Budget and Finance Strategic Research

1

Vol. 6
Spring 2025
P.P: 11-47

Research Paper

Received: 2025/01/24
Revised: 2025/03/10
Accepted: 2025/03/11
Published: 2025/04/20

ISSN: 2717-1809
E-ISSN: 2717-199x

The Impact of Inflationary Mindset on Inflation Expectations and Inflation Forecasting in Iran (2013–2024)

Alireza Erfani [1] | Seyedeh Setayesh Shojaee [2*]

Abstract

This research aims to examine the impact of inflationary mindset, which refers to the public's focus on rising prices of goods, especially assets, on inflationary expectations (or mental inflation) and its effect on inflation in the Iranian economy. The data used includes some indicators of mental inflation reflected in social media, specifically Google Trends, and a set of economic variables from March 2013 to March 2024. This is an applied study that uses descriptive-analytical methods and correlation analysis to investigate factors affecting inflation rates and predict them using machine learning algorithms in Python software. The results show that in the univariate analysis, a doubling of mental inflation without applying a time lag led to a 0.9-unit increase in the inflation rate. Additionally, with a three-month lag, this variable caused a 4-unit increase in the inflation rate. These findings suggest that the impact of mental inflation is not only immediate but also strengthens over time. In the multivariate analysis, the effect of inflationary mindset, compared to other variables, was reduced but still remained significant. This indicates that inflationary mindset, along with other key economic variables such as gold price, dollar exchange rate, and GDP, is a powerful tool for analyzing and predicting inflation. Among advanced machine learning algorithms, the decision tree algorithm performed best in forecasting inflation rates. The findings of this study can be useful for economic policymakers in managing inflation expectations and predicting future inflation trends.

Keywords: Inflation, Inflation expectations, Machine learning, Prediction, Google Trends.

DOR: 20.1001.1.27171809.1404.6.1.1.5

1. Corresponding Author: professor of economics at Semnan university,faculty of economics, management and administrative science, semnan university, semnan, Iran. aerfani@semnan.ac.ir
2. ph.D student of monetary economics at Semnan university, Semnan, Iran

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution Non-Commercial (CC-BY-NC) license.

پژوهش‌های راهبردی بودجه و مالیه

۱

سال ششم
بهار ۱۴۰۴
صص: ۴۷-۱۱

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۳/۱۱/۰۵
تاریخ بازنگری:
۱۴۰۳/۱۲/۲۰
تاریخ پذیرش:
۱۴۰۳/۱۲/۲۱
تاریخ انتشار:
۱۴۰۴/۰۱/۳۱

شاپا چاپی: ۱۸۰۹-۲۷۱۷
الکترونیکی: ۱۹۹x-۲۷۱۷

تأثیر ذهن تورمی بر تورم ذهنی و پیش‌بینی تورم در ایران (۱۴۰۲-۱۳۹۲)

علیرضا عرفانی[۱] | سیده ستایش شجاعی[۲]

چکیده

این پژوهش با هدف بررسی تأثیر ذهن تورمی، یعنی مشغول بودن ذهن مردم نسبت به افزایش قیمت کالاها و به‌ویژه دارایی‌ها، بر تورم ذهنی یا همان انتظارات تورمی بر تورم در اقتصاد ایران انجام شده است. داده‌های مورد استفاده شامل برخی شاخص‌های تورم ذهنی منعکس شده در فضای مجازی به‌طور خاص، گوگل ترندز، و مجموعه‌ای از متغیرهای اقتصادی از فروردین ۱۳۹۲ تا اسفند ۱۴۰۲ است. این پژوهش یک مطالعه کاربردی است که با استفاده از روش توصیفی-تحلیلی و تحلیل همبستگی، به بررسی عوامل مؤثر بر نرخ تورم و پیش‌بینی آن با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استفاده از نرم‌افزار پایتون می‌پردازد. نتایج نشان می‌دهد که در تحلیل تک‌متغیره، دو برابر شدن تورم ذهنی بدون اعمال وقفه زمانی منجر به افزایش ۰,۹ واحدی در نرخ تورم شده است. همچنین، با اعمال وقفه سه‌ماهه، این متغیر موجب افزایش ۴ واحدی نرخ تورم گردید. این یافته نشان می‌دهد که اثر تورم ذهنی، نه‌تنها فوری است، بلکه در طول زمان تقویت می‌شود. در تحلیل چندمتغیره، تأثیر ذهن تورمی در مقایسه با سایر متغیرها کاهش یافته، اما همچنان معنادار باقی مانده است. این امر نشان‌دهنده آن است که ذهن تورمی، در کنار سایر متغیرهای کلیدی اقتصادی مانند قیمت طلا، دلار و تولید ناخالص داخلی، ابزاری قدرتمند برای تحلیل و پیش‌بینی تورم به شمار می‌آید. از بین الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین، الگوریتم درخت تصمیم بهترین عملکرد را در پیش‌بینی نرخ تورم ارائه کرده است. یافته‌های این پژوهش می‌تواند برای سیاست‌گذاران اقتصادی در مدیریت انتظارات تورمی و پیش‌بینی تحولات آتی نرخ تورم مفید باشد.

کلیدواژه‌ها: انتظارات تورمی؛ پیش‌بینی؛ تورم؛ گوگل ترندز؛ یادگیری ماشین

DOR: 20.1001.1.27171809.1404.6.1.1.5

۱. نویسنده مسئول: استاد اقتصاد دانشگاه سمنان، سمنان، ایران. aerfani@semnan.ac.ir
۲. دانشجوی دکتری اقتصاد پولی دانشگاه سمنان، سمنان، ایران.

این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز (CC BY-NC) Creative Commons Attribution Non-Commercial توزیع شده است.

مقدمه و بیان مسئله

تورم به‌عنوان یکی از مسائل پیچیده و مداوم اقتصادی در بسیاری از کشورهای جهان، به‌ویژه کشورهای در حال توسعه مانند ایران، شناخته می‌شود. این پدیده اقتصادی تأثیرات گسترده‌ای بر زندگی مردم، از جمله کاهش قدرت خرید، تغییرات در توزیع درآمد، کاهش سرمایه‌گذاری و نوسانات نرخ بهره دارد. ازاین‌رو، مدیریت و پیش‌بینی تورم به یکی از چالش‌های اصلی سیاست‌گذاران اقتصادی تبدیل شده است. یکی از عوامل کلیدی که می‌تواند به درک و مدیریت بهتر تورم کمک کند، تحلیل تورم ذهنی است. این مفهوم به پیش‌بینی‌ها و انتظارات عمومی از تغییرات آتی قیمت‌ها اشاره دارد و نشان می‌دهد که چگونه نگرش‌ها و تصورات ذهنی افراد می‌توانند بر رفتار اقتصادی و به‌تبع آن، شاخص‌های کلان اقتصادی تأثیرگذار باشند.

در دهه‌های اخیر، اهمیت تحلیل تورم ذهنی در ادبیات اقتصادی افزایش یافته است. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که انتظارات مردم از تورم، نه‌تنها بر رفتار مصرفی و سرمایه‌گذاری آن‌ها اثر می‌گذارد، بلکه می‌تواند به‌خودی‌خود عاملی برای افزایش تورم واقعی باشد (فریدمن[1]، ۱۹۶۸). به بیان دیگر، تورم ذهنی می‌تواند به‌عنوان یک عامل تسریع‌کننده در چرخه تورمی عمل کند (لوکاس[2]، ۱۹۷۲). در این میان، با ظهور داده‌های بزرگ (Big Data) و ابزارهای دیجیتال، فرصت‌های تازه‌ای برای تحلیل تورم ذهنی و ارتباط آن با شاخص‌های واقعی اقتصادی فراهم شده است (چوی و واریان[3]، ۲۰۱۲). مطالعات نشان می‌دهند که داده‌های جستجو در زمان واقعی، مانند داده‌های Google Trends ، می‌توانند به‌عنوان شاخصی پیشرو برای پیش‌بینی تغییرات تورمی به کار روند (مدیروس و همکاران[4]، ۲۰۱۹). داده‌های گوگل ترندز به‌عنوان ابزاری برای رصد نگرش‌ها و جستجوهای عمومی، می‌توانند شاخص‌های جدید و پویایی از تورم ذهنی ارائه دهند. برای مثال، جستجوهای مرتبط با "گرانی"، "قیمت دلار"، "تورم" یا "قیمت طلا" می‌توانند به‌عنوان نشانه‌هایی از نگرانی‌ها و تورم ذهنی عمومی در جامعه عمل کنند.

بااین‌حال، یکی از چالش‌های اساسی در این حوزه، استفاده از ابزارها و مدل‌های مناسب برای تحلیل این داده‌ها و تبدیل آن‌ها به اطلاعات قابل‌اتکا برای پیش‌بینی نرخ تورم است. مدل‌های

1. Friedman
2. Lucas
3. Choi & Varian
4 .Medeiros et al

اقتصادی سنتی عمدتاً بر داده‌های تاریخی و روابط ساختاری تأکید دارند، اما این مدل‌ها در مواجهه با تغییرات سریع اقتصادی و داده‌های پویا دقت کافی ندارند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین با توانایی تحلیل داده‌های حجیم و پیچیده، افق‌های جدیدی را در پیش‌بینی تورم گشوده‌اند. این الگوریتم‌ها می‌توانند با شناسایی الگوهای پنهان در داده‌ها و تحلیل روابط غیرخطی میان متغیرها، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه دهند.

ضرورت انجام این پژوهش از آنجا ناشی می‌شود که در بسیاری از مطالعات پیشین، تمرکز بر متغیرهای سنتی اقتصادی بوده و کمتر به داده‌های دیجیتال و رفتار کاربران در فضای مجازی، به‌ویژه در حوزه تورم ذهنی، پرداخته شده است. این در حالی است که داده‌های دیجیتال، به‌ویژه داده‌های گوگل ترندز، به دلیل به‌روزرسانی سریع و بازتاب نگرش‌های عمومی، می‌توانند نقش مهمی در تحلیل و پیش‌بینی تغییرات اقتصادی ایفا کنند. از سوی دیگر، اهمیت این پژوهش در ارائه راهکارهای کاربردی برای سیاست‌گذاران اقتصادی است. درک تأثیر تورم ذهنی بر تورم واقعی و استفاده از ابزارهای نوین تحلیل، می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های بهتر در راستای کنترل تورم و مدیریت انتظارات عمومی منجر شود.

