Vol. 12, No. 48, Winter (2024)

مطالعات اقتصادی کاربردی ایران

Quarterly Journal of Applied Economics Studies, Iran (AESI)

Applied Economics Studies, Iran (AESI)
P. ISSN:2322-2530 & E. ISSN: 2322-472X
Journal Homepage: https://aes.basu.ac.ir/
Scientific Journal of Department of Economics, Faculty of Economic and Social Sciences, Bu-Ali Sina University, Hamadan, Iran.
Publisher: Bu-Ali Sina University. *All rights reserved.*
*Copyright©2022, The Authors. This open-access article is published under the terms of the **Creative Commons**.*

Bu-Ali Sin University

Application of Artificial Intelligence in Predicting GDP and Unemployment Rate, and Their Mutual Impact on The Economy of Iran

Marzieh Shiri[1], Mohammad Hassan Fotros[2]

Type of Article: Research
https://dx.doi.org/10.22084/AES.2024.28832.3662
Received: 2023.08.10; Accepted: 2023.11.02
Pp: 107-132

Abstract

The unemployment rate and Gross Domestic Product (GDP) are among the most important economic indicators that understanding their current and future trends can help policymakers and decision-makers adopt appropriate solutions to prevent crises and improve the country's economic situation. Accurate prediction of these two indicators can be useful in future planning and improving the country's economy and people's livelihoods. In recent years, artificial intelligence techniques and tools, given their many capabilities, can play a very important role in predicting important economic indicators. Therefore, given the high importance of the two indicators of unemployment rate and GDP on the economy of our country Iran, this article intends to first predict these two indicators separately and then predict the rate of GDP growth based on the unemployment rate using artificial intelligence techniques. For this purpose, in this research, seasonal data related to GDP and its components and the unemployment rate for the years 1976-2022 have been used. Also, machine learning models based on regression have been used for prediction. The results show that the predictions of the mentioned models have an appropriate accuracy in terms of evaluation criteria such as root mean square error, mean absolute error, mean absolute percentage error, which indicates.

Keywords: Prediction, Gross Domestic Product (GDP), Unemployment, Artificial Intelligence, Machine Learning.
JEL Classification: C53, C45, C32.

1. M. A. in Economics, Department of Economics, Faculty of Economics and Social Sciences, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran
2. Professor, Department of Economics, Faculty of Economics and Social Sciences, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran (Corresponding Author).
Email: fotros@basu.ac.ir

Citations: Shiri, M. & Fotros, M. H., (2024). "Application of Artificial Intelligence in Predicting GDP and Unemployment Rate, and Their Mutual Impact on The Economy of Iran". *Journal of Applied Economics Studies in Iran,* 12(48): 107-132. doi: 10.22084/aes.2024.28832.3662
Homepage of this Article: https://aes.basu.ac.ir/article_5469.html?lang=en

1. Introduction

In recent years, Iran's economy has experienced conditions where unemployment rates have increased simultaneously with economic growth, or a decrease in production growth has been accompanied by a decrease in unemployment rates. In macroeconomics, the Okun's law has long recognized the negative relationship between the two important variables of economic growth and unemployment rates. Therefore, the change in direction of these two important economic indicators has been of interest to some economic experts. The relationship between economic growth and unemployment rate or employment level is a topic that has recently been discussed and studied among experts in the field of economics and employment. Evidence suggests that the relationship between changes in economic growth and unemployment rates has varied considerably over time and during economic cycles and differs depending on the country or regions under study. This relationship is not a constant one, but can vary depending on the time and conditions of the countries. For example, increased productivity in an economy may lead to a change in this relationship. The relationship between economic growth and unemployment rates (or employment) is not a mathematical rule that is always valid for every economy and every period of time, and there are counterexamples from other countries indicating the absence of this rule. Although employing labor in productive jobs and consequently increasing national production is an important factor in the economic boom of a country and leads to an increase in its economic growth, factors such as changes in labor productivity and the creation of new jobs in low-productivity activities can reverse this effect.

Based on the importance of the two indicators of Gross Domestic Product (GDP) and unemployment rate, this article predicts these two indicators and their impact on each other using efficient artificial intelligence methods. To this end, the data from the national accounts and population and employment statistics published by the Statistical Center of Iran from 1976 to 2022 will be used. It should be noted that the results of this research can be used by economic experts, the Ministry of Economy and Finance, and the Ministry of Labor and Social Welfare.

2. Methodology

In this current article, we aim to utilize important and widely-used machine learning algorithms to predict the unemployment rate and Gross Domestic Product (GDP) of Iran. The approach involves implementing each of the machine learning algorithms in Python programming language. Next, the dataset is split into training and testing subsets. The training dataset is used to create a machine learning model, which is then evaluated using the testing dataset. The model predicts the output, and various evaluation metrics are used to measure the accuracy of the model's predictions compared to the actual values. In this article, we have employed widely-used and popular machine learning algorithms that have high accuracy in prediction. The algorithms used are as follows: Random Forest, GBR, XGBoost, Decision Tree, KNN and HGBRT.

4. Results and Discussion

After applying the machine learning models to the seasonal dataset between the years 1385 to 1401, the results of the predictions are obtained as shown in the following tables (see: Table 1).

Note: Lower values of MAE, MSE, and RMSE indicate better performance of the algorithm in predicting GDP (see: Table 2 & 3).

5. Conclusions

This article utilizes the capabilities of artificial intelligence, particularly machine learning algorithms, to predict important economic indicators such as the unemployment rate, GDP, and their impact on each other. The results of the predictions in this study demonstrate that machine learning algorithms can accurately predict these two economic indicators, with the XGBR algorithm achieving the best results, predicting the GDP and unemployment rate with 99.29% and 98.3% accuracy, respectively. Furthermore, this article attempts to predict the GDP growth rate based on the unemployment rate, which machine learning algorithms still perform with high accuracy, with the XGBR algorithm achieving

the best results with 96.69% accuracy. The high efficiency of artificial intelligence techniques in this study suggests that many economic indicators can be predicted using these techniques, and their utilization by policymakers and economic officials is necessary for future planning and forecasting.

Acknowledgments

At the end, the authors feel it necessary to express their appreciation to the anonymous reviewers of the journal for their contribution to the improvement of the article.

Observation Contribution

The authors declare that, given the extraction of the article from a master's thesis in the Economics Department of Bu-Ali Sina University, the writing of the article was the responsibility of the first author under the guidance and supervision of the second author.

Conflict of interest

The authors declare that, while observing ethical publishing practices, there was no conflict of interest.

مطالعات اقتصادی کاربردی ایران
Quarterly Journal of Applied Economics Studies, Iran (AESI)
سال دوازدهم، شمارهٔ ۴۸، پاییز ۱۴۰۲

فصلنامهٔ علمی مطالعات اقتصادیِ کاربردی ایران
شاپای چاپی: ۲۵۳۰-۲۳۲۲؛ شاپای الکترونیکی: ۲۳۲۲-۴۷۲X
وب‌سایت نشریه: https://aes.basu.ac.ir
نشریهٔ گروه اقتصاد، دانشکدهٔ علوم اقتصادی و علوم اجتماعی، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان، ایران

به‌کارگیری هوش مصنوعی در پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی و نرخ بیکاری و تأثیر متقابل آن‌ها بر یک‌دیگر در اقتصاد ایران

مرضیه شیری[۱]، محمدحسن فطرس[۲]

نوع مقاله: پژوهشی
شناسهٔ دیجیتال: https://dx.doi.org/10.22084/AES.2024.28832.3662
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۱۹، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۸/۱۱
صص: ۱۳۲-۱۰۷

چکیده

بیکاری و تولید ناخالص از شاخص‌های مهم اقتصادی هستند؛ پیش‌بینی این دو شاخص می‌تواند در اصلاح ساختار اقتصادی و بهبود اقتصاد مفید واقع شود. تکنیک‌ها و ابزارهای هوش مصنوعی می‌توانند برای پیش‌بینی شاخص‌های مهم اقتصادی نقش مهمی ایفا کنند. با توجه به اهمیت این دو شاخص، پژوهش حاضر ابتدا به پیش‌بینی روند دو شاخص به‌صورت جداگانه و سپس پیش‌بینی میزان نرخ رشد تولید ناخالص داخلی براساس نرخ بیکاری با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی می‌پردازد. برای این‌منظور در این پژوهش، از داده‌های فصلی مربوط به تولید ناخالص داخلی و نرخ بیکاری برای سال‌های ۱۳۸۵-۱۴۰۱ استفاده شده است؛ هم‌چنین از مدل‌های یادگیری ماشین مبتنی‌بر رگرسیون برای پیش‌بینی بهره گرفته شده است. در این پژوهش، به‌منظور استنتاج بهتر، نتایج پیش‌بینی روش‌های یادگیری ماشین با روش اقتصادسنجی ARIMA نیز مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج حاصل از پیاده‌سازی نشان می‌دهد که پیش‌بینی مدل‌های مذکور از لحاظ معیارهای ارزیابی مانند جذر میانگین مجذور خطا، میانگین قدرمطلق خطا، میانگین قدرمطلق درصد خطا، دارای دقت مناسبی است و بیانگر این است که تکنیک‌های هوش مصنوعی هم می‌توانند دو شاخص اقتصادی مذکور و تأثیر متقابل آن‌ها بر یک‌دیگر را پیش‌بینی کنند.

کلیدواژگان: پیش‌بینی، تولید ناخالص داخلی، بیکاری، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین.
طبقه‌بندی JEL: C53, C45, C32.

*. پژوهش حاضر برگرفته پایان‌نامهٔ کارشناسی‌ارشد نگارندهٔ اول به راهنمایی نگارندهٔ دوم در گروه اقتصاد دانشگاه بوعلی‌سینا است.

