KMANPUB | Decision Science and Intelligent Systems Vol. 1 No. 2 (2024): 1-21

Article history:
Received 31 October 2024
Revised 27 November 2024
Accepted 09 December 2024
Published online 28 December 2024

Development and Evaluation of a Hybrid Model for Predicting the Maturity of Intellectual Capital Based on Artificial Neural Network and Genetic and Firefly Algorithms

Hossein Azizinejad[1], Gholamreza Tavakoli[2*], Mohammad Ehsanifar[3], Amir Najafi[4]

[1] PhD Student, Department of Industrial Management, Faculty of Management and Economics, SR.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran
[2] Associate Professor, Department of Management, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran
[3] Associate Professor, Department of Industrial Engineering, Ar.C., Islamic Azad University, Arak, Iran
[4] Associate Professor, Department of Industrial Engineering, NT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

*** Corresponding author email address**: tavakoli454545@gmail.com

A r t i c l e I n f o

Article type:
Original Research

How to cite this article:
Rahimi, P., et. al. (2024). Development and Evaluation of a Hybrid Model for Predicting the Maturity of Intellectual Capital Based on Artificial Neural Network and Genetic and Firefly Algorithms. *Decision Science and Intelligent Systems. 1(2), 1-21*.

© 2024 the authors. Published by KMAN Publication Inc. (KMANPUB), Ontario, Canada. This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

A B S T R A C T

In today's rapidly evolving innovation landscape, managing intellectual assets and assessing their maturity plays a crucial role in gaining competitive advantage, creating value, and achieving organizational success. Therefore, this research aims to present a predictive model for the maturity of intellectual capital in knowledge-based firms located in industrial parks. This model employs a hybrid approach that integrates Multi-Layer Perceptron (MLP) artificial neural networks with genetic algorithms and firefly algorithms. The research is applied-developmental in nature, descriptive-modeling in methodology, and mixed-methods (qualitative and quantitative) in data type. The qualitative sample consisted of 12 experts and specialists selected through snowball sampling, while the quantitative segment included 212 knowledge-based companies chosen using stratified random sampling. Data collection tools included a review of scientific literature, specialized interviews, and standardized questionnaires. After assessing the validity and reliability of the questionnaires, the data were analyzed using the Delphi method, confirmatory factor analysis, MLP neural networks, and their combinations with genetic algorithms and firefly algorithms. SPSS, PLS, and Python software were utilized for this purpose. The results indicated that all models examined were capable of predicting the maturity level of intellectual capital. However, the hybrid model combining neural networks with the firefly algorithm demonstrated significantly better and more accurate performance in predicting intellectual capital maturity levels, achieving evaluation metrics of 95.35% accuracy, 94.35% precision, 95.35% recall, 94.41% F1-score, and an AUC of 0.996.

Keywords: *Intellectual Capital Maturity, Artificial Neural Networks, Genetic Algorithm, Firefly Algorithm*

Introduction

The knowledge-based economy is based on the production, distribution, and application of knowledge and information, where investment in knowledge is considered the main driver of economic growth and the creation of wealth and employment (Hanafi Neiri et al., 2023; Gunawan, 2015). Knowledge-based companies play a central role in the commercialization of research and development

achievements (Van & Chrom Jakova, 2024). These companies generate profitability by commercializing innovative ideas, and in Iran, more than 8,000 knowledge-based companies operate in various fields of technology (Statistics from the Comprehensive Knowledge-Based System, 1402 [Persian calendar year]). In this economy, knowledge and intellectual capital are considered a fundamental competitive advantage for organizations (Wang, 2021; Anderson et al., 2017). Intellectual capital is defined as "knowledge that creates value for an organization," and its development is the main goal of companies' performance, creating value through the combination of human capital, structural capital, and relational capital (Haddin & Zakiah, 2022). Given global competition, the recognition, evaluation, and measurement of intangible assets and intellectual capital are essential as a source for sustainable growth (Ranaei Kordshouli et al., 2016). Evaluating intellectual capital helps stakeholders make sound decisions and helps countries assess their capabilities to participate in the knowledge revolution (Rossi et al., 2018; Rezaeian et al., 2011). The competitive advantage of organizations also depends on the maturity of intellectual capital (Rajabpour & Babashahi, 2020). Assessing and determining the level of intellectual capital maturity is the first step in this direction (Nejat et al., 2022). Intellectual capital maturity represents the ideal state of an organization in leveraging its hidden potential to increase organizational productivity (Salmani et al., 2019). Various models have been presented for evaluating intellectual capital maturity, but most of them are purely theoretical (Chaudhuri et al., 2018). Measurement systems should reflect the commercial value of intellectual capital (Vaz et al., 2018; Yuan et al., 2021). Studies show that intellectual capital and its dimensions have a non-linear and dynamic approach in organizations (Grami et al., 2022; Liu & Kwhe, 2022; Xu & Zhang, 2021; Asif et al., 2021; Sardo & Seraschiro, 2018; Bratianu, 2017; Nejat & Karimi Khozan, 2019). Predicting the level of intellectual capital maturity is complex due to the non-linear relationships present (Yuan et al., 2021) .Machine learning techniques are suitable for predicting non-linear data (Mirzaei & Douaei, 2019). This article seeks to predict the maturity of intellectual capital in knowledge-based companies by combining artificial neural networks with metaheuristic algorithms, specifically using genetic and firefly algorithms to train artificial neural networks in order to provide a suitable and efficient system for predicting the level of intellectual capital maturity.

Methodology

This research is applied-developmental in terms of its objective, descriptive-modeling in terms of its method, and mixed (qualitative and quantitative) in terms of its data type. In the qualitative section, the statistical sample included 12 experts and specialists who were selected using a snowball sampling method. In the quantitative section, 212 knowledge-based companies were selected using stratified random sampling. Data collection tools included reviewing scientific texts, expert interviews, and standard questionnaires. The validity and reliability of the questionnaires were examined, and the data were analyzed using the Delphi method, confirmatory factor analysis, MLP neural networks, and their combinations with genetic and firefly algorithms. SPSS, PLS, and Python software were used for this purpose.

To identify the factors affecting the intellectual capital of knowledge-based companies (independent variable), a review of the literature, company documents, interviews with experts, and a researcher-made questionnaire were used. Initially, information was gathered through library research and research notes, and then the opinions of experts were collected and consensus was reached using semi-

structured interviews and the Delphi approach. Finally, data were collected through a researcher-made questionnaire with a five-point Likert scale.

The Genetic Algorithm (GA) is a randomized metaheuristic technique inspired by the natural phenomena of selection and population evolution, focusing on the survival of the fittest individual. The Firefly Algorithm (FA) is a nature-inspired optimization method that models the mating behavior of fireflies.

Findings

The results showed that all the models examined were able to predict the level of intellectual capital maturity. However, the combined model of neural network with the firefly algorithm showed significantly better and more accurate performance in predicting the level of intellectual capital maturity with the following evaluation criteria:

Accuracy=95.35%

Precision=94.35%

Recall=95.35%

F1-score=94.41%

AUC=0.996

Confirmatory factor analysis also showed that all the main dimensions of intellectual capital (human capital, structural capital, relational capital, and innovation capital) were confirmed, and the Cronbach's alpha coefficient above 0.7 indicates good internal consistency.

Of the 212 companies examined, 62% had a first level of maturity (initial or starting process), 19% had a second level of maturity (planned or managed process), 13% had a third level of maturity (established or defined process), 5% had a fourth level of maturity (managed or quantitatively managed process), and only 1% had a fifth level of maturity (optimized or optimal process).

Discussion and Conclusion

This research showed that using combined models based on artificial neural networks and metaheuristic algorithms, especially the firefly algorithm, can significantly increase the accuracy and efficiency of predicting the level of intellectual capital maturity in knowledge-based companies. This model can be used as an effective tool for managers in making strategic decisions and planning in the field of intellectual capital management.

Suggestions:

- Expanding this model to other industries and evaluating its capabilities in non-knowledge-based companies.
- Training managers and employees on the importance of intellectual capital and the application of intelligent machine learning models.
- Creating a database of intellectual capital data to continuously update the model.
- Continuously analyzing and improving the model using new data and other metaheuristic algorithms.
- Facilitating knowledge and technology transfer processes.

- Continuous collaboration with universities and research centers.

These suggestions can help increase innovation and competitiveness of knowledge-based companies in the market.

علم تصمیم گیری و سیستم های هوشمند دوره ۱، شماره ۲ (۱۴۰۳): ۲۱-۱

تاریخچه مقاله
دریافت شده در تاریخ ۹ آبان ۱۴۰۳
اصلاح شده در تاریخ ۶ آذر ۱۴۰۳
پذیرفته شده در تاریخ ۱۹ آذر ۱۴۰۳
منتشر شده در تاریخ ۸ دی ۱۴۰۳

توسعه و ارزیابی یک مدل هیبریدی برای پیش‌بینی بلوغ سرمایه فکری مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های ژنتیک و کرم شب‌تاب

حسین عزیزی نژاد[۱]، غلامرضا توکلی[۲*]، محمد احسانی فر[۳]، امیر نجفی[۴]

۱. دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۲. دانشیار، گروه مدیریت، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران
۳. دانشیار، گروه مهندسی صنایع، واحد اراک، دانشگاه آزاد اسلامی، اراک، ایران
۴. دانشیار، گروه مهندسی صنایع، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

*ایمیل نویسنده مسئول: tavakoli454545@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله
پژوهشی اصیل

نحوه استناد به این مقاله:
عزیزی نژاد، حسین.، توکلی، غلامرضا.، احسانی فر، محمد.، و نجفی، امیر. (۱۴۰۳). توسعه و ارزیابی یک مدل هیبریدی برای پیش‌بینی بلوغ سرمایه فکری مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی و للگوریتم‌های ژنتیک و کرم شب‌تاب. *علم تصمیم گیری و سیستم های هوشمند*، *۱(۲)*، ۲۱-۱.

© ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

چکیده

در عصر حاضر که سرعت نوآوری سرسام‌آور است، مدیریت دارایی‌های فکری و سنجش میزان بلوغ آن‌ها، نقشی تعیین‌کننده در کسب برتری رقابتی، خلق ارزش و دستیابی به کامیابی سازمانی ایفا می‌کند. از این رو، پژوهش حاضر با هدف ارائه یک مدل پیش‌بینی‌کننده بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش‌بنیان مستقر در شهرک‌های صنعتی صورت گرفته است. این مدل، از یک رویکرد ترکیبی بهره می‌برد که در آن، شبکه عصبی مصنوعی (MLP) با الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و کرم شب‌تاب تلفیق شده است. این تحقیق از نظر هدف، کاربردی-توسعه‌ای، از نظر روش، توصیفی-مدلسازی و از نظر نوع داده، آمیخته (کیفی و کمی) است. در بخش کیفی، نمونه آماری شامل ۱۲ نفر از متخصصان و خبرگان بود که با روش نمونه‌گیری گلوله برفی انتخاب شدند. در بخش کمی نیز، ۲۱۲ شرکت دانش‌بنیان به روش تصادفی طبقه‌ای انتخاب شدند. ابزار گردآوری داده‌ها شامل بررسی متون علمی، مصاحبه‌های تخصصی و پرسشنامه‌های استاندارد بود. پس از بررسی روایی و پایایی پرسشنامه‌ها، داده‌ها با استفاده از روش دلفی، تحلیل عاملی تاییدی، شبکه عصبی MLP و ترکیبات آن با الگوریتم‌های ژنتیک و کرم شب تاب مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. برای این منظور از نرم‌افزارهای SPSS، PLS و Python استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان داد که تمامی مدل‌های مورد بررسی، توانایی پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری را دارند. با این حال، مدل ترکیبی شبکه عصبی با الگوریتم کرم شب‌تاب، با کسب معیارهای ارزیابی=Accuracy 94/35%، 95/35% =Precision، 95/35% Recall، F1-core=94/41% و AUC=0/996، عملکردی به مراتب بهتر و دقیق‌تر در پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری از خود نشان داد.

کلیدواژگان: *بلوغ سرمایه فکری، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم کرم شب تاب*

مقدمه

اقتصاد دانش بنیان، اقتصادی است که مستقیما بر اساس تولید، توزیع و کاربرد دانش و اطلاعات شکل می‌گیرد و در آن سرمایه گذاری در دانش و صنایع دانش پایه مورد توجه خاصی است و در آن دانش به عنوان محرک اصلی رشد، ایجاد ثروت و اشتغال در تمامی فعالیت‌ها و کسب و کارها قلمداد می‌شود (Hanafi Neiri et al., 2023). رقابت‌پذیری فزاینده در سطح جهانی، یکی از دستاوردهای اقتصاد دانش‌بنیان است که به رشد اقتصادی و توسعه مالی کشورها شتاب می‌بخشد (Gunawan, 2015). در این میان، شرکت‌های دانش‌بنیان به عنوان موتور محرک اقتصاد دانش‌بنیان، با ایفای نقش محوری در تحقق اهداف علمی، اقتصادی و تجاری‌سازی دستاوردهای تحقیق و توسعه در حوزه‌های فناوری، جایگاهی ویژه دارند (Van & Chrom Jakova, 2024).

شرکت‌های دانش‌بنیان، به عنوان بستری برای خلق نوآوری، در اقتصاد هر کشور از اهمیت بسزایی برخوردارند. سودآوری در این شرکت‌ها، ناشی از تجاری‌سازی ایده‌های نوین و خلاقانه است که از تعامل سازنده میان سرمایه‌های دانشی و منابع فیزیکی حاصل می‌شود. بر اساس آمار موجود در سامانه جامع دانش‌بنیان (۱۴۰۲)، در حال حاضر بیش از ۸ هزار شرکت دانش‌بنیان در ایران فعالیت دارند که عمده فعالیت آن‌ها در حوزه‌های فناوری اطلاعات و ارتباطات، نرم‌افزارهای رایانه‌ای، ماشین‌آلات و تجهیزات پیشرفته و برق و الکترونیک متمرکز است. در عرصه رقابتی نوین که شالوده آن بر اقتصاد دانش‌بنیان استوار است، دانش و سرمایه‌های فکری سازمان به عنوان یک مزیت رقابتی اساسی محسوب می‌شوند (Wang, 2021). در این اقتصاد رقابتی، سازمان‌هایی موفق خواهند بود که با بهره‌گیری از سرمایه‌های فکری خود، محصولاتی با توان رقابتی بالا به بازار عرضه کنند (Anderson et al., 2017).

سرمایه فکری، به طور کلی، به "دانشی که برای یک سازمان ارزش ایجاد می‌کند" تعریف می‌شود. توسعه سرمایه فکری، با توجه به ارزش افزوده‌ای که برای ذینفعان سازمان، از جمله مالکان، مدیران، کارکنان و جامعه به ارمغان می‌آورد، به عنوان هدف اصلی عملکرد شرکت تلقی می‌شود. این امر، نشان‌دهنده اهمیت روزافزون سرمایه فکری در بقا و توسعه سازمان‌ها است. سرمایه فکری، از طریق ترکیب سرمایه انسانی، سرمایه ساختاری و سرمایه ارتباطی ارزش خلق می‌کند. این ابعاد شامل دانش، ایده‌ها، قابلیت‌ها، روابط، مهارت‌ها، نگرش‌ها، فرهنگ سازمانی، حسن نیت و ارزش‌های سازمان است (Haddin & Zakiah, 2022).

با توجه به افزایش رقابت در سطح جهانی و پیشتازی کشورهای صاحب فناوری، توجه به شناخت، ارزیابی و سنجش دارایی‌های نامشهود و سرمایه فکری به عنوان منبعی برای ایجاد رشد و توسعه پایدار، امری ضروری به نظر می‌رسد. از آنجا که ایران در نظر دارد تا در افق ۱۴۰۴، جایگاهی برتر از نظر اقتصادی و علمی در بین کشورهای منطقه کسب کند، شناسایی اجزا و شاخص‌های اندازه‌گیری سرمایه فکری، یکی از نیازهای اساسی جهت تعیین جایگاه علمی و اقتصادی کشور در میان سایر کشورها است (Ranaei Kordshouli et al., 2016).

ارزیابی سرمایه فکری، رویکردی برای اندازه‌گیری دارایی‌های نامشهود و توصیف نتایج فعالیت‌های دانش‌بنیان است، زیرا ذینفعان موسسات دانش‌بنیان بر نیاز به اطلاعات سرمایه فکری برای تصمیم‌گیری صحیح تاکید دارند (Rossi et al., 2018). گزارش‌های بانک جهانی به منظور تخمین دانش ملی، بیانگر این است که ارزیابی و اندازه‌گیری دانش، ابزاری است که کشورها را جهت تحلیل قابلیت‌هایشان به منظور سهیم شدن در انقلاب دانشی جهان یاری می‌رساند. ارائه دارایی‌های دانشی موجب شناسایی شایستگی‌ها و قابلیت‌های ملی می‌شود که برای رشد اقتصادی، کسب مزیت رقابتی، توسعه انسانی و بهبود کیفیت زندگی ضروری است (Rezaeian et al., 2011).

در محیط جهانی‌شده کنونی که اساس آن بر نوآوری استوار است و تقاضا برای محصولات و خدمات دانش‌بنیان در حال افزایش است، مزیت رقابتی سازمان‌ها صرفاً به داشتن سرمایه‌های فکری محدود نمی‌شود، بلکه لزوم تمرکز بر بلوغ سرمایه فکری به عنوان یک استراتژی منابع انسانی، می‌تواند به افزایش و توسعه ظرفیت‌ها و قابلیت‌های رقابتی شرکت کمک نماید (Rajabpour & Babashahi, 2020). از این رو، نخستین گام در این مسیر، ارزیابی و تعیین سطح بلوغ سرمایه فکری سازمان در شرایط کنونی است و پس از آن، شناسایی نقاط ضعف و قوت در وضعیت موجود، تعیین وضعیت مطلوب و ارائه راهکارهای مناسب جهت ارتقای سطح بلوغ سازمانی، ضروری است (Nejat et al., 2022).

بلوغ سرمایه فکری، در حقیقت، نشان‌دهنده وضعیت ایده‌آل یک سازمان در بهره‌گیری از پتانسیل‌های نهان خود برای اهرمی‌سازی آن‌ها به منظور افزایش بهره‌وری سازمانی است. مفهوم بلوغ سرمایه فکری، به عنوان راهی برای ارزیابی میزان کامل بودن، تمام بودن، آماده بودن یا میزان رشد و توسعه مؤلفه‌های سرمایه فکری، مطرح می‌شود (Salmani et al., 2019).