این پژوهش بر آن است تا به سوالات کلیدی زیر پاسخ دهد: تورم ذهنی چگونه می‌تواند بر نرخ تورم در اقتصاد ایران تأثیر بگذارد؟ آیا داده‌های گوگل ترندز به‌عنوان یک شاخص تورم ذهنی، می‌توانند پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از نرخ تورم ارائه دهند؟ کدام الگوریتم یادگیری ماشین در پیش‌بینی نرخ تورم عملکرد بهتری دارد؟ و چگونه می‌توان از نتایج این تحقیق برای مدیریت و هدایت تورم ذهنی در راستای ثبات اقتصادی استفاده کرد؟

برای بررسی دقیق تأثیر تورم ذهنی بر نرخ تورم و پیش‌بینی آن، این پژوهش از ابزارهای نوین تحلیل داده و روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین بهره گرفته است. داده‌های مرتبط با تورم ذهنی که از طریق گوگل ترندز استخراج شده‌اند، به‌عنوان نمایه‌ای از نگرش‌ها و انتظارات عمومی در نظر گرفته شده و همراه با سایر متغیرهای اقتصادی کلیدی نظیر قیمت طلا، دلار و تولید ناخالص داخلی مورد تحلیل قرار گرفته‌اند. این پژوهش تلاش می‌کند تا با شناسایی الگوهای پنهان و روابط غیرخطی میان این متغیرها، درکی دقیق‌تر از نقش تورم ذهنی در شکل‌گیری و تقویت تورم واقعی ارائه دهد.

با توجه به چالش‌های موجود در مدیریت تورم و ظرفیت‌های بالقوه داده‌های دیجیتال، آیا استفاده از ابزارهای نوین مانند گوگل ترندز و الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند دقت پیش‌بینی‌های اقتصادی را بهبود بخشد و راهکاری مؤثر برای مدیریت تورم ذهنی فراهم کند؟

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

مبانی نظری پژوهش

تورم یکی از پدیده‌های کلیدی در اقتصاد کلان است که تأثیرات گسترده‌ای بر تصمیمات اقتصادی افراد، سیاست‌های دولت و متغیرهای کلان اقتصادی دارد. در این میان، تورم ذهنی و انتظارات تورمی به‌عنوان دو عامل مهم در شکل‌گیری و تداوم تورم واقعی شناخته می‌شوند. افراد و بنگاه‌های اقتصادی با توجه به تجربیات گذشته و اطلاعات در دسترس خود، انتظاراتی درباره تورم آینده شکل می‌دهند که می‌تواند مستقیماً بر رفتار اقتصادی آن‌ها تأثیر بگذارد. این رابطه دوسویه میان انتظارات تورمی و تورم واقعی از دیرباز مورد توجه اقتصاددانان بوده و در نظریه‌های مختلفی مانند انتظارات تطبیقی[1]، انتظارات عقلایی[2]، منحنی فیلیپس جدید کینزی[3] و مدل‌های پولی تورم[4] مورد بررسی قرار گرفته است.

با ظهور داده‌های دیجیتال و روش‌های پیشرفته تحلیل داده، امکان بررسی دقیق‌تر این روابط فراهم شده است. ابزارهایی مانند Google Trends این قابلیت را ایجاد کرده‌اند که تغییرات انتظارات تورمی را در زمان واقعی اندازه‌گیری کنیم و نقش آن‌ها را در شکل‌گیری تورم تحلیل نماییم (چوی و واریان، ۲۰۱۲). با این حال، درک عمیق‌تر رابطه تورم ذهنی با متغیرهای کلان اقتصادی مستلزم یک چارچوب نظری مستحکم است که در ادامه بررسی می‌شود.

1. Adaptive Expectations Theory
2. Rational Expectations Theory
3. New Keynesian Phillips Curve - NKPC
4. Monetary Theories of Inflation

۱. نظریه انتظارات تطبیقی

این نظریه، که توسط میلتون فریدمن (۱۹۶۸) ارائه شد، بیان می‌کند که افراد انتظارات خود درباره تورم را بر اساس تجارب گذشته شکل می‌دهند. به این معنا که اگر تورم در گذشته افزایش یافته باشد، مردم انتظار دارند که تورم در آینده نیز افزایش یابد.

کاربرد در این پژوهش:

داده‌های جستجو در Google Trends می‌توانند نشان‌دهنده این روند باشند. افزایش جستجو برای واژه‌هایی مانند "قیمت دلار" و "تورم" می‌تواند نشانه‌ای از انتظارات تطبیقی مردم درباره افزایش قیمت‌ها باشد.

محدودیت:

این نظریه تنها به داده‌های گذشته متکی است و فرض می‌کند که مردم سایر اطلاعات اقتصادی را در نظر نمی‌گیرند، که در دنیای واقعی همیشه صادق نیست.

۲. نظریه انتظارات عقلایی

این نظریه که توسط رابرت لوکاس[1] (۱۹۷۲) توسعه یافت، بیان می‌کند که مردم انتظارات خود را نه‌تنها بر اساس تجربیات گذشته، بلکه با در نظر گرفتن تمام اطلاعات اقتصادی موجود شکل می‌دهند. به‌عبارت‌دیگر، افراد و بنگاه‌ها از سیاست‌های دولت، وضعیت اقتصادی و اطلاعات بازار برای پیش‌بینی تورم آینده استفاده می‌کنند.

کاربرد در این پژوهش:

اگر دولت سیاست پولی انبساطی را اعلام کند، مردم ممکن است جستجوهای بیشتری درباره "افزایش قیمت‌ها" انجام دهند، که این امر در داده‌های Google Trends منعکس شده و نشانه‌ای از انتظارات عقلایی آنان خواهد بود.

محدودیت:

فرض این نظریه که همه افراد رفتار کاملاً عقلایی دارند، در واقعیت کمتر قابل تحقق است.

1. Lucas

۳. منحنی فیلیپس جدید کینزی

این نظریه نشان می‌دهد که تورم تابعی از تورم انتظاری و شکاف تولید است. اگر مردم انتظار داشته باشند که قیمت‌ها در آینده افزایش یابد، بنگاه‌ها نیز قیمت‌های خود را افزایش می‌دهند که این امر منجر به تورم واقعی می‌شود.

کاربرد در این پژوهش:

افزایش میزان جستجو در گوگل برای واژه‌های مرتبط با تورم می‌تواند نشان‌دهنده افزایش انتظارات تورمی باشد که مطابق با نظریه NKPC، باعث افزایش تورم واقعی خواهد شد (گالی و گرتلر، ۱۹۹۹).

محدودیت:

این مدل بر داده‌های کلان اقتصادی متکی است و اثرات فردی و رفتاری را کمتر مورد بررسی قرار می‌دهد.

۴. مدل‌های پولی تورم

بر اساس نظریه‌های پولی، افزایش عرضه پول و نقدینگی منجر به افزایش تورم می‌شود. اگر بانک مرکزی حجم پول در گردش را افزایش دهد، قیمت‌ها بالا می‌رود و تورم افزایش پیدا می‌کند (میشکین، ۲۰۰۷).

کاربرد در این پژوهش:

افزایش نگرانی‌های عمومی در مورد "نقدینگی" یا "تورم" در داده‌های Google Trends می‌تواند با افزایش واقعی نقدینگی و رشد قیمت‌ها همبستگی داشته باشد.

محدودیت:

این نظریه عمدتاً بر سیاست‌های پولی تأکید دارد و سایر عوامل مانند انتظارات رفتاری و روان‌شناختی را کمتر در نظر می‌گیرد.

رابطه تورم ذهنی و متغیرهای کلان اقتصادی

تورم ذهنی علاوه بر تأثیر مستقیم بر تورم، ارتباط تنگاتنگی با سایر متغیرهای اقتصادی مانند نرخ ارز، نقدینگی، و قیمت دارایی‌ها دارد. به‌عنوان مثال:

نرخ ارز:

افزایش نوسانات نرخ ارز، انتظارات تورمی را تشدید می‌کند، زیرا مردم با مشاهده کاهش ارزش پول ملی، دارایی‌های خود را به ارزهای خارجی یا کالاهای بادوام تبدیل می‌کنند (Mishkin, 2007).

قیمت طلا و سایر دارایی‌ها:

جهش قیمت طلا و مسکن اغلب با افزایش انتظارات تورمی همراه است، زیرا این دارایی‌ها به‌عنوان پوششی در برابر تورم در نظر گرفته می‌شوند.(Bulut, 2018)

نقدینگی و سیاست‌های پولی

افزایش حجم نقدینگی و سیاست‌های پولی انبساطی می‌تواند باعث افزایش انتظارات تورمی شود، زیرا مردم پیش‌بینی می‌کنند که تورم در آینده افزایش خواهد یافت.(Medeiros, 2019)

چارچوب نظری این پژوهش ترکیبی از نظریه‌های سنتی اقتصاد کلان و ابزارهای تحلیل داده‌های دیجیتال است. نظریات انتظارات تطبیقی و عقلایی نشان می‌دهند که مردم چگونه انتظارات تورمی خود را شکل می‌دهند. منحنی فیلیپس جدید کینزی (NKPC) رابطه بین تورم انتظاری و تورم واقعی را توضیح می‌دهد و نظریات پولی تورم تأثیر سیاست‌های پولی و نقدینگی را مورد بررسی قرار می‌دهند.