۱. کارشناسی ارشد گروه اقتصاد، دانشکدهٔ علوم اقتصادی و اجتماعی، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان، ایران.
Email: Mshiri6631@gmail.com
۲. استاد گروه اقتصاد، دانشکدهٔ علوم اقتصادی و اجتماعی، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان، ایران (نویسندهٔ مسئول).
Email: fotros@basu.ac.ir

ارجاع به مقاله: شیری، مرضیه؛ و فطرس، محمدحسن، (۱۴۰۲). «به‌کارگیری هوش مصنوعی در پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی و نرخ بیکاری و تأثیر متقابل آن‌ها بر یک‌دیگر در اقتصاد ایران». فصلنامهٔ مطالعات اقتصادی کاربردی ایران، ۱۲(۴۸): ۱۳۲-۱۰۷. doi: 10.22084/aes.2024.28832.3662
صفحهٔ اصلی مقاله در سامانهٔ نشریه: https://aes.basu.ac.ir/article_5469.html?lang=fa

۱. مقدمه

پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی از اهمیت ویژه‌ای برای سیاست‌گذاران و بنگاه‌های اقتصادی برخوردار است. به‌طوری‌که نیاز به ابزار و شیوه‌های پیش‌بینی متغیرها، با کمترین خطا احساس می‌شود. در دهه‌های اخیر، مدل‌های پیش‌بینی گوناگونی توسعه یافته است. اخیراً به موازات مدل‌های متداول قبلی، مانند مدل‌های ساختاری و سری‌زمانی، مدل‌های دیگری تحت عنوان روش‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی در زمینهٔ پیش‌بینی متغیرهای مالی و پولی به‌کار گرفته شده‌اند (نقدی و همکاران، ۱۳۹۶؛ اسعدی، ۱۴۰۰؛ صبری و همکاران، ۲۰۱۷؛ صفری و همکاران، ۱۴۰۰). این مدل‌ها که در حقیقت اقتباس از فرآیند یادگیری مغز انسان هستند، با استفاده از سرعت محاسباتی کامپیوتر، رابطهٔ این متغیرها را هرچند پیچیده باشند، یادگرفته و از آن برای پیش‌بینی مقادیر آتی استفاده می‌کنند. حوزهٔ اقتصاد ازجمله مهم‌ترین حوزه‌هایی است که روش‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی می‌توانند نقش مهمی در پیش‌بینی شاخص‌های آن داشته باشند. براساس پیش‌بینی‌های منتشر شده، انتظار می‌رود تا سال ۲۰۳۰م. اقتصاد دنیا با بهره‌گیری از قابلیت‌های هوش مصنوعی بتواند به رشد ۲۰ تریلیون دلاری برسد. هم‌چنین، پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد در منطقهٔ خاورمیانه نیز رشد ۳۲۰ میلیارد دلاری در حوزهٔ اقتصاد تجربه شود (سایت ام اس تیپارک[1]، ۱۴۰۲).

یکی از مهم‌ترین شاخص‌های اقتصادی، تولید ناخالص داخلی (GDP) است که دربرگیرندهٔ ارزش مجموع کالاها و خدماتی است که طی یک دوران معین، معمولاً یک‌سال، در یک کشور تولید می‌شود. در این تعریف، منظور از کالاها و خدمات نهایی، کالا و خدماتی است که در انتهای زنجیرهٔ تولید قرار گرفته‌اند و خود آن‌ها برای تولید و خدمات دیگر خریداری نمی‌شوند. هر چیز تولید شده در کشور بدون توجه به ملیت یا کارگران درگیر یا مالکیت شرکت‌های تولید کالا برای محاسبهٔ تولید ناخالص داخلی استفاده می‌شود. به‌طور خلاصه، اگر درون مرزهای کشور تولید شده باشد، به‌عنوان بخشی از تولید ناخالص داخلی محاسبه می‌شود (شاه‌آبادی، ۱۳۸۷). شاخص مهم اقتصادی دیگر، نرخ بیکاری است که در کنار نرخ تورم و رشد اقتصادی، نقش تعیین‌کننده‌ای در عملکرد اقتصادکلان دارد. بیکاری از مسائل عمدهٔ اقتصاد کلان است، که به‌صورتی کاملاً مستقیم و شدید بر یکایک افراد جامعه اثر می‌گذارد (ایلکا، ۱۳۹۸). هر روز تعدادی از کارگران شغل خود را از دست می‌دهند و در همان زمان، تعدادی از افراد بیکار استخدام می‌شوند و کار جدیدی می‌گیرند؛ این جذر و مدّهای دائمی، درصد بیکاری را تعیین

[1]. Mstpark

می‌کند. به‌طور طبیعی این امر یعنی این‌که اگر ارزش تولید کشور افزایش داده شود، یک افزایش مشابه در نیروی کار و به احتمال زیاد به اشتغال بیشتر و درآمد بالاتر منتج می‌شود. تغییر در اشتغال عوامل تولید، یکی از منابع رشد ناخالص ملی واقعی را فراهم می‌آورد؛ از این‌رو انتظار داریم که رشد زیاد محصول ناخالص ملی، با کاهش بیکاری همراه باشد.

درحالی‌که میزان تولید و درآمد سرانه، بیانگر میزان متوسط رفاه اقتصادی افراد جامعه است، نرخ رشد اقتصادی، سرعت افزایش یا کاهش تولید ناخالص داخلی و به‌تبع آن سرعت بهبود یا کاهش سطح رفاه و برخورداری مردم را نشان می‌دهد. به‌علاوه شاخص‌هایی چون بیکاری و فقر نیز عموماً تحت‌تأثیر تولید و رشد اقتصادی قرار دارند؛ به‌نحوی‌که رشد اقتصادی بالاتر، در بلندمدت به کاهش نرخ بیکاری و سطح فقر می‌انجامد. با عنایت به اهمیت میزان تولید و رشد اقتصادی در هر جامعه، دستیابی به تولید بیشتر و نرخ رشد بالاتر، همواره دغدغه دولت‌ها و ملت‌ها بوده است.

در سالیان اخیر در اقتصاد ایران شاهد شرایطی بوده‌ایم که در آن هم‌زمان با افزایش رشد اقتصادی، نرخ بیکاری نیز افزایش‌یافته، یا کاهش رشد تولید، باکاهش نرخ بیکاری همراه بوده است. در اقتصاد کلان از دیرباز براساس قانون اوکان، ارتباط منفی بین دو متغیر مهم رشد اقتصادی و نرخ بیکاری پذیرفته شده است. به‌همین دلیل، تغییر هم‌جهت این دو شاخص مهم اقتصادی، موردتوجه برخی صاحب‌نظران اقتصادی است. موضوع ارتباط بین رشد اقتصادی و نرخ بیکاری یا میزان اشتغال ایجاد شده از موضوعاتی است که اخیراً در بین کارشناسان حوزهٔ اقتصاد و اشتغال محل بحث و بررسی بوده است. شواهد حاکی از آن است که ارتباط بین تغییرات در نرخ رشد اقتصادی و نرخ بیکاری، به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای در طول زمان و در طی چرخهٔ اقتصادی و بسته به کشور یا مناطق تحت مطالعه متفاوت بوده است. ارتباط مذکور یک ارتباط ثابت نیست، بلکه براساس آن‌چه گفته شد، می‌تواند بسته به زمان و شرایط کشورها وضعیت به گونهٔ دیگری باشد؛ به‌طور مثال، بهره‌وری افزون‌تر در یک اقتصاد ممکن است منجر به تغییر این رابطه گردد. ارتباط بین نرخ رشد اقتصادی و نرخ بیکاری (یا اشتغال) یک قاعدهٔ ریاضی نیست که برای هر اقتصاد و در هر دورهٔ زمانی همواره برقرار باشد و مثال‌های نقضی از دیگر کشورها دال‌بر عدم برقراری قاعدهٔ مزبور وجود دارد. اگرچه به‌کارگماری نیروی کار در مشاغل مولد و درنتیجه افزایش تولید ملی از عوامل مهم شکوفایی اقتصادی کشور و موجب افزایش رشد اقتصادی آن است، ولی عواملی مانند تغییر بهره‌وری نیروی کار و ایجاد مشاغل جدید در فعالیت‌های با بهره‌وری پایین می‌تواند این اثر را معکوس نماید.

براساس آن‌چه گفته شد و با توجه به اهمیت دو شاخص تولید ناخالص داخلی و نرخ بیکاری، در پژوهش حاضر به پیش‌بینی این دو شاخص و تأثیر آن‌ها بر یک‌دیگر با استفاده از روش‌های کارآمد هوش مصنوعی پرداخته می‌شود؛ بدین‌منظور از مجموع داده‌های حساب‌های ملی و جمعیت و اشتغال، طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۴۰۱ که توسط مرکز آمار ایران (سایت آمار ایران[1]، ۱۴۰۲) منتشر شده است، استفاده خواهد شد. لازم به ذکر است که نتایج مستخرج از این پژوهش می‌تواند توسط کارشناسان اقتصادی، وزارت اقتصاد و امور دارایی، وزارت کار و رفاه اجتماعی مورداستفاده قرار گیرد.

۲. مروری بر کارهای پیشین

تاکنون پژوهش‌های مختلفی درمورد پیش‌بینی نرخ بیکاری و تولید ناخالص داخلی صورت گرفته است که در این بخش به برخی از آن‌ها خواهیم پرداخت.