جهت ارزیابی بلوغ سرمایه فکری، پژوهشگران مدل‌های مختلفی با استفاده از روش‌های آماری و روش‌های مبتنی بر حسابداری ارائه داده‌اند. با این حال، این مطالعات صرفاً به ارائه مدل‌های نظری برای اندازه‌گیری بلوغ سرمایه فکری اکتفا کرده‌اند و از پیاده‌سازی چارچوبی عملیاتی برای پیش‌بینی میزان و سطح بلوغ سرمایه فکری غفلت ورزیده‌اند. از آنجایی که ارزیابی سرمایه فکری و بلوغ آن می‌تواند به شرکت‌ها کمک کند تا ارزش خود را افزایش دهند، برای شرکت‌ها بسیار معنادار است که سرمایه فکری خود را به شیوه‌ای دقیق و عینی اندازه‌گیری کنند (Chaudhuri et al., 2018). در همین راستا، باسی (۲۰۰۰) تأکید می‌کند که در اکثر سازمان‌ها، سیستم‌های اندازه‌گیری بر اساس الزامات اصول حسابداری سنتی و قوانین داخلی برای گزارش‌دهی است که مشکلات خاص خود را دارند (Vaz et al., 2018). همان‌طور که بیان شد، سرمایه فکری یک شرکت اغلب دارایی‌های نامشهود است تا محصولات سودآور. بنابراین، سیستم‌های شاخص ارزیابی موجود، قادر به انعکاس ارزش تجاری سرمایه فکری نیستند. در حال حاضر، اکثر سیستم‌های شاخص ارزیابی سرمایه فکری صرفاً نظری هستند و از اطلاعات کافی پشتیبانی نمی‌کنند. جمع‌آوری شاخص‌ها اغلب بسیار سخت است و جای تعجب نیست که این سیستم‌ها چندان کاربردی نیستند (Yuan et al., 2021).

مطالعات انجام شده در رابطه با سرمایه فکری و بلوغ آن، مانند (Grami et al., 2022; Liu & Kwhe, 2022; Xu & Zhang, 2021; Asif et al., 2021; Sardo & Seraschiro, 2018; Bratianu, 2017) نشان می‌دهند که سرمایه فکری و ابعاد تشکیل‌دهنده آن دارای رویکرد غیرخطی و پویا در سازمان است. همچنین، یافته‌های نجات و کریمی خوزان (Nejat & Karimi Khozan, 2019) در رابطه با بلوغ سرمایه فکری نشان‌گر آن است که سازمان‌ها از یک الگوی غیرخطی در پیاده‌سازی ویژگی‌های مراحل پنج‌گانه بلوغ سرمایه فکری پیروی می‌کنند. به عبارت دیگر، به طور همزمان برای تحقق ویژگی‌های مراحل پنج‌گانه بلوغ سرمایه فکری تلاش می‌کنند. این امر، نیازمند استفاده از تکنیک‌ها و روش‌های مناسب و دقیق‌تری جهت ارزیابی، تصمیم‌گیری و شناخت عوامل مؤثر بر سرمایه فکری و بلوغ آن است. از طرفی، به نظر می‌رسد پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری به دلیل روابط غیرخطی موجود در عوامل تأثیرگذار بر آن، کاری پیچیده است (Yuan et al., 2021).

امروزه، تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین به صورت گسترده برای پیش‌بینی داده‌های با ساختار غیرخطی و پویا به کار گرفته شده‌اند و نتایج خوبی داشته‌اند (Mirzaei & Douaei, 2019). بر همین اساس، این مقاله با در نظر گرفتن مسئله پیش‌بینی بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش بنیان، به دنبال پیش بینی بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان با ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های فرابتکاری می‌باشد. در روش‌های متداول برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم‌های مبتنی روش‌های گرادیانی استفاده

می‌شود، این روش‌ها هنگامی که شکل تابع خیلی پیچیده و غیر خطی باشد، نا کارآمدی و ضعف خود را نشان خواهند داد. لذا در این پژوهش، آموزش شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و کرم شب تاب انجام شده و نتایج عملکرد الگوریتم‌ها با هم مقایسه می‌شود تا هم بتوان یک سیستم مناسب جهت پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری را ارائه نمود و هم با استفاده از الگوریتم جدید، کارآیی بالاتری برای شبکه‌های عصبی مصنوعی به وجود آورد.

روش پژوهش

تحقیق حاضر به لحاظ هدف کاربردی-توسعه‌ای، به روش توصیفی-مدلسازی و از نظر جمع‌آوری داده‌ها از نوع آمیخته است. در بخش کیفی، نمونه آماری شامل ۱۲ نفر از خبرگان حوزه شرکت‌های دانش بنیان است که با روش هدفمند گلوله‌برفی انتخاب شده‌اند. در بخش کمی، نمونه شامل ۲۱۲ شرکت دانش بنیان مستقر در شهرک‌های صنعتی غرب کشور است که با استفاده از روش تصادفی طبقه‌ای و بر اساس دسته فناوری محاسبه شده‌اند.

در این پژوهش گردآوری داده‌ها به این صورت است که به منظور تعیین سطح بلوغ سرمایه فکری هر یک از شرکت‌های دانش بنیان (متغیر وابسته) که از آن‌ها به عنوان خروجی مدل پیش بینی استفاده می‌شود، از مدل بلوغ سرمایه فکری واز و همکاران (Vaz et al., 2018) استفاده شده است. این مدل از طریق پرسشنامه‌ای با ۲۱ سنجه که براساس ابعاد سه گانه سرمایه فکری، شاخص بلوغ سرمایه فکری را به صورت خروجی عددی گسسته در بازه [۰-۱۴۷] برای شرکت‌ها مشخص می‌کند و سپس سطوح بلوغ سرمایه فکری را با توجه به خروجی‌های به دست آمده با تعیین ۵ سطح مختلف بلوغ سرمایه فکری براساس نقاط مقیاس بلوغ تعیین می‌کند که در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱

سطوح مقیاس ارزیابی سرمایه فکری

سطوح بلوغ	نقاط مقیاس بلوغ	علائم مقیاس بلوغ
فرایند اولیه (آغازین)	۱-۱۸	قرمز
فرایند برنامه ریزی شده (مدیریت شده)	۱۹-۳۶	نارنجی
فرایند ایجاد شده (تعریف شده)	۳۷- ۷۴	زرد
فرایند مدیریت شده (مدیریت کمی شده)	۷۵- ۱۱۰	آبی
فرایند بهینه شده (بهینه)	۱۱۱-۱۴۷	سبز

همچنین به منظور شناسایی هر یک از عوامل تاثیرگذار بر سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان (متغیر مستقل) که از آن‌ها به عنوان ورودی مدل پیش بینی استفاده می‌شود، از بررسی ادبیات موضوع، اسناد و مدارک شرکت ها، مصاحبه با خبرگان و پرسشنامه محقق ساخته محاسبه شده است. لذا، ابتدا از روش کتابخانه‌ای و فیش تحقیق برای گردآوری اطلاعات استفاده شد. سپس با روش مصاحبه نیمه‌ساختاریافته و رویکرد دلفی، نظرات خبرگان جمع‌آوری و اجماع حاصل شد. این مراحل شامل برگزاری سه جلسه پنل با خبرگان و ارزیابی نظریات بود. سرانجام، داده‌ها از طریق یک پرسشنامه محقق‌ساخته با طیف پنج گزینه‌ای لیکرت که از ادبیات پژوهش و تأیید خبرگان تهیه شده بود، جمع‌آوری گردید.

روایی و پایایی پرسشنامه‌ها به ترتیب به صورت روایی صوری و روایی سازه و پایایی آن‌ها با استفاده از ضریب آلفای کرونباخ مورد بررسی قرار گرفته است. جهت تجزیه و تحلیل داده‌ها از الگوریتم‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و ترکیب آن با الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و کرم شب تاب با استفاده از کتابخانه‌های مختلف Python استفاده شده است.

شـبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌هایی ریاضی هستند که عملکرد مغز انسان را شبیه‌سازی کرده و قابلیت‌های تحلیلی بالایی برای داده‌ها دارند. یکی از مهم‌ترین نوع این شبکه‌ها، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه است که ترکیبی از ورودی‌های خطی و غیرخطی را پردازش می‌کند. مسئله کلیدی در این شبکه‌ها، تعیین تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌هاست (Zhang, 2003). تحقیقات نشان داده است که یک شبکه می‌تواند با یک تا سه لایه پنهان به تقریب توابع پیچیده بپردازد. همچنین، وجود تعداد کافی لایه‌ها در یادگیری مؤثر است و لایه‌های پنهان نقش اساسی دارند (Soltani Faskendis et al., 2017).