از سوی دیگر، مطالعات اخیر نشان داده‌اند که افزایش توجه عمومی به موضوعات مرتبط با تورم (که از طریق داده‌های گوگل ترندز اندازه‌گیری می‌شود) می‌تواند به‌عنوان یک شاخص پیشرو برای تغییرات آتی در متغیرهای اقتصادی کلان استفاده شود.(Mirza, 2024)

با توجه به ظهور داده‌های Google Trends، این پژوهش از یک روش نوین برای سنجش انتظارات تورمی و تحلیل آن در بستر اقتصاد کلان بهره می‌برد. بنابراین، یافته‌های این پژوهش

نه تنها به تبیین رابطه میان تورم ذهنی و متغیرهای کلان اقتصادی کمک می‌کند، بلکه نقش داده‌های بزرگ در پیش‌بینی روندهای اقتصادی را نیز برجسته می‌سازد.

پیشینهٔ پژوهش

در بررسی پیشینه پژوهش‌های مرتبط با پیش‌بینی نرخ تورم در ایران، مطالعات متعددی به تأثیر انتظارات تورمی و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداخته‌اند. برای مثال سرخوندی و سهیلی (۱۴۰۳) در مقاله‌ای با عنوان "ارزشیابی و اولویت‌بندی تأثیر اجزای پایه پولی بر تورم در ایران با استفاده از الگوریتم نوین جنگل تصادفی" به بررسی تأثیر اجزای پایه پولی بر تورم در ایران پرداخته و از الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی برای تحلیل روابط میان متغیرهای کلان اقتصادی و نرخ تورم استفاده کرده است. در این پژوهش، داده‌های اقتصادی مرتبط با پایه پولی و شاخص‌های تورمی مورد بررسی قرار گرفته و مدل جنگل تصادفی برای تعیین میزان اثرگذاری هر یک از این اجزا بر تورم به کار گرفته شده است. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که برخی از اجزای پایه پولی تأثیر بیشتری بر نوسانات تورمی دارند و استفاده از یادگیری ماشین می‌تواند بینش عمیق‌تری نسبت به این تأثیرات ارائه دهد.

خضرزادگان و حیدری (۱۴۰۲) در مطالعه‌ای با عنوان "اثرات نامتقارن نرخ ارز بر انتظارات تورمی در اقتصاد هدف گذاری تورمی ایران" با استفاده از مدل غیرخطی خودرگرسیونی با وقفه توزیعی (NARDL) به بررسی اثرات نامتقارن نرخ ارز بر انتظارات تورمی در ایران پرداخته است. نتایج نشان می‌دهد که کاهش نرخ ارز سطح قیمت‌های انتظاری را افزایش داده، در حالی که افزایش نرخ ارز آن را کاهش می‌دهد.

حسنوند و همکاران (۱۴۰۱) در پژوهش خود با عنوان "پیش‌بینی سطح نرخ تورم با استفاده از یادگیری ماشین"، با بهره‌گیری از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و K-نزدیک‌ترین همسایه، به پیش‌بینی نرخ تورم در ایران پرداختند. آن‌ها هفت متغیر اقتصادی شامل میزان پس‌انداز، نرخ ارز، حجم نقدینگی، درآمد مالیاتی، میزان صادرات، میزان واردات و درآمد نفتی را به‌عنوان داده‌های ورودی مدل در نظر گرفتند. نتایج نشان داد که الگوریتم K-نزدیک‌ترین همسایه با دقت ۷۳٪ عملکرد بهتری در پیش‌بینی نرخ تورم داشته است.

همچنین، هرورانی و همکاران (۱۳۹۹) در پژوهشی با عنوان "تاثیر انتظارات تورمی برون‌یابانه بر تورم در اقتصاد ایران: رهیافت رگرسیون کوانتایل" با استفاده از روش کوانتایل رگرسیون به بررسی نحوه شکل‌گیری انتظارات تورمی به‌صورت انتظارات تطبیقی برون‌یابانه در مقایسه با نرخ‌های تورم گذشته پرداخته است. نتایج نشان می‌دهد که در کوانتایل‌های پایین نرخ تورم، تورم انتظاری با استفاده از نرخ تورم گذشته از لحاظ آماری معناداری بیشتری دارد و هرچه نرخ تورم افزایش یابد، مدل‌سازی با استفاده از روند تورم گذشته نتایج بهتری ارائه می‌دهد.

در عرصه بین‌المللی، پژوهش‌های متعددی تأثیر داده‌های دیجیتال و ابزارهای مدرن تحلیل را بر پیش‌بینی تورم بررسی کرده‌اند. برای مثال، میرزا و همکاران (۲۰۲۴) پژوهشی با عنوان «پیش‌بینی تورم در اقتصادهای نوظهور: ادغام یادگیری ماشین و ذخایر ارزی برای بهبود پیش‌بینی» انجام دادند. این مطالعه با استفاده از ترکیبی از مدل‌های سنتی پیش‌بینی و مدل‌های یادگیری ماشین، عملکرد این دو رویکرد را مقایسه کرد. نتایج نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین، به ویژه جنگل تصادفی و گرادیان بوستینگ، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی دارند. همچنین، اضافه کردن متغیر ذخایر ارزی به مدل‌ها، دقت پیش‌بینی تورم را در هر دو نوع مدل بهبود بخشید.

خاشیموا و بورانووا[1] (۲۰۲۳) در مطالعه‌ای با عنوان " تحلیل مقایسه‌ای الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه بندی نرخ تورم و پیش بینی روند اقتصادی" به مقایسه الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی نرخ تورم و پیش‌بینی روندهای اقتصادی پرداخته است. در این پژوهش، دو الگوریتم K-نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و رگرسیون لجستیک مورد بررسی قرار گرفته‌اند تا نرخ تورم را در دسته‌های "پایین"، "متوسط" و "بالا" طبقه‌بندی کنند. پس از پردازش داده‌ها، که شامل حذف نقاط پرت، نرمال‌سازی و جایگذاری داده‌های گمشده بود، نتایج نشان داد که الگوریتم رگرسیون لجستیک دقت بالاتری نسبت به KNN دارد و به‌عنوان مدل بهینه برای طبقه‌بندی تورم معرفی شد. این یافته‌ها بر اهمیت انتخاب مدل دقیق در پیش‌بینی‌های اقتصادی تأکید دارند و رگرسیون لجستیک را به‌عنوان ابزاری کارآمد برای سیاست‌گذاران و اقتصاددانان در برنامه‌ریزی اقتصادی معرفی می‌کنند.

1. Khashimova & Buranova

هاریانتو[1] و عبدالله (۲۰۲۳) در " تحلیل الگوریتم رگرسیون خطی برای پیش‌بینی اثر تورم بر اقتصاد اندونزی" به بررسی تأثیر تورم بر رشد اقتصادی اندونزی با استفاده از الگوریتم رگرسیون خطی پرداخته است. نویسندگان با استفاده از روش تحقیق کمی و فرآیند اجرای الگوریتم رگرسیون خطی، رابطه بین تولید ناخالص داخلی (GDP) و نرخ تورم را تحلیل کرده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) حدود ۰,۶۰ است، که دقت مدل را در پیش‌بینی GDP بر اساس نرخ تورم نشان می‌دهد. همچنین، این مطالعه نتیجه می‌گیرد که به ازای هر ۱٪ افزایش در رشدGDP ، نرخ تورم به‌طور متوسط ۰,۷۲۲٪ افزایش می‌یابد. بنابراین، اگر تورم بالا و غیرقابل‌کنترل باشد، تأثیر منفی بر رشد اقتصادی خواهد داشت.

آراس و لیسبوا[2] (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای با عنوان «پیش‌بینی تورم قابل توضیح با مدل‌های یادگیری ماشین»، به بررسی چالش‌های پیش‌بینی تورم در محیطی غنی از داده‌ها پرداختند. آن‌ها به مسائلی مانند یافتن متغیرهایی با بیشترین قدرت پیش‌بینی در حضور تعداد زیادی پیش‌بین همبسته پرداخته و نشان دادند که مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل‌های مبتنی بر درخت، در مقایسه با مدل‌های سنتی مانند مدل‌های فاکتور، عملکرد بهتری دارند. علاوه بر این، با استفاده از تکنیک‌های انتخاب ویژگی و مقادیر شاپلی، توضیحات دقیق‌تری برای پیش‌بینی‌های تورمی ارائه شد. آزمایش‌های انجام‌شده در ترکیه، کشوری با نوسانات و عدم قطعیت بالا، نشان داد که مدل‌های تجمعی مبتنی بر درخت می‌توانند دقت بالاتری را همراه با پیش‌بینی‌های قابل توضیح ارائه دهند.

کانراد[3] و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی با عنوان «نقش اطلاعات و تجربه در انتظارات تورمی خانوارها»، نقش کانال‌های اطلاعاتی و تجربیات زندگی را در شکل‌گیری انتظارات تورمی خانوارهای آلمانی بررسی کردند. نتایج نشان داد که کانال‌های اطلاعاتی مورد استفاده خانوارها برای دریافت اطلاعات در مورد سیاست‌های پولی، ارتباط نزدیکی با ویژگی‌های اجتماعی-اقتصادی آن‌ها دارد و تأثیر عمده‌ای بر درک گذشته، پیش‌بینی آینده، و عدم قطعیت مرتبط با تورم دارد. علاوه بر این، تجربیات شخصی متغیرهایی مانند تورم و نرخ بیکاری نیز به طور قابل

1. Harianto
2. Aras & Lisboa
3. Conrad

توجهی بر انتظارات آینده تأثیر می‌گذارد. این مطالعه نشان می‌دهد که اگرچه خانوارها اطلاعات خود را از رسانه‌ها دریافت می‌کنند، مدل اقتصادی ذهنی آن‌ها عمدتاً تحت تأثیر تجربیات شخصی‌شان شکل می‌گیرد.