«بخردی» و همکاران (۱۴۰۰) در یک پژوهش به پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی براساس اطلاعات مقایسه‌ای سود حسابداری تجمعی متورم و تورم‌زدایی شده پرداخته‌اند. جامعهٔ آماری آن‌ها شامل کلیهٔ شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بوده است و مجموع دادگان استفاده شده در پژوهش آن‌ها نیز شامل ۴۰ دورهٔ زمانی فصلی شده از سال ۱۳۸۷ تا ۱۳۹۶ بوده است. نتایج حاصل از پیش‌بینی‌ها آن‌ها نشان‌داد که استفاده از سود تورم‌زدایی شده با ۷٪ خطا و سود متورم با ۱۰٪ خطا، مناسب‌ترین پیش‌بینی‌ها را برای تولید ناخالص داخلی ارائه می‌دهند. با این‌حال، آن‌ها برای پیش‌بینی خود از روش‌های کلاسیک استفاده کرده‌اند و عملکرد هوش مصنوعی را بررسی نکرده‌اند. «صداقتی» و «قاسمی» (۱۳۹۱) در پژوهشی، پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی را با استفاده از روش‌های ARIMA و شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه برای داده‌های ماهانه دره‌های ۱۳۶۷ تا ۱۳۸۹ انجام داده‌اند. نتایج پیش‌بینی آن‌ها نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی قدرت و دقت بیشتری در پیش‌بینی داده‌های سری زمانی نظیر تولید ناخالص داخلی دارند.

«شایگانی» و همکاران (۱۳۹۳) مدلی مبتنی‌بر شبکه‌های عصبی و موجک جهت پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی ارائه کرده‌اند. در پژوهش آن‌ها، ابتدا داده‌های سری زمانی به‌صورت داده‌های فصلی تبدیل شده و با تکنیک موجک به مؤلفه‌های مقیاسی متفاوتی تجزیه می‌شوند. این داده‌ها سپس با کمک ARIMA تقریب زده می‌شوند

[1]. amar.org.ir

و درنهایت به کمک شبکهٔ عصبی سیکل‌هایی با رفتار غیرخطی پیش‌بینی می‌شوند. نتایج حاصل از پیش‌بینی آن‌ها نشان‌دهندهٔ این است که ترکیب روش‌هایی نظیر شبکهٔ عصبی مصنوعی و موجک به‌همراه ARIMA دقت بیشتری در پیش‌بینی‌ها به‌همراه دارد.

«فرجنیا» و همکاران (۱۳۹۹) در پژوهشی به مدل‌سازی نرخ بیکاری در ایران پرداخته‌اند که در آن عوامل تأثیرگذاری چون سیاست پولی پیش‌بینی نشده و تغییرات اشتغال بخشی بررسی شده‌اند. داده‌های استفاده شده در این پژوهش شامل سری زمانی بیکاری فصلی از سال ۱۳۸۴ تا ۱۳۹۶ و هم‌چنین داده‌های اشتغال براساس ۱۹ رشتهٔ فعالیت اقتصادی بوده است. نتایج تحقیق آن‌ها نشان می‌دهد که تخریب شغل یکی از پارامترهای بسیار مهم و اثرگذار بر نرخ بیکاری به‌شمار می‌رود. با این‌حال، آن‌ها در پژوهش خود از هوش مصنوعی استفاده نکرده‌اند. درواقع تاکنون پژوهشی در داخل کشور جهت پیش‌بینی نرخ بیکاری با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی ارائه نشده است؛ و در این بخش ناگزیر به معرفی چند پژوهش پیش‌بینی بیکاری که برای سایر کشورها ارائه شده است، هستیم؛ به‌عنوان مثال، در یک پژوهش (کاتریس‌کریستوس، ۲۰۲۰)، به پیش‌بینی نرخ بیکاری با استفاده از روش‌های سری زمانی و یادگیری ماشین برای چند کشور ازجمله کشورهای حوزهٔ بالتیک، برخی کشورهای اروپایی و حوزهٔ بالکان پرداخته است. روش به‌کار گرفته شده توسط این پژوهشگر استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظیر شبکه‌های عصبی، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون تطبیقی چندمتغیره بوده است. نتایج حاصل از این پژوهش نشان‌داد که درنظر گرفتن محل جغرافیایی افراد در پیش‌بینی نرخ بیکاری تأثیرگذار است. در یک پژوهش دیگر (سلبیس[1] و همکاران، ۲۰۲۲)، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین درخت دسته‌بندی، جنگل تصادفی، تقویت گرادیان و تقویت گرادیان تصادفی نرخ بیکاری را در مناطق روستایی قاره اروپا پیش‌بینی کرده است. نتایج به‌دست آمده از خروجی‌های الگوریتم‌های یادگیری ماشین در این پژوهش با استفاده از روش تحلیل مقادیر SHAP مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته و نشان داده است که دسترسی به برنامه‌های آموزشی برای کارگران می‌تواند ناعادلانه بودن دستمزدها را که ناشی از تفاوت سطح تحصیلات، سن و جنسیت است را کاهش دهد.

در پژوهشی «جیووانی» و همکاران (۲۰۲۱) به ارزیابی روش‌های مختلف در پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی در ایالات متحدهٔ آمریکا می‌پردازند. نتایج مطالعات آن‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی شاخص مذکور بهتر از روش‌های سنتی تحلیل سری‌های زمانی عمل می‌کنند و دقت بالاتری در پیش‌بینی دارند.

[1]. Celbiş Mehmet Güney

«آرون کیرینر» و همکاران (۲۰۲۰) از روش‌های مختلف یادگیری ماشین برای پیش‌بینی نرخ بیکاری در ایالات متحدهٔ آمریکا استفاده کرده‌اند. براساس نتایج پژوهش آن‌ها، به‌کارگیری روش‌های یادگیری ماشین به‌خوبی می‌تواند نرخ بیکاری در آمریکا را پیش‌بینی نماید و این پیش‌بینی همراه با تقریب بالایی است.

«گیووانی» و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهشی به مطالعه درمورد رکود بزرگ سال‌های ۲۰۰۸ و ۲۰۰۹ پرداخته‌اند و رکود را نشان‌دهندهٔ دوره‌ای از شکست در تولید ناخالص داخلی دانسته‌اند. هدف آن‌ها نمایش یک رویکرد متفاوت، هرچند مکمل، درمورد تکنیک‌های اقتصادسنجی کلاسیک، و نشان‌دادن این است که چگونه تکنیک‌های یادگیری ماشین ممکن است دقت پیش‌بینی کوتاه‌مدت را بهبود بخشد. در نتیجه پژوهش آن‌ها، هر دو رویکرد آماری و یادگیری ماشین قادر به پیش‌بینی رکود اقتصادی هستند اما روش‌های یادگیری ماشین دارای دقت بالاتری در مقایسه با روش‌های آماری هستند. «مهمیت‌کاراهان» و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی به پیش‌بینی نرخ بیکاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در دوره‌های آتی کشور ترکیه پرداخته‌اند. آن‌ها با اشاره به این واقعیت که خطر به‌دست آوردن نتایج اشتباه با روش‌های سنتی بالا است، از شبکهٔ عصبی مصنوعی در پیش‌بینی‌های خود استفاده کرده‌اند. با استفاده از شاخص‌های ماهانه پایهٔ اقتصادی ترکیه متعلق به دورهٔ ۲۰۰۵–۲۰۱۸، مشخص شد که پیش‌بینی انجام‌شده توسط مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی، نتایج قابل اعتمادی را تولید می‌کند که کاملاً نزدیک به واقعیت هستند. «هوسین وان» و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهشی به پیش‌بینی نرخ بیکاری برحسب جنسیت با استفاده از شبکه‌های عصبی پرداخته‌اند. نتایج آن‌ها نشان‌داد که بهترین مدل برای جمعیت مرد مدل شبکهٔ عصبی با چهار گره پنهان در یک لایهٔ پنهان به‌دست می‌آید؛ درحالی که مدل شبکهٔ عصبی با دو گره پنهان در یک لایهٔ پنهان بهترین مدل برای جمعیت زن می‌باشد. براساس نتایج به‌دست آمده از پژوهش آن‌ها، روند نرخ بیکاری آینده در مالزی برای جمعیت زن و مرد در ۱۰سال آینده به‌تدریج برای دورهٔ ۲۰۲۰ تا ۲۰۳۰ ثابت خواهد بود.

۳. روش پژوهش

در این بخش، روش پیشنهادی مبتنی‌بر الگوریتم‌های هوش مصنوعی تشریح می‌گردد. یادگیری ماشین یکی از حوزه‌های بسیار کاربردی و یکی از زیرشاخه‌های علم هوش مصنوعی است که در سالیان اخیر، به‌ویژه در حوزه‌های اقتصادی به‌شدت موردتوجه قرار گرفته است (آتی‌سوزان[1]، ۲۰۱۸). در پژوهش حاضر نیز سعی‌بر آن است تا به

[1]Athey Susan

بهره‌گیری از الگوریتم‌های مهم و پرکابرد یادگیری ماشین به پیش‌بینی نرخ بیکاری و تولید ناخالص داخلی پرداخته شود. دلیل استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در پژوهش جاری وجود مزایای متعدد آن‌ها نسبت به روش‌های اقتصادسنجی است که برخی از مهم‌ترین آن‌ها به شرح زیر است:

- مهندسی ویژگی خودکار: هوش مصنوعی می‌تواند ویژگی‌های مختلف (متغیرهای مستقل) در داده‌ها را شناسایی و استفاده کند، که نیاز به مهندسی ویژگی و انتخاب دستی را از بین می‌برد .
- مدیریت روابط پیچیده و غیرخطی: هوش مصـــنوعی می‌تولند روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیرها را مدل کند و نمایش دقیق‌تری از سیستم‌های اقتصادی جهان واقعی ارائه دهد .
- مدیریت داده‌های بزرگ و بعد بالا: هوش مصـــنوعی می‌تولند مجموعه داده‌های بزرگ و بعد بالا را پردازش و تجزیه و تحلیل کند، که تجزیه و تحلیل جامع‌تری از داده‌های اقتصادی را ممکن می‌سازد .
- دقت پیش‌بینی بالا: مدل‌های مبتنی بر هوش مصـــنوعی، مانند شـــبکه‌های عصـــبی، می‌توانند دقت پیش‌بینی بالاتری نسبت به مدل‌های ریاضی سنتی، مانند رگرسیون خطی، داشته باشند .
- صرفه‌جویی در زمان: هوش مصنوعی می‌تواند با اتوماسیون فرایند تجزیه و تحلیل و ارائه نتایج سریع، زمان و زحمت را صرفه‌جویی کند .
- مدیریت مجموعه داده‌های نامتوازن: هوش مصنوعی می‌تواند به‌طور موثر با مجموعه داده‌های نامتوازن که در داده‌های اقتصادی رایج هستند، مدیریت کند.
- موفقیت در کاربرد در جهان واقعی: هوش مصـــنوعی با موفقیت در حوزه‌های مختلف اقتصـــادی، مانند پیش‌بینی بازار سهام، ارزیابی ریسک اعتباری و تشخیص تقلب، کاربرد عملی خود را در سناریوهای واقعی نشان داده است.