الگوریتم ژنتیک (GA) یک تکنیک فراابتکاری تصادفی است که از پدیده‌های طبیعی انتخاب و تکامل جمعیت الهام می‌گیرد و بر بقای شایسته‌ترین فرد تمرکز دارد. هدف این الگوریتم تقلید از تغییرات طبیعی در اکوسیستم‌ها و ارزیابی پیامدهای روان‌شناختی است. این الگوریتم به عنوان یک سیستم هوش مصنوعی عمل می‌کند که نسل‌های در حال تکامل را برای دستیابی به نتایج بهتر محدود می‌کند. فرآیندهای اصلی شامل تلاقی، جهش و انتخاب است. تلاقی با ترکیب ویژگی‌های دو یا چند فرد برای ایجاد نتایج بهتر انجام می‌شود. جهش به تصادفی‌سازی مراحل مختلف می‌پردازد و در نهایت، افراد با بهترین نتایج به نسل بعدی انتقال داده می‌شوند. الگوریتم ژنتیک به ویژه در مسائلی که راه‌حل‌ها به‌طور کامل مشخص نیستند یا زمان زیادی را در بر می‌گیرد، بسیار مؤثر است (Artam & Okey, 2017).

الگوریتم کرم شب‌تاب (FA) که توسط یانگ در سال ۲۰۰۸ معرفی شد، یک روش بهینه‌سازی الهام‌گرفته از طبیعت است که از رفتار جفت‌یابی کرم‌های شب‌تاب الگوبرداری می‌کند. این الگوریتم، مشابه با الگوریتم ازدحام ذرات، از ساطع کردن نور توسط کرم‌های شب‌تاب برای جذب جفت استفاده می‌کند (Rajabi et al., 2019). در این الگوریتم، درخشندگی کرم شب‌تاب با مقدار تابع هدف مرتبط است و جذابیت کرم‌ها بر اساس شدت نور تعیین می‌شود (Akbarifard et al., 2018). عملکرد الگوریتم به این صورت است که ابتدا کرم‌ها به‌طور تصادفی پراکنده می‌شوند، سپس هر کرم نوری ساطع می‌کند که شدت آن متناسب با بهینگی موقعیتش است. کرم‌های کم‌نورتر به سمت کرم‌های پرنورتر جذب می‌شوند و از این طریق، اطلاعات را با یکدیگر تبادل می‌کنند (Yang, 2009).

به منظور افزایش دقت و سرعت عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین و جلوگیری از کاهش سرعت و دقت ناشی از استفاده از داده‌های خام، داده‌های نهایی در رنج ۰ تا ۱ نرمال‌سازی شده‌اند تا یک مجموعه داده استاندارد ایجاد گردد.

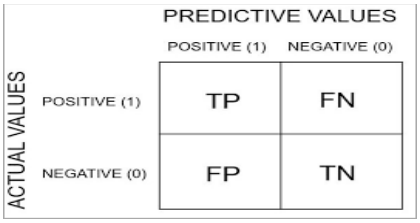
رابطه

$$X_n = L + \frac{(X - X_{min})(H - L)}{X_{max} - X_{min}} \quad (۱)$$

همچنین از ماتریس درهم ریختگی و معیارهای دقت، صحت، حساسیت، F1-Score و منحنی مشخصه عملکرد گیرنده ROC برای بررسی عملکرد هر یک از مدل‌ها و مقایسه آن‌ها استفاده شده است. ماتریس در هم ریختگی در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲

ماتریس در هم ریختگی برای طبقه بندی



همانگونه که در ماتریس فوق مشاهده می‌شود، مقادیر می‌توانند در یکی از دسته‌هایTN (منفی صحیح)، TP (مثبت صحیح)، FN (منفی کاذب) و FP (مثبت کاذب) قرار بگیرند. همچنین، معیار منحنی مشخصه عملکرد گیرنده از نمودار ROC به دست می‌آیند که در آن محور X نسبت تعداد نمونه‌های نادرست مثلث AUC به کل نمونه‌های منفی و محور Y نسبت تعداد نمونه‌های درست مثلث AUC به کل نمونه‌های مثبت است. AUC نشان دهنده مساحت زیر نمودار ROC است و بین ۰ تا ۱ است که مقدار بالاتر آن بهتر است.

یافته‌ها

سطح بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان به عنوان خروجی‌های مدل

برای تعیین سطوح بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان، ابتدا میانگین نمره ارزیابی معیارهای بلوغ سرمایه فکری براساس پرسشنامه استاندارد مدل واز و همکاران (۲۰۱۸) برای هر شرکت محاسبه شد. سپس این نمره با جدول استاندارد بلوغ سرمایه فکری واز و همکاران (۲۰۱۸) مقایسه شده و سطح بلوغ سرمایه فکری هر شرکت تعیین گردید. با توجه به اینکه نمونه آماری در این مرحله ۲۱۲ شرکت دانش بنیان بود، لذا سطح بلوغ سرمایه فکری برای همه آن‌ها محاسبه شد. جدول ۳ سطح بلوغ سرمایه فکری محاسبه شده برای شرکت‌های دانش بنیان را نشان می‌دهد.

جدول ۳

سطح بلوغ سرمایه فکری هر یک از شرکت‌های دانش بنیان به عنوان خروجی‌های مدل

سطوح بلوغ سرمایه فکری	نقاط مقیاس بلوغ	تعداد شرکت متعلق به هر سطح
سطح اول- فرایند اولیه (آغازین)	۱-۱۸	۱۳۱ شرکت
سطح دوم- فرایند برنامه ریزی شده (مدیریت شده)	۱۹-۳۶	۴۱ شرکت
سطح سوم- فرایند ایجاد شده (تعریف شده)	۳۷-۷۴	۲۷ شرکت
سطح چهارم- فرایند مدیریت شده (مدیریت کمی شده)	۷۵-۱۱۰	۱۱ شرکت
سطح پنجم- فرایند بهینه شده (بهینه)	۱۱۱-۱۴۷	۲ شرکت

از تعداد ۲۱۲ شرکت شناسایی شده، ۶۲ درصد دارای سطح اول بلوغ- فرایند اولیه (آغازین)، ۱۹ درصد دارای سطح دوم بلوغ- فرایند برنامه ریزی شده (مدیریت شده)، ۱۳ درصد دارای سطح سوم بلوغ- فرایند ایجاد شده (تعریف شده)، ۵ درصد دارای سطح چهارم بلوغ- فرایند مدیریت شده (مدیریت کمی شده) و فقط ۱ درصد دارای سطح پنجم بلوغ- فرایند بهینه شده (بهینه) بودند که این پنج سطح بلوغ خروجی‌های مدل را تشکیل می‌دهند.

عوامل موثر بر سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان به عنوان ورودی‌های مدل

در بخش کیفی این پژوهش، ابتدا ۴ بعد و ۱۰۴ شاخص مرتبط با سرمایه فکری از ادبیات تحقیق شناسایی شد. سپس از طریق مصاحبه نیمه‌ساختاریافته و با استفاده از روش دلفی در سه مرحله، نظرات خبرگان بررسی گردید. در این مراحل، ۲۸ شاخص در مرحله اول، ۲۱ شاخص در مرحله دوم و ۲ شاخص در مرحله سوم حذف شدند. در نهایت، ۴ مؤلفه (سرمایه انسانی، سرمایه ساختاری، سرمایه ارتباطی و سرمایه نوآوری) و ۵۳ شاخص به‌عنوان عوامل مؤثر بر سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان برای تحلیل در بخش کمی و به‌عنوان ورودی‌های مدل شناسایی گردید.

تحلیل عاملی تاییدی

برای بررسی اینکه آیا شاخص‌های مؤثر بر سرمایه فکری می‌توانند به عنوان سنجه در ابعاد اصلی سرمایه انسانی، سرمایه ساختاری، سرمایه رابطه‌ای و سرمایه نوآوری قرار گیرند، از تحلیل عاملی تاییدی استفاده شده است تا این ابعاد اصلی پژوهش استخراج و تأیید شوند. به همین منظور از تحلیل عاملی براساس شاخص‌های KMO و آزمون بارتلت استفاده شده است. برای استفاده از تحلیل عاملی تاییدی در پژوهش، ابتدا باید از این مساله اطمینان حاصل شود که می‌توان داده‌های موجود را برای تحلیل مورد استفاده قرار داد. به عبارت دیگر تعداد داده‌های مورد نظر برای تحلیل عاملی کافی باشند. در تحلیل عاملی تاییدی بارهای عاملی بزرگتر از ۰/۵، مقدار شاخص KMO حداقل ۰/۵ و سطح معنی داری آزمون بارتلت باید کوچکتر از ۰/۰۵ به دست آید. همچنین در این بخش به منظور اطمینان از سازگاری دورنی سنجه‌ها از ضریب آلفای کرونباخ استفاده شده است. نتایج تحلیل عاملی تاییدی در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴

تحلیل عاملی تاییدی برای تایید سازه‌های پژوهش

ابعاد اصلی	سنجه	بار عاملی	KMO	سطح معنی داری آزمون بارتلت	واریانس شده	تبیین	آلفای کرونباخ
عوامل سرمایه انسانی	تحصیلات کارکنان	۰/۹۴۲	۰/۸۵۳	۰/۰۰۰	۶۶/۴۷۲		۰/۹۳۱
	آموزش کارکنان	۰/۷۸۶					
	روحیه کارآفرینی و خلاقیت کارکنان	۰/۸۸۹					
	نگرش و انگیزش کارکنان	۰/۸۲۴					
	دانش، تجارب و سوابق کارکنان	۰/۸۰۹					
	شایستگی‌های مرتبط با کار	۰/۹۳۶					
	کیفیت و توانایی رهبری استراتژیک	۰/۸۳۰					
	مشارکت کارکنان در تصمیم گیری	۰/۸۵۶					
	مهارت‌های کارکنان	۰/۷۹۲					
	رضایت شغلی کارکنان	۰/۸۶۴					
	تمایل کارکنان به یادگیری	۰/۸۳۳					
	تعهد و روحیه سازمانی کارکنان	۰/۹۳۴					
	مهارت انجام کار تیمی	۰/۷۷۳					
	بهره وری نیروی کار	۰/۸۰۱					
عوامل ساختاری	سرمایه فرهنگ سازمانی	۰/۹۳۱	۰/۹۲۱	۰/۰۰۰	۶۲/۳۹۶		۰/۸۹۶
	ساختار سازمانی	۰/۷۹۸					
	رویه ها، سیاست‌ها و فرایندها	۰/۸۹۰					
	یادگیری سازمانی	۰/۸۲۰					
	تحقیق و توسعه	۰/۸۶۱					
	زیرساخت فناوری و سیستم‌های اطلاعاتی	۰/۸۵۹					