چن[1] و همکاران (۲۰۲۱) در پژوهشی با نام «یادگیری عمیق در قیمت‌گذاری دارایی‌ها» به بررسی کاربرد یادگیری عمیق در قیمت‌گذاری دارایی‌ها پرداخته و روش‌های پیشرفته‌ی یادگیری ماشین را برای مدل‌سازی متغیرهای اقتصادی مورد استفاده قرار داده است. نویسندگان نشان می‌دهند که چگونه شبکه‌های عصبی عمیق می‌توانند اطلاعات نهفته در داده‌های مالی را استخراج کرده و برای تفسیر تغییرات اقتصادی، از جمله رفتار تورمی، مورد استفاده قرار گیرند. این مقاله می‌تواند به‌عنوان یک منبع ارزشمند برای پژوهشگرانی که قصد دارند از روش‌های یادگیری ماشین برای توضیح تورم استفاده کنند، مفید باشد.

مدیروس[2] و همکاران (۲۰۲۱) در تحقیقی با عنوان «پیش‌بینی تورم در یک محیط غنی از داده‌ها: مزایای روش‌های یادگیری ماشین» به بررسی مزایای استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی تورم پرداخته و نشان می‌دهد که چگونه تکنیک‌های مدرن داده‌کاوی می‌توانند در تحلیل ساختارهای اقتصادی پیچیده، از جمله عوامل تأثیرگذار بر تورم، به کار گرفته شوند. نویسندگان با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین، متغیرهای کلیدی مؤثر بر نرخ تورم را شناسایی کرده و نشان داده‌اند که این روش‌ها در مقایسه با مدل‌های سنتی، دقت بالاتری دارند. هرچند تمرکز اصلی مقاله بر پیش‌بینی تورم است، اما یافته‌های آن در تبیین عوامل تورم نیز کاربرد دارد.

مدیروس و همکاران (۲۰۱۹) مطالعه‌ای با عنوان «پیش‌بینی تورم در محیطی داده‌محور: مزایای روش‌های یادگیری ماشین» انجام دادند. در این پژوهش، آن‌ها از پیشرفت‌های روش‌های یادگیری ماشین و دسترسی به مجموعه‌داده‌های جدید برای پیش‌بینی تورم ایالات متحده بهره بردند. نتایج نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین با تعداد زیادی متغیر، به طور سیستماتیک دقت بیشتری نسبت به مدل‌های مرجع دارند. در این میان، مدل جنگل تصادفی عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشت، که این امر به دلیل روش خاص انتخاب متغیر و در نظر گرفتن غیرخطی بودن روابط بین متغیرهای کلان اقتصادی و تورم بود.

1. Chen
2. Medeiros

بولوت[1] (۲۰۱۸) طی تحقیقی با عنوان «گوگل ترندز و عملکرد پیش‌بینی مدل‌های نرخ ارز» داده‌های گوگل ترندز در پیش‌بینی نرخ‌های ارز را مورد بررسی قرار می‌دهد و عملکرد آن را با مدل‌های اقتصادی سنتی مقایسه می‌کند. این تحقیق نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های مبتنی بر Google Trends، به ویژه پس از رکود بزرگ، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ساختاری دارند. نتیجه‌گیری این تحقیق نشان می‌دهد که داده‌های جستجو در زمان واقعی می‌تواند به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر نرخ ارز کمک کند.

استاک و واتسون[2] (۲۰۱۶) در تحقیقی با نام «تورم هسته‌ای و روند تورم» به بررسی مفهوم تورم هسته‌ای و روند تورم می‌پردازد و از مدل‌های آماری مختلف برای تحلیل آن استفاده می‌کند. نویسندگان تلاش کرده‌اند تا با به‌کارگیری روش‌های اقتصادسنجی، تأثیر عوامل مختلف بر روند تورم را شفاف‌سازی کنند. هرچند این مطالعه مستقیماً از یادگیری ماشین استفاده نمی‌کند، اما نتایج آن می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای مدل‌سازی تورم با الگوریتم‌های پیشرفته‌تر از جمله یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گیرد.

مرور پژوهش‌های فوق نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر پیش‌بینی نرخ تورم به خوبی مورد بررسی قرار گرفته است. با این حال، شکاف‌هایی وجود دارد؛ برای مثال استفاده از داده‌های ترکیبی (مانند داده‌های سنتی و دیجیتال) کمتر مورد استفاده قرار گرفته است. استفاده از داده‌های گوگل ترندز به‌عنوان شاخصی برای تورم ذهنی در راستای پیش بینی تورم، نوآوری مهمی است که در بین داده‌های داخلی و خارجی کم تر دیده می‌شود. در جدول ۱ پیشینه این تحقیق قابل مشاهده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Bulut
2. Stock & Watson

جدول۱. پیشینه تحقیق

ردیف	نویسنده/ نویسندگان (سال پژوهش)	عنوان پژوهش	روش شناسی پژوهش	مهم‌ترین یافته‌ها و نتایج مرتبط با پژوهش
۱	سرخوندی و سهیلی (۱۴۰۳)	ارزشیابی و اولویت‌بندی تأثیر اجزای پایه پولی بر تورم در ایران با استفاده از الگوریتم نوین جنگل تصادفی	الگوریتم جنگل تصادفی	برخی اجزای پایه پولی تأثیر بیشتری بر نوسانات تورمی دارند؛ استفاده از یادگیری ماشین تحلیل عمیق‌تری ارائه می‌دهد.
۲	خضرزادگان؛ حیدری (۱۴۰۲)	اثرات نامتقارن نرخ ارز بر انتظارات تورمی در اقتصاد هدف‌گذاری تورمی ایران	مدل غیرخطی خودرگرسیونی با وقفه توزیعی (NARDL)	کاهش نرخ ارز سطح قیمت‌های انتظاری را افزایش و افزایش نرخ ارز آن را کاهش می‌دهد.
۳	حسنوند؛ صفابخش؛ روح‌الهی (۱۴۰۱)	پیش‌بینی سطح نرخ تورم با استفاده از یادگیری ماشین	الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و K-نزدیک‌ترین همسایه	الگوریتم K-نزدیک‌ترین همسایه با دقت ۷۳٪ عملکرد بهتری در پیش‌بینی نرخ تورم داشته است.
4	هرورانی؛ فراهانی‌فرد؛ شریفی (۱۳۹۹)	تأثیر انتظارات تورمی برون‌یابانه بر تورم در اقتصاد ایران: رهیافت رگرسیون کوانتایل	رگرسیون کوانتایل	تورم انتظاری بر اساس نرخ تورم گذشته در کوانتایل‌های پایین معنادارتر است و با افزایش تورم، مدل‌سازی با داده‌های گذشته بهبود می‌یابد.
5	میرزا؛ رضوی؛ نقوی عمر (۲۰۲۴)	پیش‌بینی تورم در اقتصادهای نوظهور: ادغام یادگیری ماشین و ذخایر ارزی برای بهبود پیش‌بینی	مدل‌های سنتی و یادگیری ماشین	ترکیب یادگیری ماشین و ذخایر ارزی دقت پیش‌بینی را بهبود بخشیده و مدل جنگل تصادفی و گرادیان بوستینگ عملکرد بهتری نشان دادند.
6	هاریانتو و عبدالله	تحلیل الگوریتم	رگرسیون	مدل دارای RMSE حدود

جدول۱. پیشینه تحقیق

ردیف	نویسنده/ نویسندگان (سال پژوهش)	عنوان پژوهش	روش شناسی پژوهش	مهم‌ترین یافته‌ها و نتایج مرتبط با پژوهش
	(۲۰۲۳)	رگرسیون خطی برای پیش‌بینی اثر تورم بر اقتصاد اندونزی	خطی	۰,۶۰ است؛ هر ۱٪ افزایش در GDP باعث ۰,۷۲۲٪ افزایش در تورم می‌شود.
7	خاشیموا و بورانووا (۲۰۲۳)	تحلیل مقایسه‌ای الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی نرخ تورم و پیش‌بینی روند اقتصادی	KNNو رگرسیون لجستیک	رگرسیون لجستیک دقت بالاتری نسبت به KNN دارد و به‌عنوان مدل بهینه معرفی شد.
8	ارس؛ لیسبون (۲۰۲۲)	پیش‌بینی تورم قابل توضیح با مدل‌های یادگیری ماشین	مدل‌های یادگیری ماشین	مدل‌های مبتنی بر درخت با استفاده از تکنیک‌های انتخاب ویژگی و مقادیر شاپلی پیش‌بینی‌های دقیق‌تر و قابل توضیح‌تری ارائه می‌دهند.
9	کنراد ایندرزگلس (۲۰۲۲)	نقش اطلاعات و تجربه در انتظارات تورمی خانوارها	تحلیل تجربی	کانال‌های اطلاعاتی و تجربیات زندگی خانوارها تأثیر عمده‌ای بر درک گذشته، پیش‌بینی آینده، و عدم قطعیت تورم دارد.
10	مدیروس و همکاران (۲۰۲۱)	پیش‌بینی تورم در یک محیط غنی از داده‌ها: مزایای روش‌های یادگیری ماشین	مدل‌های یادگیری ماشین	یادگیری ماشین دقت بالاتری در پیش‌بینی تورم نسبت به مدل‌های سنتی دارد.
11	چن و همکاران (۲۰۲۱)	یادگیری عمیق در قیمت‌گذاری دارایی‌ها	شبکه‌های عصبی عمیق	شبکه‌های عصبی می‌توانند اطلاعات نهفته در داده‌های مالی را استخراج و تغییرات اقتصادی را تفسیر کنند.

جدول۱. پیشینه تحقیق

ردیف	نویسنده/ نویسندگان (سال پژوهش)	عنوان پژوهش	روش شناسی پژوهش	مهم‌ترین یافته‌ها و نتایج مرتبط با پژوهش
12	مدیروس؛ واسکونسلوس؛ ویگا؛ زیلبرمن (۲۰۱۹)	پیش‌بینی تورم در محیطی داده‌محور: مزایای روش‌های یادگیری ماشین	یادگیری ماشین	مدل‌های یادگیری ماشین با تعداد زیادی متغیر دقت بیشتری نسبت به مدل‌های مرجع دارند؛ مدل جنگل تصادفی عملکرد بهتری نشان داد.
13	بولوت (۲۰۱۸)	گوگل ترندز و عملکرد پیش‌بینی مدل‌های نرخ ارز	استفاده از داده‌های گوگل ترندز	پیش‌بینی‌های مبتنی بر Google Trendsپس از رکود بزرگ عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های اقتصادی سنتی داشته است.
14	استاک و واتسون (۲۰۱۶)	تورم هسته‌ای و روند تورم	مدل‌های آماری و اقتصادسنجی	مطالعه‌ای بر روند تورم که می‌تواند مبنایی برای مدل‌سازی با یادگیری ماشین باشد.