با توجه به مزایای فوق، روش به‌کار گرفته شده در پژوهش جاری بدین‌صورت است که ابتدا باید هر یک از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در یک زبان برنامه‌نویسی پیاده‌سازی شوند؛ سپس مجموعه دادگان به دو بخش داده‌های یادگیری و داده‌های تست یا آزمایش تقسیم شوند. در مرحلهٔ بعد، داده‌های یادگیری به الگوریتم یادگیری ماشین داده می‌شود تا یک مدل یادگیری از آن ایجاد شود. درنهایت، داده‌های تست و آزمایش به مدل یادگیری ماشین داده می‌شود تا آن مدل، پیش‌بینی خود را به‌عنوان خروجی برگرداند. در این مرحله می‌توان با محاسبهٔ

شاخص‌های ارزیابی مختلف، میزان خطای پیش‌بینی مدل یادگیری نسبت به مقدار واقعی آن را محاسبه نمود و در رابطه با مدل یادگیری قضاوت کرد.

در پژوهش حاضر سعی شده است از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرکاربرد و محبوب استفاده شود که دقت بالایی در پیش‌بینی دارند. الگوریتم‌های به‌کارگرفته شده به‌شرح زیر می‌باشند:

الگوریتم RF[1]: از آنجایی‌که الگوریتم درخت تصادفی قابلیت خوبی در حل مشکلات پیچیده دارد؛ بنابراین الگوریتم جنگل تصادفی با ترکیب کردن تعداد زیادی از درخت تصمیم می یک جنگل ایجاد می‌کند (ولادیمیر[2] و همکاران، ۲۰۰۳). پس از این مرحله، برای تولید خروجی اغلب میانگین همهٔ درخت‌های تصمیم محاسبه می‌گردد. مزیت الگوریتم جنگل تصادفی این است که تصمیم نهایی را براساس همهٔ درختان تصمیمی که ایجاد کرده است، ارائه می‌دهد که منجر به افزایش دقت در پیش‌بینی می‌شود.

الگوریتم GBR[3]: در این الگوریتم، چندین مدل به‌صورت متوالی آموزش داده می‌شود و برای هر مدل به‌تدریج و با استفاده از روش کاهش گرادیان، تابع ضرر به حداقل می‌رسد (سایت راهبرد[4] و سایت سایکیت لرن[5]، ۱۴۰۲). در حقیقت، آموزش مدل‌های متوالی در هر یک از تکرارها باعث می‌شود تا رفته‌رفته میزان خطای پیش‌بینی کم و درنتیجه دقت پیش‌بینی افزایش‌یابد.

الگوریتم XGBoost[6] : اساس کار این الگوریتم مشابه الگوریتم تقویت گرادیان معمولی است؛ با این تفاوت که این الگوریتم با بهره‌گیری از تکنیک پردازش موازی، مدت زمان اجرای کمتری دارد (سایت راهبرد و سایت سایکیت لرن، ۱۴۰۲). علاوه‌بر این، باعث می‌شود تا برخی نقاط ضعف‌هایی که در الگوریتم تقویت گرادیان، ازجمله از دست دادن داده‌ها وجود داشت، مرتفع گردد. در این الگوریم، مدل یاد می‌گیرد که چگونه داده‌های از دست رفته در حین فرآیند یادگیری را در مکان درستی از ساختار داده قرار دهد.

الگوریتم DT[7] : این الگوریتم با استفاده از مجموعه‌ای از قوانین و شرایط، به‌صورت سلسله‌مراتبی تصمیماتی را اتخاذ می‌کند که درنهایت به دسته‌بندی یا پیش‌بینی منجر می‌شود. روش کار درخت تصمیم به این‌صورت است

---

1. Random Forest
2. Vladimir Svetnik
3. Gradient Boost Regressor
4. raahbord.com
5. Scikit-learn.com
6. Extreme Gradient Boosting
7. Decision Tree

که ابتدا با استفاده از داده‌های آموزشی، به‌صورت خودکار قوانین و شرایطی را استخراج می‌کند و سپس با استفاده از این قوانین و شرایط، یک درخت تصمیم ساخته می‌شود که شامل گره‌ها و برگ‌های تصمیم‌گیری است. هر گره به‌شرایطی اشاره دارد که با مقادیری از ویژگی‌های داده‌های آموزشی مطابقت دارد. در گره‌های برگ، نتایج دسته‌بندی یا پیش‌بینی برای داده‌های جدید قرار می‌گیرد (ناوادا[1] و همکاران، ۲۰۱۱).

الگوریتم KNN[2]: الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه براساس شباهت داده‌ها به‌هم، آن‌ها را در دسته‌های مختلف قرار می‌دهد. درواقع، KNN با محاسبه فاصله اقلیدسی بین داده‌ها و پیدا کردن K نزدیک‌ترین همسایه‌ها برای هر داده، آن را در دسته‌بند مناسب قرار می‌دهد. سپس با توجه به تعداد داده‌های هر کلاس در همسایگی، داده جدید را در کلاسی قرار می‌دهد که بیشترین تعداد نزدیک‌ترین همسایه را دارد. الگوریتم KNN یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که به‌خوبی در بسیاری از مسائل به‌خوبی عمل می‌کند (اولیور[3] و همکاران، ۲۰۱۳).

الگوریتم HGBRT[4]: این الگوریتم ابتدا با استفاده از تقسیم‌بندی هیستوگرام، داده‌ها را به چند بخش تقسیم می‌کند؛ سپس، دوباره عملیات هیستوگرام‌سازی برروی داده‌های مرحلهٔ قبل صورت می‌گیرد و این عمل به‌صورت تکراری انجام می‌شود تا به شاخص خطای کمینه برسد (کی[5] و همکاران، ۲۰۱۷). درنهایت، با استفاده از یک ترکیب خطی از تمام درخت‌های تکراری، نتیجهٔ نهایی پیش‌بینی می‌شود. این الگوریتم عملکرد خوبی را در پیش‌بینی مواردی که داده‌های پرت و نویزی موجود است و ابعاد داده‌ها بالا است، از خود نشان می‌دهد.

علاوه‌بر الگوریتم‌های اشاره شده فوق، به‌منظور نتیجه‌گیری دقیق‌تر در این مقاله از روش اقتصادسنجی ARIMA[6] نیز استفاده شده است تا کارایی روش‌های هوش مصنوعی در مقایسه با این ابزار نیز مورد مقایسه قرار گیرد. مدل خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته یا ARIMA در سال ۱۹۷۸م. توسط «باکس» و «جنکینز» معرفی شد و در چند دههٔ گذشته یکی از مناسب‌ترین روش‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی خطی به‌شمار می‌آمده است. به‌طور خلاصه، یک فرآیند خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته یک مدل ریاضی است که به‌منظور پیش‌بینی به‌کار برده می‌شود. یکی از ویژگی‌های جذاب روش باکس و جنکینز در پیش‌بینی این است که فرآیندهای

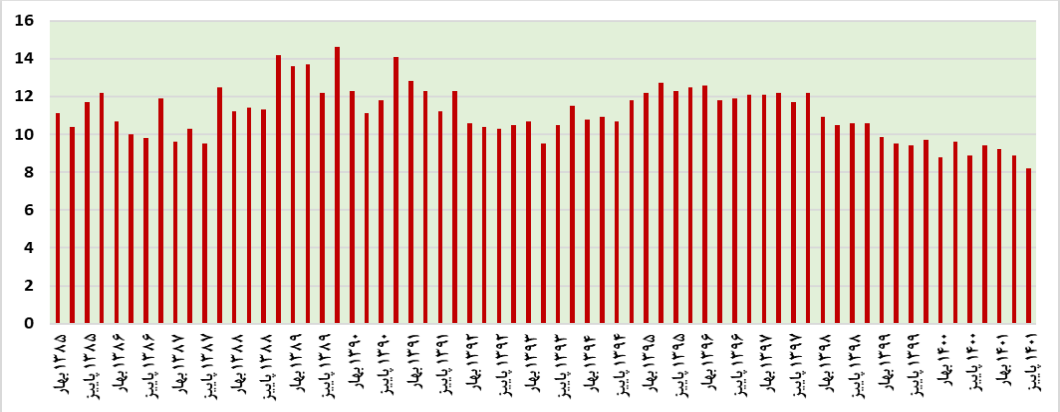
---

[1] NavadaArundhati
[2]. K-Nearest-Neighbor
[3]. Oliver Kramer
[4]. Histogram-based Gradient Boosting Regression Tree
[5]. G. Ke
[6]. Autoregressive integrated moving average

خودرگرسیون میانگین متحرک انباشته از دستهٔ مدل‌های ممکن بسیار توانمند و قوی می‌باشند و معمولاً در این مدل این امکان وجود دارد که بتوان فرآیندی را یافت که وصف مناسبی از داده‌ها را ارائه کند. روش اصلی مدل‌سازی باکس و جنکینز فرآیند سه مرحله‌ای انتخاب مدل، برآورد پارامترها و چک کردن مدل می‌باشد.