		تفکر، دیدگاه و سبک مدیریت	۰/۸۰۴				
		مالکیت فکری	۰/۸۲۷				
		سرمایه اجتماعی	۰/۸۱۱				
		مستندسازی اطلاعات و ایجاد پایگاه دانش	۰/۹۲۷				
		تحول و بهبود مستمر فرایندها	۰/۹۵۱				
		سطح اشتراک گذاری اطلاعات و دانش	۰/۸۱۱				
		شفافیت و دقت اطلاعات و مستندات	۰/۸۷۰				
عوامل رابطه‌ای	سرمایه	مشتری مداری	۰/۷۶۴	۰/۸۴۲	۰/۰۰۰	۶۹/۱۹۴	۰/۸۷۲
		تصویر و شهرت شرکت	۰/۸۷۹				
		سهم بازار	۰/۸۱۵				
		ارتباط با مصرف کنندگان	۰/۸۷۵				
		ارزش برند شرکت	۰/۸۸۵				
		وفاداری مشتریان	۰/۸۵۱				
		کانال‌های توزیع	۰/۸۹۴				
		رضایت مشتریان	۰/۸۴۸				
		هزینه‌های بازاریابی	۰/۷۵۲				
		توانایی شناسایی مشتریان و نیاز آنها	۰/۸۴۵				
		انعطاف پذیری در پاسخگویی به نیاز مشتری	۰/۸۶۷				
		تنوع محصولات و خدمات	۰/۹۲۰				
		مسئولیت‌های اجتماعی شرکت	۰/۸۱۷				
		شبکه‌ها و ارتباطات مشتری	۰/۸۸۱				
عوامل سرمایه نوآوری		سرمایه گذاری برای توسعه محصول	۰/۸۷۳	۰/۸۶۱	۰/۰۰۰	۷۱/۱۸۶	۰/۹۰۲
		پذیرش و سرمایه گذاری در ایده‌های جدید	۰/۸۳۷				
		ارتقای آموزش در بخش نوآوری	۰/۹۰۲				
		تشویق و تعلق پاداش به نوآوری و ایده پردازی	۰/۷۳۱				
		نوآوری در محصولات و خدمات جدید	۰/۸۹۲				
		ارتقای فرهنگ نوآوری	۰/۸۶۹				
		توانایی ایجاد کسب و کار جدید	۰/۸۱۳				
		استفاده از فناورهای جدید توسعه یافته	۰/۹۱۱				
		ظرفیت نوآوری	۰/۸۰۷				
		ایجاد فضای خلاق و نوآوری	۰/۸۴۱				
		مدیریت زنجیره تامین برای نوآوری	۰/۹۱۶				
		نوآوری پایدار و سازگار با محیط زیست	۰/۸۸۴				

نتایج جدول ۴ نشان می‌دهد که مقدار KMO برای تمام ابعاد اصلی بالاتر از ۰/۵ و سطح معنی داری آزمون بارتلت کوچکتر از ۰/۰۵ محاسبه شده است که نشان دهنده کفایت نمونه گیری و ناشناخته بودن ماتریس همبستگی بین سنجه‌ها برای استخراج ابعاد اصلی است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، همبستگی مطلوبی بین ابعاد نظری پژوهش وجود دارد و تمامی ابعاد اصلی، مورد تایید قرار می‌گیرند. علاوه بر این، مقدار آلفای کرونباخ برای هر یک از ابعاد اصلی، که نشان‌دهنده‌ی سازگاری درونی سنجش‌ها است، بالای ۰/۷ به دست آمده است. این مقدار، پایایی مناسب و سازگاری درونی بالای سنجش‌ها را تایید می‌کند..

پیش بینی بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان براساس مدل‌های مختلف

در این پژوهش با توجه به اینکه هدف آن پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان با استفاده از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های فرا ابتکاری ژنتیک و کرم شب تاب بود، لذا ابتدا از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (با استفاده از الگوریتم‌های گرادیانی) جهت پیش بینی بلوغ سرمایه فکری استفاده شده است. به منظور طراحی مدل‌های پیش بینی بلوغ سرمایه فکری، داده‌های موجود به دو بخش داده‌های آموزش به میزان ۸۰ درصد (۱۶۹ نمونه) و داده‌های تست به میزان ۲۰ درصد (۴۳ نمونه) تقسیم شده است.

در طراحی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (با استفاده از الگوریتم‌های گرادیانی)، ابتدا ساختار شبکه با ۵۳ نورون در لایه ورودی، یک لایه پنهان با یک نورون و ۵ نورون در لایه خروجی پیاده سازی شده است. در ادامه به منظور دستیابی به نتایج بهتر و همچنین بهبودهای احتمالی تعداد نورون‌های لایه پنهان افزایش یافته و سپس تعداد لایه‌های پنهان افزایش یافته و با استفاده از شاخص‌های حاصل از ماتریس درهم ریختگی و منحنی‌های ROC بهترین شبکه عصبی MLP انتخاب شده است. نتایج معیارهای دقت، صحت، حساسیت، F_1-Score و مساحت زیر منحنی ROC، در جدول ۵ نشان داده شده است.

جدول ۵

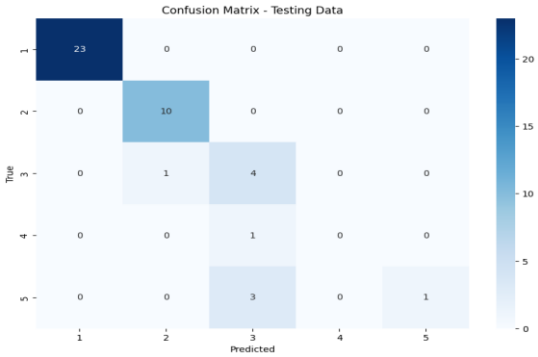
نتایج شبکه عصبی MLP با یک لایه پنهان و نورون‌های مختلف

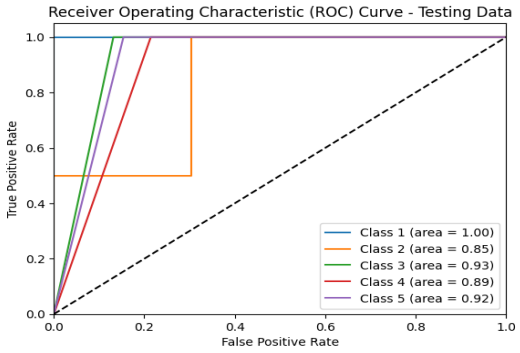
تعداد نرون‌ها لایه پنهان	نوع داده	معیارهای ارزیابی				
		AUC-ROC	F۱-Score	Recall	Precision	Accuracy
۱ لایه پنهان و ۱ نورون	تست	۰/۸۷۲	۶۲/۲۷	۶۹/۷۷	۵۶/۸۹	۶۹/۷۷
۱ لایه پنهان و ۲ نورون	تست	۰/۸۹۸	۶۸/۸۹	۷۲/۸۷	۷۳/۳۵	۷۲/۸۷
۱ لایه پنهان و ۳ نورون	تست	۰/۹۰۱	۷۲/۶۵	۷۷/۰۳	۷۵/۶۱	۷۷/۰۳
۱ لایه پنهان و ۴ نورون	تست	۰/۹۰۴	۷۹/۷۷	۸۳/۶۵	۸۲/۴۳	۸۳/۶۵
۱ لایه پنهان و ۵ نورون	تست	۰/۹۱۸	۸۶/۵۱	۸۸/۳۷	۸۹/۷۵	۸۸/۳۷
۱ لایه پنهان و ۶ نورون	تست	۰/۹۰۲	۸۲/۰۱	۸۶/۲۶	۸۴/۹۴	۸۶/۲۶
۱ لایه پنهان و ۷ نورون	تست	۰/۸۸۷	۸۱/۲۹	۸۵/۶۷	۸۴/۴۵	۸۵/۶۷
۱ لایه پنهان و ۸ نورون	تست	۰/۸۷۴	۷۹/۶۵	۸۴/۱۳	۸۲/۶۱	۸۴/۱۳
۱ لایه پنهان و ۹ نورون	تست	۰/۸۵۹	۷۸/۹۰	۸۲/۶۸	۸۱/۳۶	۸۲/۶۸
۱ لایه پنهان و ۱۰ نورون	تست	۰/۸۴۳	۷۵/۶۷	۷۹/۳۵	۷۸/۲۳	۷۹/۳۵
۲ لایه پنهان و هر لایه ۵ نورون	تست	۰/۸۸۰	۷۲/۵۶	۷۶/۷۴	۷۵/۴۲	۷۶/۷۴
۳ لایه پنهان و هر لایه ۵ نورون	تست	۰/۷۷۱	۵۹/۹۴	۶۷/۴۴	۵۴/۲۹	۶۷/۴۴

نتایج اجرای شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با یک لایه پنهان و تعداد نورون‌های مختلف در جدول ۱۰، نشان می‌دهد که بیشترین مقدار معیار دقت، معیار صحت، معیار حساسیت، معیارF1-Score و مساحت زیر منحنی ROC برای داده‌های تست در شبکه عصبی MLP با ۵ نورون اتفاق افتاده است، و پس از آن میزان این معیارها با افزایش تعداد نورون، کاهش یافته است. بنابراین بهترین ساختار شبکه عصبی، شبکه‌ای با پنج نورون در لایه پنهان است. شکل ۱ نتایج به دست آمده برای داده‌های تست شبکه عصبی با ۵ نورون در لایه پنهان را نشان می‌دهد.