روش‌شناسی پژوهش

≠ **فلسفه پژوهش:** پژوهش حاضر از فلسفه پوزیتیویسم پیروی می‌کند، زیرا هدف آن تحلیل روابط علّی میان متغیرها با استفاده از داده‌های کمی و مدل‌سازی دقیق است.

≠ **رویکرد پژوهش:** رویکرد این پژوهش قیاسی است؛ بدین معنا که از نظریات موجود برای آزمون فرضیه‌ها و پیش‌بینی تأثیر متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته استفاده شده است.

≠ **استراتژی پژوهش:** استراتژی اصلی پژوهش استفاده از تحلیل داده‌های ثانویه است. داده‌ها از پایگاه‌های معتبر نظیر گوگل ترندز، بانک مرکزی ایران و مرکز آمار ایران گردآوری شده‌اند.

≠ **انتخاب پژوهش:** پژوهش حاضر از نوع تحقیق کمی است، زیرا هدف آن تحلیل داده‌های عددی و اندازه‌گیری روابط بین متغیرهای اقتصادی، به ویژه تأثیر ذهن تورمی بر نرخ تورم است.

≠ **بازه زمانی پژوهش:** داده‌ها به صورت ماهانه برای بازه زمانی فروردین ۱۳۹۲ تا اسفند ۱۴۰۲ برای کشور ایران جمع‌آوری شده‌اند. انتخاب این بازه زمانی به دلایل زیر صورت گرفته است:

- در سال‌های اخیر (به‌ویژه از سال ۱۳۹۲ به بعد)، دسترسی گسترده‌تری به اینترنت ADSL در ایران فراهم شده است. این امر سبب افزایش اعتبار و استنادپذیری جستجوهای اینترنتی به‌عنوان بازتاب رفتار و نگرش عمومی شده است.
- داده‌های مربوط به سال ۱۴۰۳ هنوز به‌طور کامل منتشر نشده بود و منتظر ماندن برای تکمیل داده‌ها می‌توانست موجب تأخیر غیرضروری در پژوهش شود. به همین دلیل، داده‌ها تا پایان سال ۱۴۰۲ تحلیل شده‌اند.

≠ **روش گردآوری داده‌ها:** متغیرهای مورد بررسی (جدول۱) شامل:

تورم ذهنی: در این پژوهش از داده‌های گوگل ترندز برای بررسی ذهن تورمی استفاده شده است. گوگل ترندز ابزاری است که شاخصی به نام شاخص علاقه نسبی (Relative Interest) ارائه می‌دهد. این شاخص بر اساس حجم جستجوهای کاربران برای کلمات کلیدی مشخص در یک بازه زمانی و مکانی معین محاسبه می‌شود.کلمات کلیدی در این پژوهش "قیمت دلار+ طلا+ گرانی+ قیمت خودرو+ تورم" به صورت هم زمان می‌باشد که میتواند نمایانگر نگرانی‌ها و دغدغه‌های اقتصادی مردم باشد. گوگل ترندز به هر کلمه کلیدی بر اساس میزان جستجو در بازه

زمانی انتخابی امتیازی بین صفر تا ۱۰۰ اختصاص می‌دهد. این امتیاز نشان‌دهنده محبوبیت نسبی کلمه در مقایسه با سایر کلمات در همان بازه زمانی است. عدد ۱۰۰ حداکثر حجم جستجو برای یک کلمه کلیدی در بازه زمانی مشخص و عدد صفر حداقل حجم جستجو یا عدم جستجو برای کلمه کلیدی در نظر گرفته می‌شود. هم چنین اعداد بین صفر تا ۱۰۰ نشان‌دهنده میزان نسبی جستجوها برای آن کلمه کلیدی در مقایسه با دیگر نقاط زمانی یا مکانی است.

متغیرهای اقتصادی: از طریق داده‌های بانک مرکزی و مرکز آمار ایران متغیرهای اقتصادی استخراج گردیده است که عبارت اند از: قیمت طلا، دلار، سکه، شاخص قیمت زمین در تهران، تراز عملیاتی دولت، تولید ناخالص داخلی، حجم وام اعطا شده و اعتبارات اعطا شده، حجم نقدینگی کل کشور و نرخ تورم .

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول۲. متغیرهای مستقل و وابسته مورد استفاده در تحلیل

نام متغیر	نوع متغیر	توضیحات
انتظارات تورمی	مستقل اصلی	شاخص علاقه نسبی استخراج شده از گوگل ترندز برای کلمات کلیدی مرتبط با
نرخ تورم	وابسته	نرخ تغییرات شاخص قیمت مصرف کننده (CPI)
قیمت طلا	مستقل	قیمت هر اونس طلای ۲۴ عیار در بازار جهانی
قیمت دلار	مستقل	نرخ برابری دلار آمریکا به ریال ایران در بازار آزاد
قیمت سکه	مستقل	قیمت سکه تمام بهار قدیم
شاخص قیمت زمین	مستقل	تغییرات متوسط قیمت زمین در مناطق مختلف شهر تهران
تراز عملیاتی دولت	مستقل	میزان درآمدهای دولت منهای هزینه‌های جاری
تولید ناخالص داخلی (GDP)	مستقل	ارزش کل کالاها و خدمات تولید شده در کشور به قیمت‌های ثابت سال ۹۰
حجم وام	مستقل	کلیه وام‌ها و اعتبارات اعطا شده
حجم نقدینگی	مستقل	حجم نقدینگی کل کشور

توصیفی اجمالی از متغیرهای تحت بررسی در

جدول و جدول در بازه زمانی مورد نظر ارائه خواهد شد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۳. آمار توصیفی متغیرها

	میانگین	انحراف معیار	کمینه	25%	50%	75%	بیشینه
شاخص ذهن تورمی	۳۴,۳۹	۱۸,۲۱	۱۱,۰۰	۱۸,۰۰	۳۱,۰۰	۴۶,۰۰	۱۰۰,۰۰
تولید ناخالص داخلی	۱۰۱۱۱۹۸۸,۹۵	۱۰۰۳۸۵۰۶,۳۰	۲۴۲۵۳۷۷,۴۷	۳۰۴۴۷۹۵,۳۸	۵۲۶۲۱۴۶,۹۸	۱۳۸۰۴۱۹۵,۴۰	۳۶۷۱۶۰۲ ۲,۰۰
تراز عملیاتی دولت	-۷۰۲۹۴۳,۴۷	۱۲۰۷۵۶۵,۵۵	-۵۹۳۵۰۰۰,۰۰	-۵۸۱۰۱۹,۵۹	-۲۵۵۳۹۴,۰۰	-۱۳۱۵۸۷,۵۱	۸۹۰۲۰ ,۰۰
حجم وام	۵۲۲۴۳,۹۴	۴۲۵۸۵,۴۷	۹۶۲۸,۰۰	۱۹۱۶۱,۱۵	۳۴۰۶۹,۶۶	۷۶۰۹۷,۱۸	۱۵۷۵۴ ۹,۰۰
نقدینگی	۲۵۸۱۷,۱۹	۲۱۱۰۳,۱۶	۴۷۲۹,۵۰	۹۴۸۱,۹۸	۱۶۸۷۷,۳۸	۳۷۳۵۵,۸۳	۷۸۷۷۴ ,۰۰
شاخص قیمت زمین در تهران	۴۸۰,۵۸	۵۹۸,۸۰	۸۴,۵۰	۹۸,۷۰	۱۶۵,۳۵	۷۱۷,۲۶	۲۵۷۰ ,۷۰
تورم	۲۶,۶۹	۱۴,۰۰	۶,۸۰	۱۲,۵۰	۲۹,۷۵	۳۹,۶۳	۴۸, ۲۰
قیمت سکه (ریال)	۷۱۶۳۳,۳۹	۸۴۲۸۳,۹۴	۸۶۶۸,۰۰	۱۰۳۸۲,۵۰	۳۵۸۷۷,۴۰	۱۱۳۴۳۱,۸۰	۳۶۰۲۵ ۳,۰۰
نرخ ارز (ریال)	۱۶۶۷۳۱,۹۷	۱۶۵۳۶۸,۲۷	۲۹۵۸۹,۵۵	۳۴۶۶۹,۰۳	۱۰۹۸۱۳,۰۶	۲۶۶۵۱,۴۹	۶۲۷۳۵ ۱,۰۰
قیمت طلا (دلار)	۱۴۹۳,۵۸	۲۹۷,۰۱	۱۰۷۵,۷۴	۱۲۴۹,۳۱	۱۳۳۵,۴۲	۱۸۰۰,۱۲	۲۱۵۸ ,۰۱

منبع: محاسبات محقق

۴همبستگی بین متغیرها جدول

	(قیمت طلا (دلار	(نرخ ارز (ریال	(قیمت سکه (ریال	تورم	شاخص قیمت زمین در تهران	نقدینگی	حجم وام	تراز عملیاتی دولت	تولید ناخالص داخلی	شاخص ذهنی تورمی
(قیمت طلا (دلار	۰.۰۱	۰,۹۱	۰,۸۸	۰,۷۸	۰,۸۳	۰,۸۹	۰,۸۹	-۰,۶۸	۰,۸۵	۰,۴۴
(نرخ ارز (ریال	۱۶۰	۱,۰۰	۰,۹۹	۰,۷۳	۰,۹۶	۰,۹۸	۰,۹۸	-۰,۸۵	۰,۹۷	۰,۴۸
قیمت سکه (ریال)	۷۷۰	۰,۹۹	۱,۰۰	۰,۷۰	۰,۹۷	۰,۹۷	۰,۹۷	-۰,۸۸	۰,۹۷	۰,۴۶
تورم	۷۸۰	۰,۷۳	۰,۷۰	۱,۰۰	۰,۶۷	۰,۷۰	۰,۷۰	-۰,۵۲	۰,۷۰	۰,۴۰
شاخص قیمت زمین در تهران	۰,۸۳	۰,۹۶	۰,۹۷	۰,۶۷	۱,۰۰	۰,۹۶	۰,۹۵	-۰,۹۵	۰,۹۸	۰,۳۳
نقدینگی	۰,۸۹	۰,۹۸	۰,۹۷	۰,۷۰	۰,۹۶	۱,۰۰	۱,۰۰	-۰,۸۴	۰,۹۹	۰,۳۹