٤. ارزیابی روش پیشنهادی

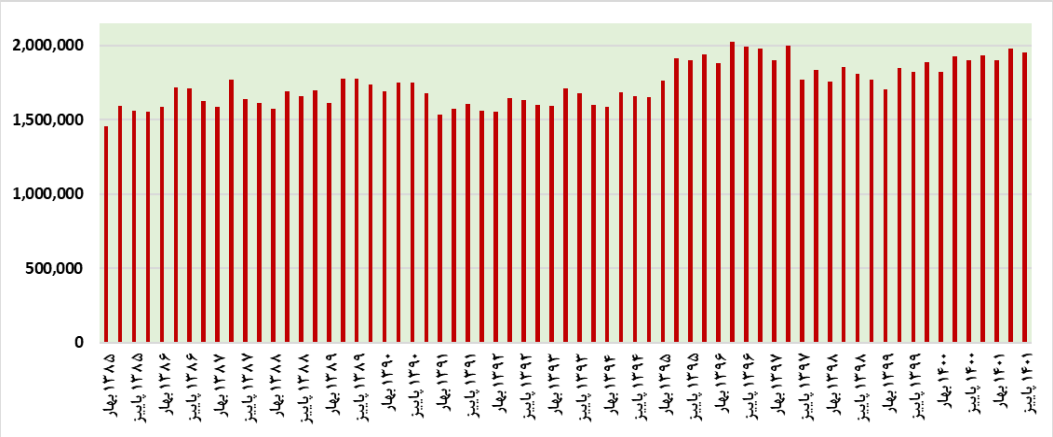
در پژوهش حاضر، جهت ارزیابی روش پیشنهادی برای پیش‌بینی میزان تولید ناخالص داخلی و هم‌چنین نرخ بیکاری، از مجموع داده‌های حساب‌های ملی و جمعیت و اشتغال، طی سال‌های ۱۳۸۵–۱۴۰۱ که توسط مرکز آمار ایران (سایت آمار ایران، ۱۴۰۲) منتشر گردیده، استفاده شده است؛ شکل ۱، میزان نرخ بیکاری فصلی برحسب درصد را از بهار سال ۱۳۸۵ تا پاییز سال ۱۴۰۱ نشان می‌دهد. براساس این شکل ملاحظه می‌شود که بیشترین میزان نرخ بیکاری مربوط به فصل بهار سال ۱۳۹۰ معادل ۱۴.۶٪ و کمترین نرخ هم مربوط به فصل پاییز سال ۱۴۰۱ با نرخ ۸.۲٪ است.



شکل ۱: میزان نرخ بیکاری فصلی از سال ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱ (برحسب درصد) (وبسایت مرکز آمار ایران).

Fig. 1: Seasonal unemployment rate from 1385 to 1401 (in percentage).

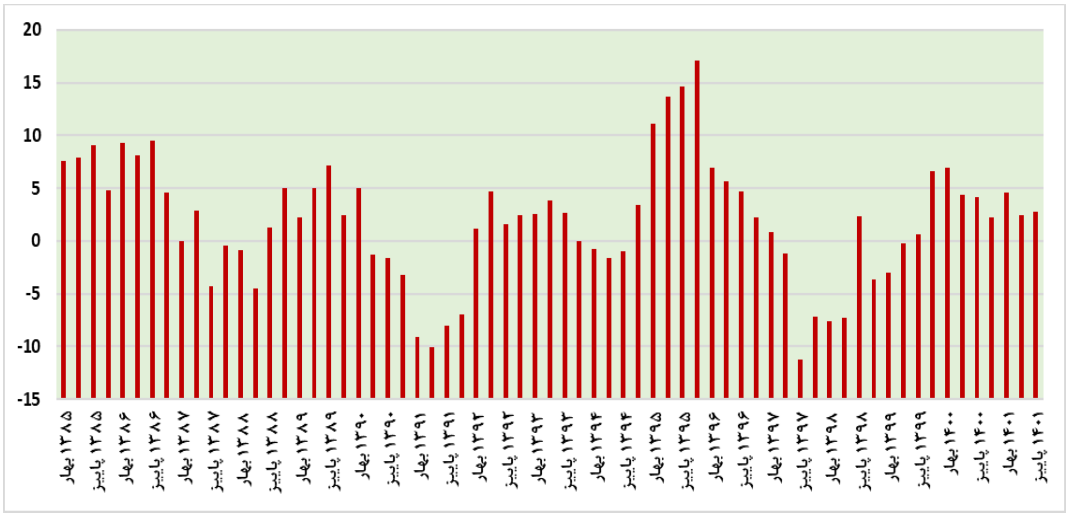
هم‌چنین براساس مجموع دادهٔ مرکز آمار میزان تولید ناخالص داخلی از سال ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱ مشابه شکل ۲ می‌باشد؛ براساس این شکل بیشترین تولید ناخالص داخلی در فصل تابستان سال ۱۳۹۶ معادل ۲۰۲۰۱۳۴ است و هم‌چنین کمترین مقدار آن نیز مربوط به فصل بهار سال ۱۳۸۵ معادل ۱۴۵۳۳۳۱ می‌باشد.



شکل ۲: میزان تولید ناخالص داخلی فصلی از سال ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱ (وبسایت مرکز آمار ایران).

Fig. 1: Seasonal gross domestic product GDP from 1385 to 1401.

هم‌چنین شکل ۳، میزان نرخ رشد تولید ناخالص داخلی را بین بازه‌های سال ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱ را نشان می‌دهد. مطابق این شکل ملاحظه می‌شود که این نرخ رشد در کمترین مقدار در حد −۱۰٪ و در بیشترین مقدار +۱۷٪ بوده است.



شکل ۳ : میزان نرخ رشد تولید ناخالص داخلی فصلی از سال ۱۳۸۵تا ۱۴۰۱(برحسب درصد) (وبسایت مرکز آمار ایران)

Fig. 3: Rate of seasonal GDP growth from 1385 to 1401 (in percentage).

در روش پیشنهادی، براساس مجموع دادگان مرکز آمار که متشکل از داده‌های تولید ناخالص داخلی و نرخ بیکاری است، الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استفاده از زبان برنامه‌نویسی Python و با بهره‌گیری از کتابخانهٔ

Scikit-Learn (سایت Scikit-learn.com، ۱۴۰۲) پیاده‌سازی شده و داده‌های فصلی به‌عنوان ورودی این الگوریتم‌ها درنظر گرفته می‌شوند. برای یادگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین، ۷۵٪ از کل داده‌های فصلی برای یادگیری و ۲۵٪ آن‌ها به‌عنوان داده‌های تست درنظر گرفته شده‌اند. هم‌چنین، برای مقایسهٔ الگوریتم‌ها، مهم‌ترین شاخص‌های کارایی که به‌خوبی می‌توانند میزان موفقیت یک الگوریتم را در پیش‌بینی نشان‌دهند، درنظر گرفته شده است. این شاخص‌ها به‌شرح زیر می‌باشند (سایت سایکیت لرن، ۱۴۰۲):

- **میانگین خطای مطلق (MAE[1]):** این شاخص، درواقع میانگین تفاوت بین مقدار واقعی و پیش‌بینی شده برروی تمام نمونه‌های آموزش است و براساس رابطهٔ زیر محاسبه می‌شود:

$$\mathrm{MAE}(y,\hat{y}) = \frac{1}{n_{\mathrm{samples}}} \sum_{i=0}^{n_{\mathrm{samples}}-1} |y_i - \hat{y}_i|.$$

که در آن y_i مقدار واقعی، $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی شده و n_{samples} تعداد نمونه‌ها است.

- **ضریب تشخیص**[2]: این شاخص نشان‌دهندهٔ این است که چند درصد از تغییرات متغیر وابسته (ارزش بازار) توسط متغیرهای مستقل (ویژگی‌های ۱ تا ۵ در جدول ۱) توضیح داده می‌شود. هر چه‌قدر مقدار این ضریب بالا باشد، نشان‌دهندهٔ این است که متغیرهای مستقل نقش زیادی در پیش‌بینی متغیر وابسته داشته‌اند. محاسبهٔ این شاخص به‌صورت زیر است:

$$R^2(y,\hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2}$$

که در آن y_i مقدار واقعی، $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی شده و $\overline{y}$ میانگین مقادیر واقعی می‌باشد.

- **خطای جذر میانگین مربعات (RMSE[3]) :** برای برآورد میزان خطایی که بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده است به‌کار می‌رود و هر چه‌قدر مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان از پیش‌بینی دقیق و خطای کمتر دارد. این شاخص به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

[1] Mean Absolute Error
[2] R-squared correlation
[3] Root Mean Squared Error

$$\mathrm{RMSE}(y,\hat{y}) = \sqrt{\frac{1}{n_{\mathrm{samples}}}\sum_{i=0}^{n_{\mathrm{samples}}-1}(y_i-\hat{y}_i)^2}$$

که در آن y_i مقدار واقعی، $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی شده و n_{samples} تعداد نمونه‌ها است.

- **میانگین درصد مطلق خطا (MAPE):** یکی از شاخص‌های مهم برای اندازه‌گیری میزان دقت یک مدل پیش‌بینی‌کننده است که به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\mathrm{MAPE}(y,\hat{y}) = \frac{1}{n_{\mathrm{samples}}}\sum_{i=0}^{n_{\mathrm{samples}}-1}\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{max(\epsilon,|y_i|)}$$

که در آن y_i مقدار واقعی، $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی شده، n_{samples} تعداد نمونه‌ها و ϵ یک مقدار دلخواه بسیار کوچک برای جلوگیری از خطای تقسیم بر صفر هنگامی‌که y_i برابر با صفر است، می‌باشد. این شاخص معمولاً به‌عنوان یک تابع ضرر در مسائل رگرسیونی مورداستفاده قرار می‌گیرد که هر چه‌قدر این مقدار کمتر باشد، نشان‌دهندهٔ دقت بالاتر مدل پیش‌بینی‌کننده است.