شکل ۱

نتایج به دست آمده برای داده‌های تست شبکه عصبی MLP با یک لایه پنهان و پنج نورون





نتایج به

جدول

نتایج داده‌های تست شبکه عصبی MLP با یک لایه پنهان و پنج نورون

مشخصات شکل ها	نوع داده	معیارهای ارزیابی				
		AUC-ROC	F۱-Score	Recall	Precision	Accuracy
نتایج شبکه عصبی با ۱ لایه پنهان و ۵ نورون	تست	۰/۹۱۸	۸۶/۵۱	۸۸/۳۷	۸۹/۷۵	۸۸/۳۷

نتایج مربوط به تعداد لایه‌های پنهان شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در جدول ۶ نشان می‌دهد که بیشترین مقدار معیار دقت، معیار صحت، معیار حساسیت، معیارF1-Score و مساحت زیر منحنی ROC برای داده‌های تست در شبکه عصبی MLP با ۱ لایه پنهان و ۵ نورون اتفاق افتاده است. بنابراین بهترین ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (با استفاده از الگوریتم‌های گرادیانی)، از بین ساختارهای مختلف، شبکه‌ای با ۵ نورون و ۱ لایه پنهان انتخاب می‌شود که معماری آن در جدول 7 نشان داده شده است.

جدول ۷

ساختار شبکه عصبی MLP بهینه شده جهت پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری

تعداد نورون لایه ورودی	۵۳ نرون
تعداد لایه پنهان و نورون‌های آن	۱ لایه پنهان با ۵ نورون
تعداد نورون‌های لایه خروجی	۵ نرون
تابع فعال ساز لایه پنهان	Relu
تابع فعال ساز لایه خروجی	Softmax
الگوریتم بهینه ساز	الگوریتم‌های گرادیانی-Adam
تعداد دوره	Epoch ۵۰
نرخ یادگیری	۰/۰۰۱ با استفاده از روش‌های تطبیقی نرخ یادگیری
اندازه دسته	Batch ۸
ترکیب داده‌ها	۸۰ درصد آموزش(۱۶۹ نمونه) و ۲۰ درصد تست(۴۳ نمونه)

پس از پیش بینی بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان با استفاده از شبکه عصبی (با استفاده از الگوریتم‌های گرادیانی)، در این مرحله برای آموزش شبکه عصبی به جای الگوریتم‌های گرادیانی، از الگوریتم ژنتیک برای آموزش شبکه استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک برای اجرا نیازمند تنظیم برخی از پارامترها مانند تعداد جمعیت اولیه، تعداد تکرار، نرخ جهش و نرخ تقاطع می‌باشد. بر همین اساس پس از

تدوین شبکه عصبی، در اجراهای مختلف، مقدار هر یک از پارامترها تغییر یافته است که در جدول 8 بازه تعیین مقادیر پارامترها نشان داده شده است.

جدول ۸

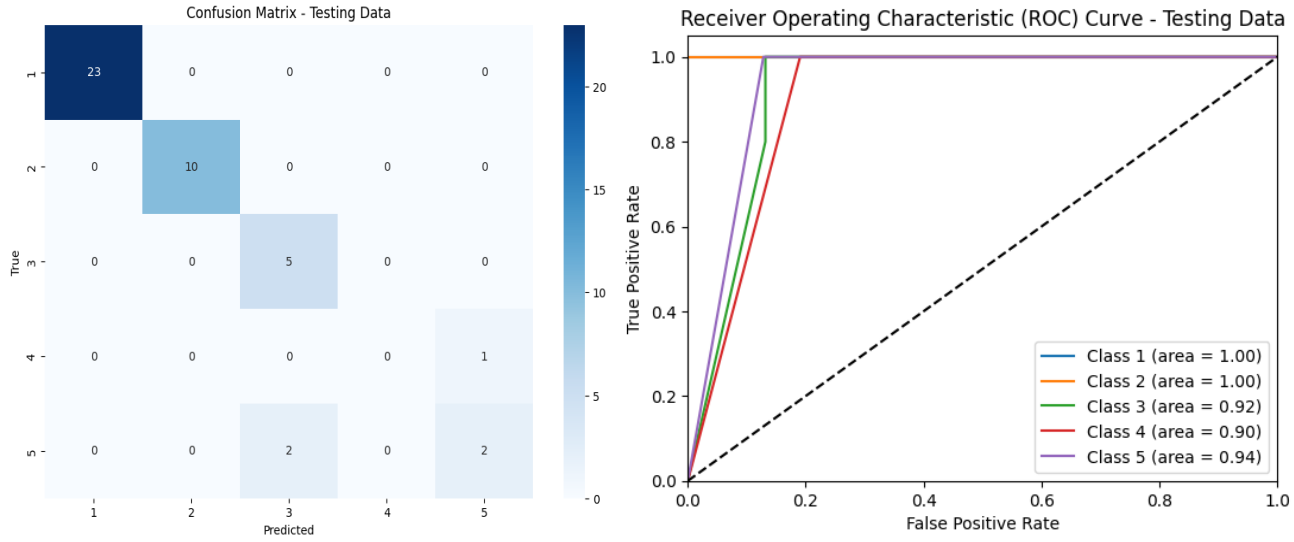
تنظیم پارامترهای الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و ژنتیک

بازه جمعیت اولیه	بازه نرخ جهش	بازه نرخ تقاطع	بازه تعداد تکرار
۲۰ - ۴۰۰	۰/۲ — ۰/۸	۰/۲ — ۰/۸	۲۰ -۴۰۰

در نهایت با تکرارهای مختلف، بهترین ساختار شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری، براساس معیارهای ارزیابی داده‌های تست از بین ساختارهای مختلف، شبکه‌ای با نرخ جهش ۰/7، نرخ تقاطع (ترکیب)۰/3، اندازه جمعیت اولیه 20و تعداد تکرار ۱۵۰ می‌باشد. شکل ۲ نتایج به دست آمده برای داده‌های تست بهترین ساختار شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد.

شکل ۲

نتایج بهینه به دست آمده برای داده‌های تست شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک



نتایج به صورت خلاصه در جدول ۹ نشان داده شده است.

جدول ۹

نتایج بهینه شده داده‌های تست شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک

مشخصات شکل ها	نوع داده	معیارهای ارزیابی			
		AUC-ROC	F۱-Score	Recall	Precision	Accuracy

نتایج بهینه شده شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک	تست	۰/۹۵۲	۹۱/۷۵	۹۳/۰۲	۹۱/۲۵	۹۳/۰۲

معماری بهینه شده شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک در جدول ۱۰ نشان داده شده است.

جدول ۱۰

ساختار بهینه شده شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک جهت پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری

تعداد نورون لایه ورودی	۵۳ نرون
تعداد لایه پنهان و نورون‌های آن	۱ لایه پنهان با ۵ نورون
تعداد نورون‌های لایه خروجی	۵ نرون
تابع فعال ساز لایه پنهان	Relu
تابع فعال ساز لایه خروجی	Softmax
الگوریتم بهینه ساز	الگوریتم بهینه ساز ژنتیک
اندازه جمعیت اولیه	۲۰
تعداد تکرار	۱۵۰
نرخ جهش	۰/۷
نرخ تقاطع (ترکیب)	۰/۳
تعداد دوره	Epoch ۵۰

سپس، به عنوان سومین مدل، این بار آموزش شبکه عصبی به جای الگوریتم‌های گرادیانی و ژنتیک، از الگوریتم کرم شب تاب برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. مانند الگوریتم ژنتیک، الگوریتم کرم شب تاب نیز برای اجرا نیازمند تنظیم برخی از پارامترها مانند تعداد جمعیت اولیه، تعداد تکرار، جذابیت اولیه، ضریب جذب نور، ضریب جهش و فضای ویژگی می‌باشد. بر همین اساس پس از تدوین شبکه عصبی با الگوریتم گرگ خاکستری، در اجراهای مختلف، مقدار هر یک از پارامترها تغییر یافته است که در جدول ۱۱ بازه تعیین مقادیر پارامترها نشان داده شده است.