جدول ۴همبستگی بین متغیرها

	(قیمت طلا (دلار	(نرخ ارز (ریال	(قیمت سکه (ریال	تورم	شاخص قیمت زمین در تهران	نقدینگی	حجم وام	تراز عملیاتی دولت	تولید ناخالص داخلی	شاخص ذهنی تورمی
حجم وام	۰,۸۹	۰,۹۸	۰,۹۷	۰,۷۰	۰,۹۵	۱,۰۰	۱,۰۰	-۰,۸۳	۰,۹۹	۰,۳۹
تراز عملیاتی دولت	-۰,۶۸	-۰,۸۵	-۰,۸۸	-۰,۵۲	-۰,۹۵	-۰,۸۴	-۰,۸۳	۱,۰۰	-۰,۸۸	-۰,۲۶
تولید ناخالص داخلی	۰,۸۵	۰,۹۷	۰,۹۷	۰,۷۰	۰,۹۸	۰,۹۹	۰,۹۹	-۰,۸۸	۱,۰۰	۰,۳۶
شاخص ذهن تورمی	۰,۴۴	۰,۴۸	۰,۴۶	۰,۴۰	۰,۳۳	۰,۳۹	۰,۳۹	-۰,۲۶	۰,۳۶	۱,۰۰

منبع: محاسبات محقق

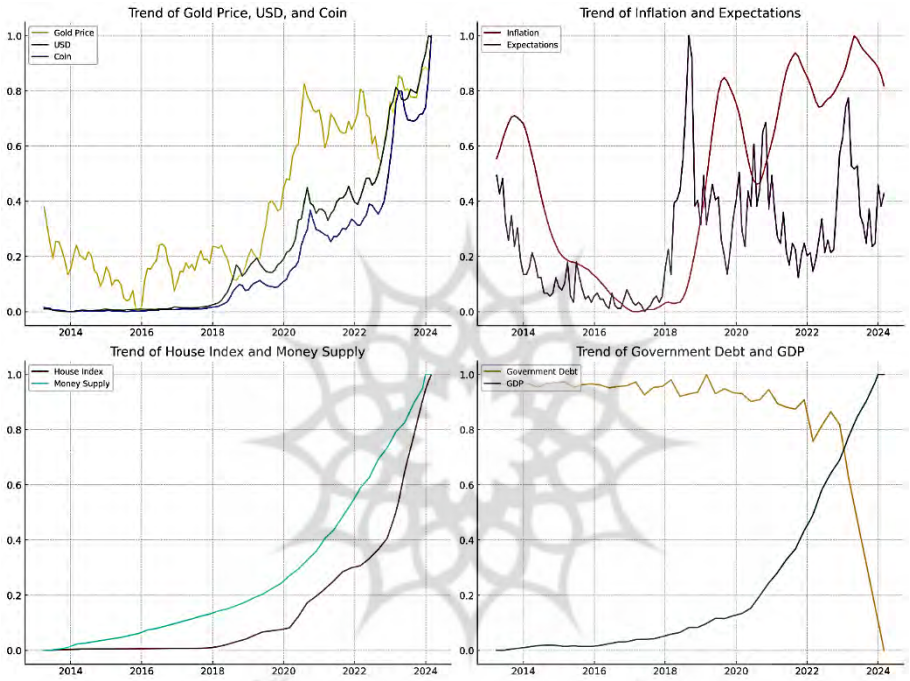
هم چنین نمودار ۱ مقایسه‌ای استانداردشده است که روند متغیرهای مختلف را در یک بازه زمانی مشترک نشان می‌دهد. در بررسی این نمودارها نتایج زیر قابل مشاهده است:

≠ **قیمت طلا، نرخ ارز و قیمت سکه** رفتار نسبتاً مشابهی دارند و با افزایش یا کاهش نرخ ارز، قیمت طلا و سکه نیز تغییر می‌کنند.

≠ **تورم و انتظارات تورمی** نشان می‌دهند که انتظارات تورمی در برخی مواقع از تورم واقعی پیشی گرفته و در برخی دوره‌ها نیز همگام با آن حرکت کرده است.

≠ **شاخص مسکن و نقدینگی** در بازه‌هایی از زمان رشد هم‌راستا داشته‌اند، اما در برخی دوره‌ها ناهماهنگی میان این دو متغیر مشاهده می‌شود.

بدهی دولت و تولید ناخالص داخلی (GDP) نوساناتی با الگوهای متفاوت نشان می‌دهند که ممکن است به دلیل سیاست‌های اقتصادی در دوره‌های مختلف باشد.



نمودار ۱ مقایسه استانداردشده روند متغیرهای مختلف در یک بازه زمانی مشترک

منبع: محاسبات محقق

مانایی داده‌های سری زمانی و چالش‌های پیش‌پردازش

در تحلیل داده‌های سری زمانی، بررسی مانایی داده‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا در صورت نامانا بودن متغیرها، ممکن است همبستگی‌های مشاهده‌شده بین متغیرها صرفاً یک رابطه کاذب باشد و نتایج تحلیل تحت تأثیر قرار گیرد. در این پژوهش، متغیرهای مورد استفاده شامل قیمت دارایی‌ها (طلا، سکه، زمین)، نقدینگی، نرخ ارز و سایر شاخص‌های اقتصادی است که در طول زمان روندی صعودی دارند.

به منظور بررسی مانایی متغیرها، آزمون‌های دیکی-فولر افزوده (ADF) و فیلیپس-پِرون (PP) بر روی داده‌ها انجام شد. نتایج این آزمون‌ها نشان داد که اغلب متغیرها در سطح نامانا هستند، که در بسیاری از داده‌های اقتصادی ایران امری طبیعی است، زیرا این متغیرها به‌طور ساختاری در طول زمان رشد مداوم دارند. برای حل این مشکل، از روش‌های مختلفی نظیر تفاضل‌گیری مرتبه اول و دوم، تفاضل چرخه‌ای، تبدیل لگاریتمی و روش‌های درصدی استفاده شد تا داده‌ها را به حالت مانا تبدیل کنیم.

اگرچه این روش‌ها منجر به مانا شدن داده‌ها شدند، اما چالش جدیدی در فرآیند مدل‌سازی ایجاد شد. پس از اعمال این تبدیلات، الگوریتم‌های یادگیری ماشین قادر به یادگیری روابط اصلی بین متغیرها نبودند و دقت مدل‌ها به‌شدت کاهش یافت. دلیل این امر آن است که بسیاری از روابط اقتصادی بین متغیرها ذاتاً وابسته به روند بلندمدت آن‌ها هستند و از بین بردن روند، باعث حذف اطلاعات مهم موجود در داده‌ها می‌شود. به‌طور خاص، در این پژوهش مشاهده شد که مانا کردن داده‌ها منجر به افت دقت مدل‌های یادگیری ماشین و کاهش قدرت پیش‌بینی آن‌ها شد.

از سوی دیگر، برخی الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی (Random Forest)، برخلاف مدل‌های اقتصادسنجی کلاسیک، نیازی به مانا بودن داده‌ها ندارند و می‌توانند بر روی داده‌های نامانا نیز عملکرد مناسبی داشته باشند. این ویژگی موجب شد که در این پژوهش، به‌جای تغییر ساختار داده‌ها از طریق مانا کردن، از مدل‌هایی استفاده شود که مستقل از این ویژگی عمل می‌کنند. بنابراین، در این مطالعه، به‌منظور حفظ اطلاعات ذاتی متغیرها و جلوگیری از افت عملکرد مدل‌ها، از تبدیل‌های مانایی صرف‌نظر شده و الگوریتم‌هایی که حساسیت کمتری به مانایی دارند به‌کار گرفته شدند.

روش تحلیل داده‌ها

تحلیل داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین زیر انجام شده است:

درخت تصمیم (Decision Tree Regressor)

درخت تصمیم یکی از روش‌های محبوب برای پیش‌بینی و دسته‌بندی است که بر اساس تقسیم‌بندی داده‌ها به گروه‌های کوچکتر و ایجاد ساختار درختی تصمیم‌گیری عمل می‌کند. این مدل به‌ویژه برای تحلیل روابط غیرخطی میان متغیرها مناسب است.

مزیت: تفسیرپذیری بالا و توانایی مدل‌سازی روابط غیرخطی.

محدودیت: ممکن است به‌راحتی به بیش‌برازش (Overfitting) دچار شود.

رگرسیون خطی (Linear Regression)

رگرسیون خطی یکی از ساده‌ترین مدل‌های یادگیری ماشین است که رابطه خطی بین متغیر وابسته (خروجی) و متغیرهای مستقل (ورودی‌ها) را مدل‌سازی می‌کند. این مدل فرض می‌کند که تغییرات متغیر وابسته می‌توانند به‌طور خطی با ترکیبی از متغیرهای مستقل توضیح داده شوند.

مزیت: ساده و قابل تفسیر.

محدودیت: در مدل‌سازی روابط غیرخطی دقت کمتری دارد.

جنگل تصادفی (Random Forest Regressor)

جنگل تصادفی مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم است که با استفاده از ترکیب خروجی‌های چندین درخت، دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد و احتمال بیش‌برازش را کاهش می‌دهد. این مدل با انتخاب تصادفی ویژگی‌ها و داده‌ها در هر مرحله، عملکرد بهتری نسبت به یک درخت تصمیم واحد دارد.