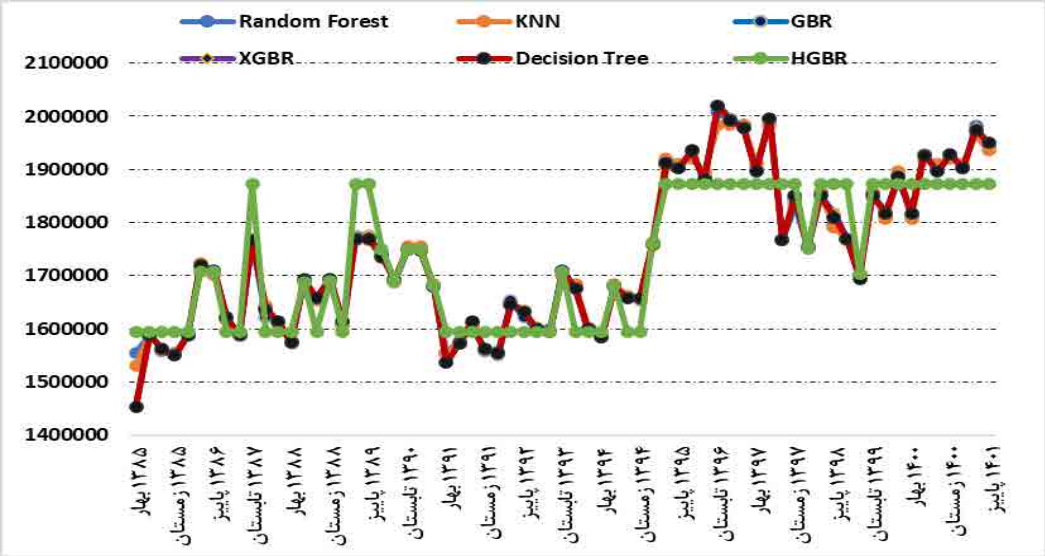
- **صحت**[1]: این شاخص به‌عنوان درصد بیان می‌شود و محاسبهٔ آن به کمک شاخص MAPE و به‌صورت زیر انجام می‌شود:

$$Accuracy = 100 - \frac{100}{n_{\mathrm{samples}}}\sum_{i=0}^{n_{\mathrm{samples}}-1}\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{max(\epsilon,|y_i|)}$$

درواقع هدف از ارائه این شاخص این است که بهتر بتوان مدل‌های مختلف پیش‌بینی‌کننده را با یک‌دیگر مقایسه کرد؛ زیرا مطابق رابطهٔ فوق، این شاخص عددی بین ۰ تا ۱۰۰ است و درواقع میزان صحت یک روش در پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

شکل ۴، نتایج حاصل از پیش‌بینی میزان تولید ناخالص داخلی در بازهٔ سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱ با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین را نشان می‌دهد.

[1]. Accuracy



شکل ٤: پیش‌بینی میزان تولید ناخالص داخلی فصلی از سال ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱.

Fig. 4: Prediction of the seasonal GDP from 1385 to 1401.

هم‌چنین جدول ۱، میزان کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین را از لحاظ شاخص‌های ارزیابی در پیش‌بینی میزان تولید ناخالص داخلی نشان می‌دهد.

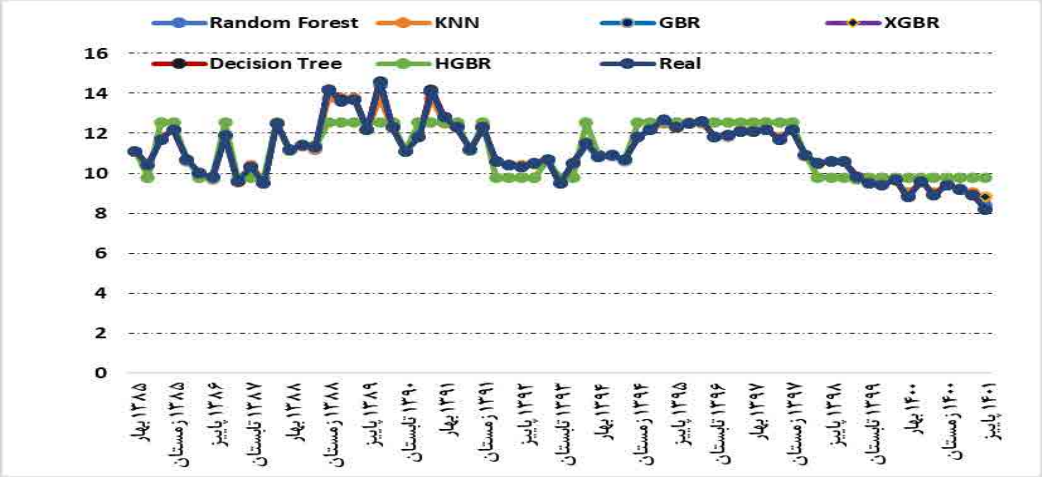
جدول ۱: عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تولید ناخالص ملی.

Tab. 1: Performance of machine learning algorithms in predicting the GDP.

	Random Forest	KNN	GBR	XGBR	ARIMA	DT	HGBRT
MAE	25228	36471	13133	12479	5277.5	16419	40723
RMSE	32231	45165	27163	29455	10944	38610	50812
(R^2) Score	0.9466	0.8952	0.9621	0.9554	0.97	0.9234	0.8673
Accuracy	98.56	97.88	99.26	99.29	92.9	99.06	97.64
MAPE	0.0144	0.021	0.0073	0.0072	1.90	0.0092	0.0233

با توجه به اطلاعات به‌دست آمده از جدول ۱ و شکل ۴، مشاهده می‌شود که الگوریتم‌های یادگیری ماشین دقت خوبی در پیش‌بینی میزان تولید ناخالص داخلی در سال‌های مختلف نسبت به روش اقتصاد سنجی ARIMA داشته‌اند. از بین این الگوریتم ها، بهترین دقت مربوط به الگوریتم XGBR با مقدار ۹۹.۲۹٪ است که مقدار بسیار بالا و مناسبی است و نشان‌دهندهٔ کارایی خوب این الگوریتم است. ازطرفی این الگوریتم از لحاظ خطای MAPE نیز مقدار ناچیز ۰.۰۰۷۲ را دارد که کمترین مقدار در بین سایر الگوریتم‌هاست. هم‌چنین براساس نتایج به‌دست آمده

در این قسمت ملاحظه می‌شود که سایر الگوریتم‌ها نیز به‌مراتب نتایجی با دقت بالا داشته‌اند و کمترین دقت که مربوط به الگوریتم KNN با مقدار ۹۷.۸۸٪ بوده است، کماکان مقدار قابل‌قبولی در پیش‌بینی شاخص‌های اقتصادی است. شکل ۵، میزان نتایج به‌دست آمده الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی نرخ بیکاری برای سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱ و جدول ۲، شاخص‌های ارزیابی کارایی الگوریتم‌ها در پیش‌بینی این شاخص را نشان می‌دهد.



شکل ۵: پیش‌بینی میزان نرخ بیکاری فصلی از سال ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱.

Fig. 5: Prediction of the seasonal unemployment rate from 1385 to 1401.

براساس نتایج به‌دست آمده در شکل ۵ و جدول ۲، ملاحظه می‌شود که الگوریتم‌های یادگیری ماشین درمورد پیش‌بینی این شاخص نیز عملکرد بسیار خوبی دارند و به‌خوبی توانسته‌اند این شاخص را پیش‌بینی کنند. از میان این الگوریتم‌ها، بهترین نتیجه مربوط به GBR با دقت ۹۸.۶۳٪ و میزان خطای MAPE با مقدار ۰.۰۱۴۲ است. هرچند که این مقادیر برای الگوریتم‌هایی نظیر جنگل تصادفی و XGBR نیز بسیار نزدیک به GBR است. نتایج مربوط به این قسمت نشان‌دهندهٔ این است که تکنیک‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی نرخ بیکاری بسیار خوب عمل می‌کنند و با دقتی بالای ۹۸٪ می‌توانند این شاخص را پیش‌بینی نمایند.

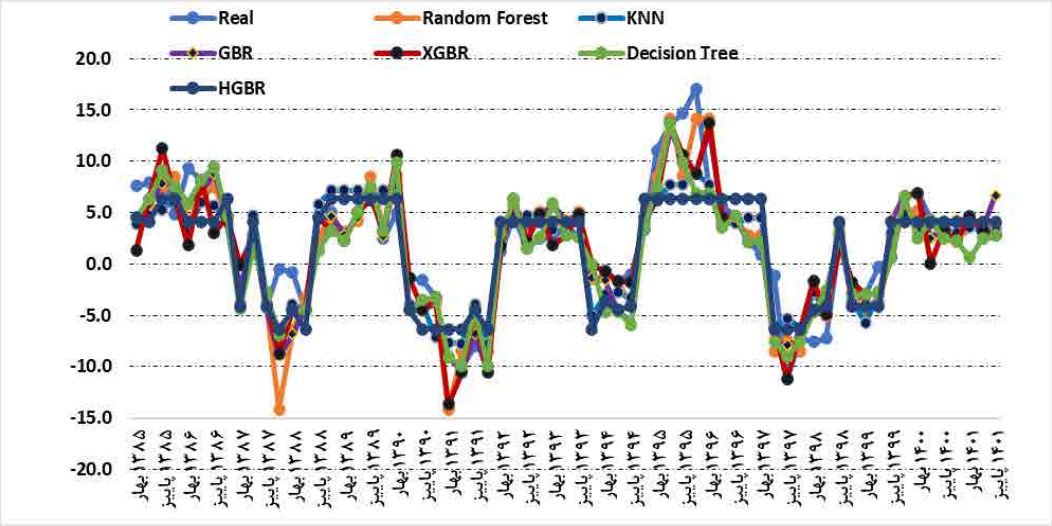
جدول ۲: عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی نرخ بیکاری.