جدول ۱۱

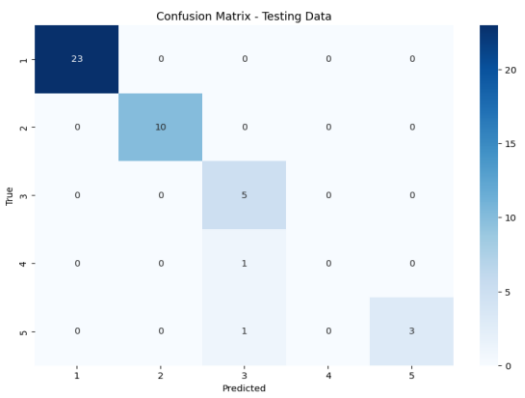
تنظیم پارامترهای الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و کرم شب تاب

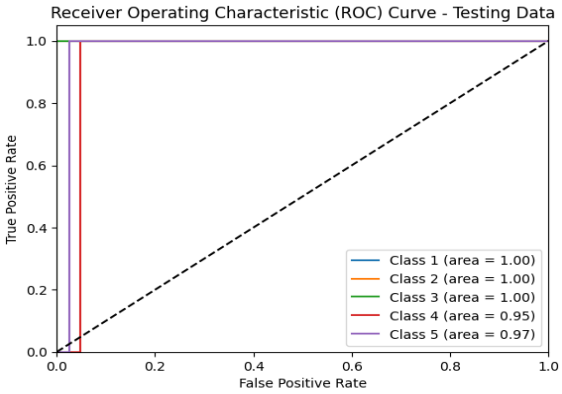
بازه جمعیت اولیه	بازه تعداد تکرار	بازه جذابیت اولیه	بازه ضریب جذب نور	بازه ضریب جهش	بازه فضای ویژگی
۲۰ - ۴۰۰	۲۰ - ۵۰۰	۰/۵ - ۳/۵	۰/۲۵ — ۱/۷۵	۰/۲۵ — ۱/۷۵	۲۰ - ۵۰۰

در نهایت با تکرارهای مختلف، بهترین ساختار شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب برای پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری، براساس معیارهای ارزیابی برای داده‌های تست از بین ساختارهای مختلف، شبکه‌ای با تعداد جمعیت اولیه ۵۰، تعداد تکرار ۲۰۰، جذابیت اولیه ۲، ضریب جذب نور ۱، ضریب جهش ۱ و فضای ویژگی ۳۰۰ می‌باشد. شکل ۳ نتایج به دست آمده برای داده‌های تست بهترین ساختار شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب را نشان می‌دهد.

شکل ۳

نتایج بهینه به دست آمده برای داده‌های تست شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب





نتا

جدول ۱۲

نتایج بهینه شده داده‌های تست شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب

مشخصات شکل ها	نوع داده	معیارهای ارزیابی				
		AUC-ROC	F۱-Score	Recall	Precision	Accuracy
نتایج بهینه شده شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب	تست	۰/۹۸۴	۹۴/۴۱	۹۵/۳۵	۹۴/۳۵	۹۵/۳۵

معماری بهینه شده شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب در جدول ۱۳ نشان داده شده است.

جدول ۱۳

ساختار بهینه شده شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب جهت پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری

تعداد نورون لایه ورودی	۵۳ نرون
تعداد لایه پنهان و نورون‌های آن	۱ لایه پنهان با ۵ نورون
تعداد نورون‌های لایه خروجی	۵ نرون
تابع فعال ساز لایه پنهان	Relu
تابع فعال ساز لایه خروجی	Softmax
الگوریتم بهینه ساز	الگوریتم بهینه ساز کرم شب تاب
تعداد جمعیت اولیه	۵۰
تعداد تکرار	۲۰۰
جذابیت اولیه	۲
ضریب جذب نور	۱
ضریب جهش	۱
فضای ویژگی	۳۰۰

تعداد دوره	Epoch ۵۰

بر اساس نتایج بدست آمده برای هر یک از مدل‌ها که در جدول ۱۴ نشان داده شده است، بهترین روش پیش بینی براساس معیار ارزیابی برای داده‌های تست، ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم کرم شب تاب بوده است. این الگوریتم توانسته در تکرارهای مختلف ضمن اینکه مقدار خطای آموزش شبکه را کاهش دهد. برای داده‌های تست نیز بهترین عملکرد را از نظر معیارها نشان دهد. بنابراین بهترین شبکه پیش بینی بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش بنیان، شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب با بوده است.

جدول ۱۴

نتایج مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف جهت پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش بنیان

نوع مدل	نوع داده	معیارهای ارزیابی				
		ROC-AUC	F۱-Score	Recall	Precision	Accuracy
شبکه عصبی MLP گرادیانی ۱ لایه پنهان و ۵ نورون	تست	۰/۹۱۸	۸۶/۵۱	۸۸/۳۷	۸۹/۷۵	۸۸/۳۷
شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب جمعیت اولیه ۵۰، تعداد تکرار ۲۰۰، جذابیت اولیه ۲، ضریب جذب نور ۱، ضریب جهش ۱ و فضای ویژگی ۳۰۰	تست	۰/۹۸۴	۹۴/۴۱	۹۵/۳۵	۹۴/۳۵	۹۵/۳۵
شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم ژنتیک نرخ جهش۰/۷، نرخ تقاطع ۰/۳، اندازه جمعیت اولیه ۲۰ و تعداد تکرار ۱۵۰	تست	۰/۹۵۲	۹۱/۷۵	۹۳/۰۲	۹۱/۲۵	۹۳/۰۲

بحث و نتیجه گیری

این پژوهش با هدف ارائه مدلی هوشمند برای پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش‌بنیان مستقر در شهرک‌های صنعتی انجام شده است. تاکنون، فقدان مدلی کارآمد برای ارزیابی و پیش‌بینی سرمایه فکری در این شرکت‌ها، مانع از تبدیل موثر آن به ارزش افزوده شده است. این امر می‌تواند منجر به شکست پروژه‌های مدیریت دانش و نوآوری شود. با توجه به ماهیت غیرخطی و پویای سرمایه فکری، ضرورت استفاده از یک مدل پیش‌بینی هوشمند در این زمینه احساس می‌شد.

در این پژوهش، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) در ترکیب با الگوریتم‌های فراابتکاری ژنتیک و کرم شب‌تاب استفاده شده است. عملکرد این دو مدل مقایسه شده و در نهایت، بهترین مدل برای پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری ارائه می‌شود.

ابتدا، سطح بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های مورد مطالعه با استفاده از پرسشنامه استاندارد مدل واز و همکاران (۲۰۱۸) تعیین شد. پس از بررسی ادبیات و پیشینه تحقیق، عوامل مؤثر بر سرمایه فکری با استفاده از روش دلفی و نظر خبرگان شناسایی و در قالب پرسشنامه‌ای به نمونه آماری ارائه گردید. سپس، با استفاده از تحلیل عاملی تأییدی، ابعاد اصلی مؤثر بر سرمایه فکری مشخص شد.

در ادامه، با بکارگیری مدل‌های مختلف پیش‌بینی، شاخص‌هایی همچون دقت، صحت، بازخوانی و F1-Score به همراه ماتریس درهم‌ریختگی و منحنی ROC برای ارزیابی عملکرد هر مدل مورد استفاده قرار گرفت. در نهایت، بر اساس نتایج به دست آمده، مناسب‌ترین مدل برای پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری انتخاب و ارائه شد.

براساس نتایج به دست آمده از مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف، همه این مدل‌ها قابلیت پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش‌بنیان را دارند، ولی مدل ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم کرم شب تاب بهترین کارایی را نشان می‌دهد. بهترین شبکه عصبی مصنوعی ترکیب شده با الگوریتم کرم شب تاب برای پیش بینی سطح بلوغ سرمایه فکری شرکت‌های دانش بنیان با تعداد جمعیت اولیه ۵۰، تعداد تکرار ۲۰۰، جذابیت اولیه ۲، ضریب جذب نور ۱، ضریب جهش ۱ و فضای ویژگی ۳۰۰ و با دقت ۹۵/۳۵ درصد، صحت ۹۴/۳۵ درصد، حساسیت ۹۵/۳۵ درصد، F1-Score ۹۴/۴۱ درصد و مساحت زیر منحنی ROC ۰/۹۸۴ بوده است که نشان‌دهنده برتری آن نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی بلوغ سرمایه فکری است.

در این تحقیق، مدلی هوشمند برای پیش‌بینی بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش‌بنیان واقع در شهرک‌های صنعتی ارائه شده است که بر پایه ترکیبی از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فراابتکاری طراحی شده است. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که تاکنون تحقیقاتی در زمینه پیش‌بینی سطح بلوغ سرمایه فکری شرکت‌ها از طریق الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام نشده است. بیشتر مطالعات و پژوهش‌های موجود در این حوزه به ارزیابی بلوغ سرمایه فکری شرکت‌ها با استفاده از روش‌های آماری و حسابداری محدود شده است. در مقابل، مدل ارائه شده قابلیت ارزیابی دقیق‌تر و پیش‌بینی مؤثرتر بلوغ سرمایه فکری را نسبت به روش‌های سنتی داراست. این مدل می‌تواند به عنوان ابزاری حیاتی برای مدیران در اتخاذ تصمیمات کلیدی و برنامه‌ریزی استراتژیک در زمینه مدیریت سرمایه فکری مورد استفاده قرار گیرد. همچنین، پژوهش‌های آینده می‌توانند بر توسعه این مدل در سایر صنایع تمرکز کنند و تأثیر آن بر عملکرد بلندمدت شرکت‌ها را مورد بررسی قرار دهند.