مزیت: مقاومت در برابر بیش‌برازش و دقت بالا.

محدودیت: محاسبات سنگین‌تر نسبت به یک درخت تصمیم.

ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Regressor - SVR)

ماشین بردار پشتیبان برای رگرسیون تلاش می‌کند تا یک ابرصفحه مناسب پیدا کند که خطاهای پیش‌بینی را حداقل کند. این مدل می‌تواند روابط غیرخطی را با استفاده از تابع کرنل مدل‌سازی کند.

مزیت: عملکرد خوب در داده‌های پیچیده و مقیاس‌پذیر.

محدودیت: تنظیم پارامترها می‌تواند دشوار باشد و پردازش در مجموعه داده‌های بزرگ زمان‌بر است.

پرسپترون چندلایه (Multilayer Perceptron - MLP)

پرسپترون چندلایه یک نوع شبکه عصبی مصنوعی است که از چندین لایه نورون تشکیل شده است. این مدل به‌ویژه برای مدل‌سازی روابط غیرخطی و پیچیده میان متغیرها مناسب است.

مزیت: قابلیت مدل‌سازی روابط بسیار پیچیده.

محدودیت: نیاز به داده‌های بزرگ برای عملکرد بهینه و خطر بیش‌برازش.

نزدیک‌ترین همسایه (K-Nearest Neighbor - KNN)

این الگوریتم از فاصله‌های بین داده‌ها استفاده می‌کند تا برای یک نقطه جدید، مقدار پیش‌بینی‌شده را بر اساس مقادیر همسایه‌های نزدیک آن تخمین بزند.

مزیت: ساده و بدون نیاز به فرضیات پیچیده درباره توزیع داده‌ها.

محدودیت: عملکرد آن به شدت به تعداد همسایه‌ها (k) و مقیاس داده‌ها وابسته است.

فرایند پیاده‌سازی مدل‌ها

در این پژوهش، داده‌ها پس از جمع‌آوری، تحت فرایند پیش‌پردازش قرار گرفتند. ابتدا داده‌ها به‌منظور بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین، نرمال‌سازی و استانداردسازی شدند. از آنجا که مجموعه داده‌های مورد استفاده فاقد داده‌های از دست‌رفته بودند، نیازی به اعمال روش‌های جایگزینی داده نبود.

به‌منظور بررسی تأثیر انتظارات تورمی بر نرخ تورم، مدل‌های یادگیری ماشین در دو سناریوی مختلف اجرا شدند: (۱) استفاده از تمامی متغیرهای ورودی، (۲) استفاده صرفاً از متغیر انتظارات تورمی به‌عنوان ورودی مدل.

روش آموزش و ارزیابی مدل‌ها

برای آموزش مدل‌ها، داده‌ها به دو بخش آموزشی (۸۰٪) و آزمایشی (۲۰٪) تقسیم شدند. همچنین، به‌منظور افزایش دقت نتایج و جلوگیری از وابستگی بیش از حد مدل به مجموعه داده‌های خاص، از روش اعتبارسنجی متقابل ۱۰تایی (۱۰-Fold Cross Validation) استفاده

شد. در این روش، داده‌ها به ۱۰ بخش تقسیم شده و مدل‌ها به‌طور متناوب روی ۹ بخش آموزش داده شده و روی بخش باقی‌مانده آزمایش شدند. این فرایند ۱۰ بار تکرار شد تا میانگین نتایج حاصل شود.

بهینه‌سازی مدل‌ها و انتخاب پارامترها

پارامترهای هر مدل با استفاده از روش آزمون و خطا تنظیم شدند. در این روش، چندین مقدار مختلف برای پارامترهای کلیدی هر مدل بررسی شد تا بهینه‌ترین تنظیمات انتخاب شوند. این فرایند برای مدل‌های مختلف شامل تنظیم تعداد درخت‌ها در جنگل تصادفی، مقدار K در KNN، انتخاب کرنل مناسب در SVR و تنظیم تعداد لایه‌ها و نورون‌ها در شبکه عصبی چندلایه (MLP) بود.

تحلیل اهمیت متغیرها

پس از آموزش مدل‌ها، میزان اهمیت هر ویژگی در پیش‌بینی نرخ تورم بررسی شد. نتایج نشان داد که برخی متغیرها، از جمله انتظارات تورمی، تأثیر بالایی در تغییرات نرخ تورم دارند، در حالی که برخی دیگر تأثیر کمتری دارند.

بررسی صحت روابط استخراج‌شده

علاوه بر تحلیل اهمیت ویژگی‌ها، برای اطمینان از معناداری روابط به‌دست‌آمده، از آزمون‌های آماری نظیر بررسی مقدار p-value استفاده شد. نتایج این آزمون‌ها نشان داد که متغیرهای کلیدی پژوهش تأثیر معناداری بر نرخ تورم دارند و یافته‌های حاصل از مدل‌های یادگیری ماشین از نظر آماری مورد تأیید هستند.

یافته‌های پژوهش

تحلیل تک‌متغیره

در تحلیل تک‌متغیره، عملکرد مدل‌ها برای بررسی اثر تورم ذهنی روی نرخ تورم با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین که قبل تر ذکر گردید، بدین ترتیب است:

جدول ۳. مقایسه عملکرد الگوریتم ها در تحلیل تک‌متغیره بدون وقفه

ضریب تعیین	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	میانگین مربعات خطا (MSE)	
۰.۴۴۷	۷.۰۵۴	۹۷.۳۹۰	درخت تصمیم(DTR)
۰.۰۵۵	۱۱.۱۸۹	۱۶۸.۹۸۳	رگرسیون خطی(LR)
۰.۴۲۳	۷.۲۵۸	۱۰۱.۷۵۵	جنگل تصادفی(RFR)
۰.۴۲۹	۷.۷۶۲	۹۸.۷۳۵	ماشین بردار پشتیبان(SVR)
-۰.۲۴۰	۱۰.۹۳۸	۲۱۹.۷۷۴	پرسپترون چندلایه(MLP)
۰.۴۴۶	۷.۳۵۲	۹۷.۳۵۶	نزدیک ترین همسایه (KNN)

منبع: محاسبات محقق

با توجه به یافته‌های پژوهش در

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۳ الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و الگوریتم درخت تصمیم (DTR)، کمترین مقدار میانگین مربعات خطا و بیشترین مقدار ضریب تعیین، البته با اختلاف جزئی، را دارند، که نشان‌دهنده پیش‌بینی دقیق‌تر این مدل‌ها نسبت به سایر مدل‌ها است.

الگوریتم درخت تصمیم با مقدار ۷,۰۵۴ کمترین میانگین خطای مطلق را نیز به خود اختصاص داده است، که دقت قابل توجه این مدل در پیش‌بینی مقادیر را نشان می‌دهد.

در نهایت، الگوریتم‌های درخت تصمیم و نزدیک ترین همسایه به ترتیب بهترین عملکرد را در میان الگوریتم‌های اجراشده از خود نشان داده‌اند. این نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های ساده‌تر و تفسیرپذیرتر ممکن است در برخی از مسائل عملی، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های پیچیده‌تر داشته باشند.

در ادامه روی الگوریتم درخت تصمیم که بهترین عملکرد را داشته است متمرکز شده و با اعمال وقفه‌های یک تا سه ماه تغییر در عملکرد الگوریتم را بررسی کردیم. نتایج اعتبار سنجی الگوریتم در جدول ۴ مشاهده می‌شود:

جدول ۴. تاثیر وقفه‌های زمانی متفاوت بر تحلیل تک‌متغیره الگوریتم درخت تصمیم

ضریب تعیین	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	میانگین مربعات خطا (MSE)	
۰,۴۴۷	۷,۰۵۴	۹۷,۳۹۰	تجمیع شده و مستقیم
۰,۵۰۸	۷,۰۱۷	۹۴,۸۱۳	وقفه یک ماهه
۰,۵۳۲	۶,۵۵۷	۹۰,۳۹۸	وقفه دو ماهه
۰,۵۸۶	۶,۲۹۴	۸۲,۴۹۹	وقفه سه ماهه

منبع: محاسبات محقق

با توجه به نتایج اعتبارسنجی جدول ۴، میتوان گفت که اعمال وقفه در عملکرد مدل تاثیر مثبتی دارد. از این روی، میزان تاثیر دو برابر شدن پارامتر "تورم ذهنی" روی نرخ تورم، در دو حالت بی وقفه و با وقفه بررسی گردید که نتایج آن در جدول ۵ ارائه شده است:

جدول ۵. میزان تاثیر دو برابر شد نذهن تورمی روی نرخ تورم در وقفه‌های زمانی متفاوت

میزان افزایش تورم با دو برابر شدن ذهن تورمی	
۰,۹	تجمیع شده و مستقیم
۰,۷۵	وقفه یک ماهه
۲,۷۱	وقفه دو ماهه

۴,۳۵	وقفه سه ماهه

منبع: محاسبات محقق

نتایج نشان می‌دهد که درخت تصمیم با وقفه سه ماهه می‌تواند بهترین پیش بینی را برای نرخ تورم بر اساس تنها یک متغیر "ذهن تورمی" داشته باشد به طوری این متغیر موجب افزایش ۴ واحدی نرخ تورم میگردد که این نشان‌دهنده تأثیر تجمعی ذهن تورمی بر نرخ تورم است.