Tab. 2: Performance of machine learning algorithms in predicting the unemployment rate.

	Random Forest	KNN	GBR	XGBR	DT	HGBRT
MAE	0.43	0.7121	0.1538	0.1993	0.1824	0.8145
RMSE	0.6494	1.004	0.3889	0.4878	0.4533	1.0529

(R^2) Score	0.7806	0.4758	0.9213	0.8763	0.8931	0.4234
Accuracy	96.27	93.72	98.63	98.3	98.35	92.47
MAPE	0.0384	0.0646	0.0142	0.018	0.0178	0.0715

شکل ۶ و جدول ۳، مقادیر به‌دست آمده برای پیش‌بینی میزان نرخ رشد تولید ناخالص داخلی با توجه به نرخ بیکاری است.



شکل ٦: پیش‌بینی تأثیر نرخ بیکاری بر تولید ناخالص داخلی از سال ۱۳۸۵ تا ۱۴۰۱ (به صورت فصلی).

Fig. 6: Prediction of the impact of the unemployment rate on GDP from 1385 to 1401 (seasonally).

جدول۳: عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تأثیر نرخ بیکاری بر نرخ رشد تولید ناخالص ملی.

Tab. 3: Performance of machine learning algorithms in predicting the impact of the unemployment rate on GDP growth rate.

	Random Forest	KNN	GBR	XGBR	DT	HGBRT
Accuracy	96.08	96.48	96.04	96.69	96.33	96.27

از آنجایی‌که در برخی فصول، مقدار رشد تولید ناخالص داخلی دارای مقادیری منفی بوده است، برهمین‌اساس محاسبهٔ برخی شاخص‌های کارایی نظیر RMSE و MAPE نیازمند قدرت مطلق‌گیری از نتایج است و اطلاعات اضافی‌تری هم بیان نمی‌کند؛ برهمین‌اساس در این قسمت به محاسبهٔ میزان Accuracy اکتفا شده است. نتایج موجود در شکل ۶ و جدول ۳، نشان می‌دهد که دقت الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تأثیر نرخ بیکاری

برروی نرخ رشد تولید ناخالص داخلی بالای ۹۶٪ که مقدار بسیار قابل‌قبولی است؛ هم‌چنین، الگوریتم XGBR با مقدار ۹۶.۶۹٪ بهترین عملکرد را از بین تمامی الگوریتم‌ها به‌دست آورده است.

در انتهای این بخش ذکر این نکته ضروری است که اگرچه استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی‌های شاخص‌های اقتصادی می‌تواند با دقت بالایی همراه باشد، این روش‌ها دارای محدودیت‌های خاص خود نیز می‌باشند؛ ازجمله محدودیت‌های این روش‌ها، مشکل بودن تنظیم پارامترهای داخلی این الگوریتم‌ها است. به‌عبارت دیگر، هر یک از این الگوریتم‌ها دارای تعداد زیادی پارامتر تنظیمی هستند که نمی‌توان مقدار ثابتی برای هر نوع مجموعه داده‌ای برای آن‌ها درنظر گرفت؛ درواقع می‌بایست برای هر مجموع دادهٔ جدیدی، پارامترهای تنظیمی خاصی برای آن‌ها مشخص کرد و در بسیاری از موارد لازم است تا این الگوریتم‌ها با سعی و خطا چندین‌بار اجرا شوند تا طراح به پارامترهای پایداری برسد؛ علاوه‌بر این، این الگوریتم‌های نیاز به دانش فنی بالایی دارند و اغلب تصمیم‌گیران اقتصادی فاقد این نوع دانش هستند و این مسأله باعث می‌شود تا اقتصاددانان و تصمیم‌گیران اقتصادی بیشتر به استفاده از روش‌های سنتی آماری تمایل داشته باشند؛ با این‌حال، استفاده از مدل‌های اقتصادسنجی در مواردی که تعداد متغیرهای مستقل زیاد باشد، زمان بسیار زیادی را می‌طلبد و در اغلب موارد به‌دلیل پیچیدگی‌های زیاد ممکن است نتوان آن‌ها را به‌کار گرفت و تنها راه‌حل استفاده از روش‌های هوش مصنوعی باشد. امروزه ربات‌های نرم‌افزاری بسیاری در حوزهٔ معاملات و خرید و فروش ارزهای دیجیتال، فارکس، بازار طلا و بورس و... براساس‌همین مدل‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی تولید شده‌اند و پیش‌بینی‌های صورت‌گرفته توسط آن‌ها بسیار دقیق است و باعث سود زیاد افرادی می‌شود که از این روش‌ها استفاده می‌کنند. علاوه‌بر این، همان‌طورکه در بخش مروری بر کارهای پیشین اشاره شده است، استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی توسط محققان خارج از کشور نیز مورد اقبال قرار گرفته است و پژوهش‌های حاصل از آن در مجلات معتبر بین‌المللی چاپ شده است که به برخی از آن‌ها پرداخته شد.

۵. نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر با بهره‌گیری از قابلیت‌هایی که در علم هوش مصنوعی و به‌طور خاص در الگوریتم‌های یادگیری ماشین وجود دارد، پیش‌بینی شاخص‌های مهم اقتصادی نظیر: نرخ بیکاری، تولید ناخالص داخلی و تأثیر آن‌ها بر یک‌دیگر پیاده‌سازی شده است. با توجه به این‌که این دو شاخص ازجمله شاخص‌های مهم هستند که مسئولان اقتصادی کشور را در تصمیگیری هایشان یاری می‌دهد، پیش‌بینی آن‌ها، مسئولان را یاری خواهد کرد تا

انتخاب‌های بهتری در راستای بهبود وضعیت اقتصادی کشور ارائه دهند. در پژوهش حاضر، با استفاده از داده‌های سال‌های اخیر این دو شاخص مهم اقتصادی که توسط مرکز آمار ایران هر ساله منتشر می‌شود، الگوریتم‌های هوش مصنوعی با استفاده از داده‌های فصلی شده، آموزش داده شدند؛ سپس، براساس داده‌های تست، الگوریتم‌های هوش مصنوعی خروجی پیش‌بینی‌ها را تولید کردند. نتایج پیش‌بینی‌ها در پژوهش حاضر، نشان‌داد الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند با دقت بسیار بالایی دو شاخص مذکور را پیش‌بینی نمایند و بهترین نتیجه مربوط به الگوریتم XGBR است که به‌ترتیب با میزان ۹۹.۲۹٪ و ۹۸.۳٪ مقادیر تولید ناخالص داخلی و نرخ بیکاری را پیش‌بینی نموده است؛ هم‌چنین، نتایج مربوط به این بخش نشان‌داد که روش‌های هوش مصنوعی در مقایسه با روش اقتصادسنجی ARIMA عملکرد بسیار قابل‌قبولی در پیش‌بینی دارند. علاوه‌بر این، در ادامهٔ پژوهش، سعی‌شد تا نرخ رشد تولید ناخالص داخلی از روی میزان نرخ بیکاری پیش‌بینی شود؛ نتایج نشان‌داد که الگوریتم‌های یادگیری ماشین کماکان دارای دقت بسیار خوبی در این پیش‌بینی هستند و بهترین نتایج با استفاده از الگوریتم XGBR با میزان ۹۶.۶۹٪ حاصل می‌شود. کارایی بالای تکنیک‌های هوش مصنوعی در این پژوهش مؤید این است که بسیاری از شاخص‌های اقتصادی به کمک این تکنیک‌ها قابل پیش‌بینی بوده و مستلزم به‌کارگیری این روش‌ها توسط سیاست‌گذاران و مسئولان اقتصادی کشور در راستای ترسیم چشم‌اندازها و برنامه‌ریزی‌های آینده است. هم‌چنین با توجه به قابلیت‌های بالای الگوریتم‌های هوش مصنوعی در مباحث نوینی چون یادگیری عمیق، در سال‌های آینده انتظار می‌رود تا بتوان براساس مجموع دادگان حجیم و متشکل از پارامترهای متعدد اقتصادی، از این الگوریتم‌ها برای پردازش، یادگیری و پیش‌بینی سایر شاخص‌های اقتصادی نیز بهره گرفت.

سپاسگزاری

در پایان نگارندگان برخود لازم می‌دانند که از داوران ناشناس نشریه و هم‌چنین جناب آقای دکتر رضا محمدی به جهت و غنا بخشیدن به متن مقاله قدردانی نمایند.

درصد مشارکت نویسندگان

نویسندگان اعلام می‌دارند که با توجه به استخراج مقاله از پایان‌نامهٔ ارشد در گروه اقتصاد دانشگاه بوعلی‌سینا بوده است، نگارش مقاله برعهدهٔ نگارندهٔ اول با راهنمایی و نظارت نگارندهٔ دوم صورت گرفته است.

تضاد منافع

نویسندگان ضمن رعایت اخلاق نشر، نبود تضاد هرگونه تضاد منافع را اعلام می‌دارند.