در پایان این تحقیق، پیشنهادات عملی برای بهبود و پیاده‌سازی مدل هوشمند پیش‌بینی بلوغ سرمایه فکری در شرکت‌های دانش‌بنیان ارائه می‌شود. ابتدا، پیشنهاد می‌شود که این مدل به صنایع دیگر گسترش یافته و قابلیت‌های آن ارزیابی شود تا به شرکت‌های غیر دانش‌بنیان نیز کمک کند. همچنین، آموزش مدیران و کارکنان درباره اهمیت سرمایه فکری و کاربرد مدل‌های هوشمند یادگیری ماشین ضروری است تا بتوانند به‌طور مؤثرتری از این ابزارها در تصمیم‌گیری‌های استراتژیک بهره‌برند.

علاوه بر این، ایجاد یک بانک اطلاعاتی از داده‌های مربوط به سرمایه فکری می‌تواند به به‌روزرسانی مداوم مدل و افزایش دقت پیش‌بینی‌ها کمک کند. همچنین، تحلیل و بهبود مستمر مدل با استفاده از داده‌های جدید و سایر الگوریتم‌های فراابتکاری، به ایمن‌سازی عملکرد و پایداری پیش‌بینی‌ها کمک می‌کند. تسهیل فرآیندهای انتقال دانش و فناوری از دیگر پیشنهادات است که می‌تواند شامل ایجاد ساختارهایی برای به اشتراک‌گذاری تجربیات موفق باشد.

شرکت‌ها می‌توانند از نتایج مدل‌های پیش‌بینی برای تنظیم استراتژی‌های کسب و کار خود در زمینه‌های تحقیق و توسعه، بازاریابی و مدیریت منابع انسانی استفاده کنند. همچنین، تحقیقات آتی باید بر روی تاثیرات سرمایه فکری در صنایع مختلف و اثرات این مدل‌ها بر عملکرد بلندمدت شرکت‌ها تمرکز کنند. در نهایت، همکاری مداوم با دانشگاه‌ها و مراکز تحقیقاتی می‌تواند به بهبود کیفیت داده‌ها و الگوریتم‌ها کمک کرده و به توسعه فناوری‌های نوآورانه منجر شود. این پیشنهادات می‌توانند به افزایش نوآوری و رقابتی‌سازی شرکت‌های دانش‌بنیان در بازار کمک کنند.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

موازین اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازین و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

شفافیت داده‌ها

داده‌ها و مآخذ پژوهش حاضر در صورت درخواست از نویسنده مسئول و ضمن رعایت اصول کپی رایت ارسال خواهد شد.

حامی مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

References

Akbarifard, H., Sattari, O., Ghasemi-nejad, A., & Rezaei-Jafari, M. (2018). Application of the Cuckoo Algorithm and the Firefly Algorithm in Simulating and Forecasting Money Demand in Iran up to 1404, Quarterly Journal of Quantitative Economics, 15(4): 51-83. https://doi.org/10.22055/jqe.2018.23413.1725 [In persian]

Andersen, S., & Hanstad, D. (2017). Knowledge development and transfer in a mindful project-organization. International Journal of Managing Projects in Business, 6(2), 236-250. dx.doi.org/10.1108/17538371311319007

Asif, J., Ting, I. W. K., & Kweh, Q. L. (2021). Intellectual Capital Investment and Firm Performance of the Malaysian Energy Sector-A New Perspective from a Nonlinearity Test. Energy Research Letters, 1(1), 1-4. https://doi.org/10.46557/001c.13622

Bratianu, C. (2018), Intellectual capital research and practice: 7 myths and one golden rule, Management & Marketing. Challenges for the Knowledge Society, Vol. 13, No. 2, pp. 859-879. DOI: 10.2478/mmcks-2018-0010

Chowdhury, L.A.M., Rana, T., Akter, M., & Hoque, M. (2018), "Impact of intellectual capital on financial performance: evidence from the Bangladeshi textile sector", Journal of Accounting & Organizational Change, Vol. 14 No. 4, pp. 429-454. https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2017-0109

Gerami, A., Kamsari, H., Rabiei, F., & Salmani, M. (2022). Investigating the Nonlinear Relationship Between Intellectual Capital and Company Performance, Quarterly Journal of Management and Accounting Perspectives, 5(68): 47-58. [In persian]

Gunawan, T., Jacob, J. & Duysters, G. (2015). Entrepreneurial orientation and network ties: *innovative performance of SMEs in an emerging-economy manufacturing cluster*. Working Paper, No. 2013/28. https://ideas.repec.org/p/msm/wpaper/2013-28.html

Hadidane, S., & Zakia, L. (2022). Intellectual Capital: Concepts, Characteristics and Classifications. afak-revues, 7(2), 1-10. https://asjp.cerist.dz/en/article/181678

Hanafi-Nairy, K., Pourjabali, R., & Babaei, M. (1402). Drawing a knowledge-based economy model to achieve knowledge-based development. Journal of Knowledge Studies, 2(4), 1-21. doi: 10.22034/jkrs.2024.59246.1042 [In persian]

Liu, W. H., & Kweh, Q. L. (2022). Reexamining nonlinear effects of intellectual capital on firm efficiency. Annals of Operations Research, 315(2), 1319-1344.
DOI: 10.1007/s10479-021-04252-4

Nejat, S. A. R., & Karimi Khozani, A. (2019). Measuring the maturity level of intellectual capital management in NAJA research and studies, Quarterly Journal of Resource Management in the Police Force, 8(2): 155-180. https://www.noormags.ir/view/fa/articlepage/1692026 [In persian]

Nejat, S. A. R., Biglar, M., & Kashian, S. B. (2022). Evaluating the maturity status of intellectual capital in the field of management and planning of Tehran University of Medical Sciences, Payavard Salamat Journal, 16(1): 71-80. http://dorl.net/dor/20.1001.1.17358132.1401.16.1.6.3 [In persian]

Mirzaei, S. A., & Doaei, M. (2019). Presenting a new model with an artificial intelligence approach for predicting stock prices, Sixth National Conference on Applied Research in Computer Engineering and Information Technology, Tehran. https://civilica.com/doc/101173 [In persian]

Raenaei Kordsholi, H., Farhangian, B., & Amini, M. (2016). The Status of Intellectual Capital in Iran and Regional Countries in Line with the Vision of the Islamic Republic of Iran 1404, Iranian Journal of Management Sciences, 11(41): 1-28. https://journal.iams.ir/article_224.html [In persian]

Rajabi, S., Jamali, S., & Javidan, J. (2019). A computer network intrusion detection system using firefly algorithm and fast learning network, 6th International Conference on Web Research, Iran, Tehran. https://civilica.com/doc/1035508 [In persian]

Rajabpour, E., & Babashahi, J. (2019). Identifying career path anchors of knowledge workers based on the competency model (case study: Oil Industry Research Institute), Human Resource Management Research, 12(4): 9-36. [In persian]

Rezaian, A., Danaeifard, H., & Zangouinejad, A. (2011). Designing a conceptual model for measuring knowledge assets - intellectual capital at the national level, Public Administration Perspective, 2(6): 25-41. [In persian]

Rossi, F. M., Nicolò, G., & Polcini, P. T. (2018). New trends in intellectual capital reporting. Journal of Intellectual Capital, 19(4), 814–835. https://doi.org/10.1108/JIC-09-2017-0119

Salmani, D., Piran-Nejad, A., Farhangi, A. A., & Mandegari, M. A. (2019). Development and explanation of the intellectual capital maturity model in Iranian universities, Management in Islamic University, 8(2): 247-260. [In persian]

Sardo, F., Serrasqueiro, Z., & Alves, H. (2018). On the relationship between intellectual capital and financial performance: A panel data analysis on SME hotels. *International Journal of Hospitality Management*, *75*, 67–74. https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.03.001

Vaz, C. R., Paulo, M. S., & Claudia, V. V. (2018). A proposal of intellectual capital maturity model (ICMM) evaluation, Journal of Intellectual Capital, Vol. 20, No. 2, pp 208-234. https://doi.org/10.1108/JIC-12-2016-0130

Wang, Z., Cai, S., Liang, H., Wang, N. & Xiang, E. (2021), "Intellectual capital and firm performance: the mediating role of innovation speed and quality", The International Journal of Human Resource Management,. 32(6), 1221-1250. doi.org/10.1080/09585192.2018.1511611

Xu, J., & Zhang, Y. (2021). Exploring the nonlinear effect of intellectual capital on financial performance: evidence from listed shipping companies in China. Complexity, 2021, 1-12. https://doi.org/10.1155/2021/9004907

Yang, C.-C., & Lin, C. Y.-Y. (2009). Does intellectual capital mediate the relationship between HRM and organizational performance? Perspective of a healthcare industry in Taiwan. International Journal of Human Resource Management, 20, 1965-1984. https://doi.org/10.1080/09585190903142415

Yuan, B., Xia, H., & Guo, C. (2021). An evaluation index system for intellectual capital evaluation based on machine learning. Alexandria Engineering Journal, 60(1), 1519-1524. https://doi.org/10.1016/j.aej.2020.11.006

Zhang, G.P. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing, 50: 159-175. https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0