کتابنامه

- اسعدی، مرضیه، (۱۴۰۰). «برآورد و ارزیابی شاخص قیمت املاک با استفاده از روش هوش مصنوعی». *دومین کنفرانس بین‌المللی چالش‌ها و راهکارهای نوین در مهندسی صنایع و مدیریت و حسابداری*، دامغان. https://civilica.com/doc/1244588

- ایلکا، نبی، (۱۳۹۸). «بررسی تاثیر رکود اقتصادی و افزایش نرخ بیکاری در ایران». *چهارمین همایش بین‌المللی مدیریت، حسابداری، اقتصاد و علوم اجتماعی*، همدان. https://civilica.com/doc/1038347

- بخردی‌نسب، وحید؛ کمالی، احسان؛ و ابراهیمی کهریزسنگی، خدیجه، (۱۴۰۰). «بررسی آزمون دقت پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی با تکیه‌بر اطلاعات مقایسه‌ای سود حسابداری تجمعی متورم و تورم زدایی شده». *فصلنامهٔ پژوهش‌های حسابداری مالی*، ۱۳ (۳): ۱-۳۴. DOI: 10.22108/FAR.2021.125653.1685

- شایگانی، بیتا؛ سلامی، امیربهداد؛ و خوچیانی، رامین، (۱۳۹۳). «مدل پیشنهادی برای پیش بینی تولید ناخالص داخلی کاربرد مدل‌های ARIMA شبکه‌های عصبی و تبدیل موجک». *فصلنامهٔ دانش مالی تحلیل اوراق بهادار*، ۷ (۲۴): ۱۴۷-۱۶۲. https://sanad.iau.ir/Journal/jfksa/Article/803494

- شاه‌آبادی، ابوالفضل، (۱۳۸۷). «بررسی اثر فعالیت‌ها و سیاست‌های اقتصادی دولت بر رشد تولید ناخالص داخلی غیرنفتی (مطالعهٔ موردی اقتصاد ایران)». *فصلنامهٔ پژوهشنامه اقتصادی*، ۷ (۲۶): ۱۸۱-۲۱۱. https://joer.atu.ac.ir/article_3245.html?lang=fa

- صبری، مهدی، (۱۳۹۶). «پایدارسازی و کنترل سیستم قدرت با استفاده از الگوریتم های فراابتکاری». دوفصلنامهٔ کارافن، ۱۴ (۲: ۴۲): ۳۳-۵۵. https://karafan.tvu.ac.ir/article_100504.html

- صداقتی، نرجس؛ و قاسمی، ندا، (۱۳۹۱). «پیش‌بینی تولید ناخالص داخلی رویکرد MLP, ARIMA». *اولین کنفرانس بین المللی مدیریت، نوآوری و تولید ملی*، قم: ۵۶. https://civilica.com/doc/189856

- صفری‌دهنوی، وحید؛ و شفیعی، مسعود، (۱۴۰۰). «پیش‌بینی ارزش سهام با استفاده از شبکه عصبی فازی پیشنهادی و الگوریتم ترکیبی». *فصلنامهٔ علمی کارافن*، ۱۸(۱): ۲۰۳-۲۲۱. doi: 10.48301/kssa.2021.131058

– فرجنیا، سلمان؛ یوسفی، کوثر؛ و فدایی، مهدی، ۱۳۹۹، «مدلسازی نرخ بیکاری در ایران: بیکاری ساختاری، تغییرات اشتغال بخشی و سیاست پولی پیش بینی نشده». *فصلنامهٔ پژوهشنامه اقتصادی*، ۲۰ (۷۸): ۲۱۳–۲۵۲. https://doi.org/10.22054/joer.2020.12365

– گریگوری، مانکیو، (۱۳۸۸). *اقتصاد کلان*. ترجمهٔ عرب پور، انتشارات نی.

– نقدی، سجاد؛ اسدی، غلامحسین؛ فضل‌زاده، علیرضا؛ و نوفرستی، محمد، (۱۳۹۶). «مدل سازی و پیش بینی شاخص‌های اقتصادی با استفاده از سودهای کل حسابداری و پیش بینی شده توسط مدیران». *پژوهش‌های تجربی حسابداری*، ۷ (۴: ۲۶): ۱۶۵–۱۹۰. DOI: 10.22051/JERA.2017.15739.1688

- Asadi, M., (1400), "Estimation and evaluation of real estate price index using artificial intelligence method". *The second international conference on new challenges and solutions in industrial engineering and management and accounting*, Damghan, https://civilica.com/doc/1244588 (in Persian).

- Athey, S., (2018). "The impact of machine learning on economics." *The economics of artificial intelligence: An agenda. University of Chicago Press:* 507-547. https://www.nber.org/system/files/chapters/c14009/c14009.pdf

- Attfield, C. L. F. & Silverstone, B., (1997). "Okun's coefficient: A comment. Review of Economics and Statistics", *The Review of Economics and Statistics*,79: 326–329. https://direct.mit.edu/rest/article-abstract/79/2/326/56974/Okun-s-Coefficient-A-Comment

- Bekhradi Nasab, V.; Kamali, E. & Ebrahimi Kohriz Sangi, Kh., (1400), "Examining the accuracy test of GDP forecast based on the comparative information of inflated and deflated cumulative accounting profit". *Journal of Financial Accounting Research*, 13 (3): 1-34. DOI: 10.22108/FAR.2021.125653.1685 (in Persian).

- Celbiş, M. G., (2022). "Unemployment in Rural Europe: A Machine Learning Perspective". *Applied Spatial Analysis and Policy*: 1-25. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9162380/

- Farajnia, S.; Yousefi, K. & Fadaei, M., (2021). "Modeling Unemployment Rate in Iran: Structural Unemployment, Changes in Employment Status, and Unpredicted Monetary Policy". *Quarterly Journal of Economic Research,* 20 (78): 213-252. https://doi.org/10.22054/joer.2020.12365 (in Persian).

- Husin, W. Z. W.; Abdullah, N. S. A.; Rockie, N. A. S. Y. & Sabri, S. S. M., (2023). "Neural Network Model in Forecasting Malaysia's Unemployment Rates". *ASM Science Journa*, 18. https://doi.org/10.32802/asmscj.2023.1062

- Ilka, N., (2018). "Study of the impact of economic recession and increase in unemployment rate in Iran". *4th International Conference on Management, Accounting, Economics and Social Sciences, Hamadan*, https://civilica.com/doc/1038347 (in Persian).

- Karahan, M. & Çetintaş, F., (2022). "Forecasting Of Turkey's Unemployment Rate For Future Periods With Artificial Neural Networks". *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari*

Bilimler Fakültesi Dergisi, (62): 163-184. https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/2187365

- Katris, Ch., (2020). "Prediction of unemployment rates with time series and machine learning techniques". *Computational Economics:* 55 (2): 673-706. https://ideas.repec.org/a/kap/compec/v55y2020i2d10.1007_s10614-019-09908-9.html

- Ke, G.; Meng, Q.; Finley, T. et al., (2017), "LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree". In: *31st Conference on Neural Information Processing Systems*, Long Beach, CA, USA, NIPS. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Paper.pdf

- Kramer, O. & Kramer, O., (2013). "K-nearest neighbors". *Dimensionality reduction with unsupervised nearest neighbors*: 13-23. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-38652-7_2

- Kreiner, A. & Duca, J., (2020). "Can machine learning on economic data better forecast the unemployment rate?". *Applied Economics Letters*, 27(17): 1434-1437. https://digitalcommons.oberlin.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1125&context=honors

- Maccarrone, G.; Morelli, G. & Spadaccini, S., (2021). "GDP forecasting: machine learning, linear or autoregression?". *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4: 757864. https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2021.757864/pdf

- Mankiw, N. G., (2012). "Macroeconomics". (H. R. Arabpour, Trans.*). Tehran: Ney Publishing*. (Original work published 2009). https://nashreney.com/product/ (in Persian).

- Naghdi, S.; Asadi, Gh.; Fazalzadeh, A.& Nofarsti, M., (2016), "Modeling and forecasting of economic indicators using total accounting profits and forecasts by managers". *Journal of Empirical Research in Accounting*, 7 (4: 26): 165-190. DOI: 10.22051/JERA.2017.15739.1688 (in Persian).

- Navada, Arundhati, et al., (2011). "Overview of use of decision tree algorithms in machine learning". *IEEE control and system graduate research colloquium*. IEEE. https://ieeexplore.ieee.org/document/5991826

- Sabri, M., (2017). "Stabilization and control of the power system using meta-heuristic algorithms". *Karafan Quarterly Scientific Journal*, 14(42), 33-55. https://karafan.tvu.ac.ir/article_100504.html

- Safari Dehnavi, V. & Shafiee, M., (2021). "Stock Value Prediction Using Proposed Fuzzy Neural Network and Hybrid Algorithm". *Karafan Scientific-Research Journal*, 18(1): 203-221. doi: 10.48301/kssa.2021.131058 (in Persian)

- Sedaghati, N. & Ghasemi, N., (2013). "Forecasting gross domestic product using the MLP approach, ARIMA". *The first international conference on management, innovation and national production*, Qom, https://civilica.com/doc/189856 (in Persian)

- Shahabadi, A., (2008). "Investigating the Effect of Government Economic Activities and Policies on the Growth of Non-Oil Gross Domestic Product (A Case Study of the

Iranian Economy)". *Quarterly Journal of Economic Research*, 7(26): 181-211. https://joer.atu.ac.ir/article_3245.html (in Persian).

- Shayegani, B.; Salami, A. & Khouchian, R., (2014). "Proposed Model for Predicting Gross Domestic Product Using ARIMA Models, Neural Networks, and Wavelet Transform". *Journal of Financial Knowledge and Securities Analysis,* 7 (24): 147-162. https://sanad.iau.ir/Journal/jfksa/Article/803494 (in Persian).

- Svetnik, V. et al., (2003). "Random forest: a classification and regression tool for compound classification and QSAR modeling". *Journal of chemical information and computer sciences* 43 (6): 1947-1958. https://www.ijstr.org/paper-references.php?ref=IJSTR-0420-34297

- http://scikit-learn.org/stable/modules/

- https://mstpark.com/library/artificial-intelligence-economy

- https://raahbord.com/boosting-algorithm/

- https://scikit-learn.org/stable/

- https://scikit-learn.org/stable/

-https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBoostingRegressor.html

- https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html

- https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html

- https://www.amar.org.ir/statistical-information