تحلیل چندمتغیره

در تحلیل چندمتغیره، متغیرهای دیگری مثل قیمت طلا, قیمت دلار، قیمت سکه، شاخص قیمت زمین، تراز عملیاتی دولت، تولید ناخالص داخلی، حجم وام اعطا شده، حجم نقدینگی، روی تورم پرداخته شده است که نتایج اعتبار سنجی آن با الگوریتم‌های مختلف هوش مصنوعی به شرح

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۶ است:

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

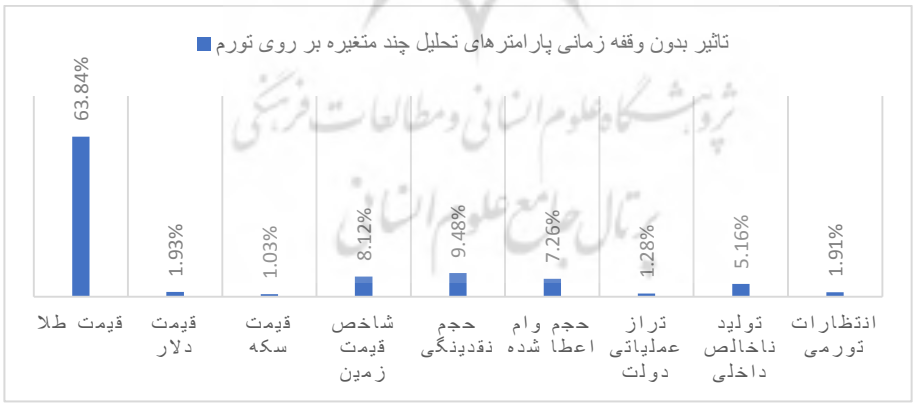
جدول ۶. مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها در تحلیل چندمتغیره بدون وقفه زمانی

ضریب تعیین	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	میانگین مربعات خطا (MSE)	
۰,۹۰۵	۲,۱۶۸	۱۶,۴۶۷	درخت تصمیم(DTR)
۰,۶۲۲	۳,۳۸۹	۶۴,۵۷۰	رگرسیون خطی(LR)
۰,۹۶۰	۱,۴۷۳	۶,۹۴۱	جنگل تصادفی(RFR)
۰,۴۵۳	۸,۳۳۰	۹۶,۳۲۵	ماشین بردار پشتیبان(SVR)
-۳,۶۲۶	۲۴,۲۴۳	۷۸۱,۸۳۸	پرسپترون چندلایه(MLP)
۰.۹۱۸	۱,۹۴۶	۱۳,۳۰۴	نزدیک ترین همسایه(KNN)

منبع: محاسبات محقق

ارزیابی مدل‌های بررسی شده نشان می‌دهد که الگوریتم جنگل تصادفی عملکرد بهتری در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد.

در نهایت تاثیر متغیرهای اقتصادی در تحلیل چندمتغیره بر روی تورم را در نمودار ۲ می‌توان ملاحظه کرد:



نمودار ۲ مقایسه تاثیر متغیرهای اقتصادی در تحلیل چندمتغیره بر روی تورم

منبع: محاسبات محقق

آزمون معناداری ضرایب در تحلیل تک‌متغیره

در این پژوهش، به‌منظور بررسی تأثیر متغیرهای مستقل بر تورم، مدل‌های رگرسیون تک‌متغیره و چندمتغیره اجرا شدند. با توجه به اهمیت آزمون معناداری ضرایب، آزمون t برای بررسی معناداری هر یک از ضرایب انجام شد و مقدار p-value برای هر متغیر به‌دست آمد.

نتایج آزمون معناداری ضرایب در رگرسیون تک‌متغیره در جدول ۷ ارائه شده است:

جدول ۷. نتایج آزمون معناداری ضرایب در رگرسیون تک‌متغیره

متغیر	ضریب (Coefficient)	p-value	R^2
قیمت طلا (Gold Price)	0.0366	7.91e-28	0.6026
نرخ دلار (USD)	0.0000616	4.42e-23	0.5303
قیمت سکه (Coin)	0.0001164	8.10e-21	0.4914
قیمت مسکن (House)	0.0157	1.44e-18	0.4495
حجم نقدینگی (Money)	0.0004656	6.97e-21	0.4925
حجم وام‌ها (Loans)	0.0002314	4.56e-21	0.4958
تراز عملیاتی دولت (Gover)	-0.0000059	2.62e-10	0.2653
تولید ناخالص داخلی (GDP)	0.00000097	1.68e-20	0.4857
انتظارات تورمی (Expectation)	0.3086	1.83e-06	0.1611

منبع: محاسبات محقق

همان‌طور که مشاهده می‌شود، تمام متغیرها از نظر آماری معنادار هستند (p-value < ۰,۰۵) که نشان‌دهنده تأثیر قابل‌توجه آن‌ها بر تورم است. همچنین، مقدار R^2 نشان می‌دهد که متغیرهای مستقل توانایی توضیح بخشی از تغییرات تورم را دارند.

بررسی معناداری ضرایب در تحلیل چندمتغیره

در تحلیل چندمتغیره، به‌دلیل وجود هم‌خطی بین متغیرها، تأثیر هر متغیر ممکن است تغییر کند. برای بررسی این موضوع، علاوه بر تحلیل رگرسیونی، از دو روش اهمیت ویژگی‌ها شامل اهمیت ویژگی‌ها بر اساس جنگل تصادفی[1] و اهمیت ویژگی‌ها بر اساس جایگشت

1. Feature Importance (FI)

متغیرها[1] استفاده شد که میزان تأثیر هر متغیر را در مدل جنگل تصادفی نشان می‌دهد.جدول ۸ و جدول ۹ اهمیت ویژگی‌ها بر اساس دو روش مذکور را نمایش می‌دهد:

جدول ۸. اهمیت ویژگی‌ها بر اساس جنگل تصادفی

متغیر	FI
قیمت طلا(Gold Price)	0.6303
نرخ دلار(USD)	0.1045
قیمت سکه(Coin)	0.0780
قیمت مسکن(House)	0.0754
حجم نقدینگی(Money)	0.0588
حجم وام‌ها(Loans)	0.0155
تراز عملیاتی دولت(Gover)	0.0152
تولید ناخالص داخلی(GDP)	0.0134
انتظارات تورمی (Expectation)	۰,۰۰۸٤

منبع: محاسبات محقق

جدول ۹. اهمیت ویژگی‌ها بر اساس جایگشت متغیرها

متغیر	PI
قیمت طلا(Gold Price)	0.6010
نرخ دلار(USD)	0.0758
قیمت سکه(Coin)	0.0561
قیمت مسکن(House)	0.0538
حجم نقدینگی(Money)	0.0474
حجم وام‌ها(Loans)	0.0100
تراز عملیاتی دولت(Gover)	0.0048
تولید ناخالص داخلی(GDP)	0.0042
انتظارات تورمی(Expectation)	0.0039

منبع: محاسبات محقق

1. Permutation Importance (PI)

نتایج

آزمون t-test نشان داد که تمام ضرایب در مدل تک‌متغیره معنادار هستند.

در مدل چندمتغیره، اهمیت ویژگی‌ها نشان داد که قیمت طلا بیشترین اثر را بر تورم دارد، درحالی‌که تورم ذهنی تأثیر کمتری داشته است.

استفاده از مدل جنگل تصادفی کمک کرد تا علاوه بر روابط خطی، اثرات غیرخطی و پیچیده میان متغیرها نیز شناسایی شود.

بررسی سهم تورم ذهنی در تورم واقعی و تحلیل ضرایب غیرخطی

در این پژوهش، علاوه بر ارزیابی عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین از طریق معیارهای متداول مانند ضریب تعیین، میانگین قدر مطلق خطا و میانگین مربعات خطا ، تأثیر متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته نیز مورد بررسی قرار گرفت. از آنجا که این مطالعه به دنبال تحلیل سهم تورم ذهنی در تورم واقعی است، بررسی ضرایب غیرخطی و کشش‌های مرتبط با آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

برای این منظور، از روش اهمیت ویژگی به روش جایگشتی[1] جهت ارزیابی میزان تأثیرگذاری هر متغیر در مدل جنگل تصادفی استفاده شد. نتایج این تحلیل در جدول ۱۰ ارائه شده است:

جدول ۱۰ اهمیت ویژگی‌های مدل جنگل تصادفی در پیش‌بینی تورم

متغیر	اهمیت ویژگی
قیمت طلا (Gold Price)	0.7371
حجم نقدینگی (Money)	0.0646
تولید ناخالص داخلی (GDP)	0.0608
حجم وام‌ها (Loans)	0.0571
قیمت مسکن (House)	0.0503
انتظارات تورمی (Expectation)	0.0112
نرخ دلار (USD)	0.0075
تراز عملیاتی دولت (Gover)	0.0059
قیمت سکه (Coin)	0.0054

منبع: محاسبات محقق

1. Permutation Importance

همان‌طور که مشاهده می‌شود، قیمت طلا دارای بیشترین تأثیر بر پیش‌بینی نرخ تورم است، درحالی‌که انتظارات تورمی (تورم ذهنی) نیز تأثیر معناداری دارد، اما سهم آن در مقایسه با سایر متغیرهای کلان اقتصادی کمتر است. این یافته نشان می‌دهد که انتظارات تورمی، در کنار عوامل اقتصادی دیگر، یکی از مؤلفه‌های اثرگذار بر نرخ تورم است، اما نقش آن در مقایسه با متغیرهایی مانند قیمت طلا و نقدینگی محدودتر است.

اهمیت تحلیل ضرایب غیرخطی

نتایج به‌دست‌آمده از تحلیل اهمیت ویژگی‌ها، نشان می‌دهد که روابط غیرخطی میان متغیرهای مستقل و متغیر وابسته در این پژوهش اهمیت زیادی دارد. درحالی‌که روش‌های سنتی مانند رگرسیون خطی ممکن است ارتباط بین متغیرها را ساده‌سازی کنند، الگوریتم‌هایی مانند جنگل تصادفی قادر به کشف الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی بین متغیرها هستند. این موضوع اهمیت استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین را در تحلیل تأثیر تورم ذهنی بر نرخ تورم برجسته می‌سازد.

در نتیجه، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که تورم ذهنی نقشی در پیش‌بینی نرخ تورم دارد، اما تأثیر آن در کنار سایر متغیرهای اقتصادی قابل‌تحلیل است. بنابراین، برای سیاست‌گذاران اقتصادی، درک بهتر از رابطه میان تورم ذهنی و سایر متغیرهای کلان اقتصادی می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های مؤثرتری در کنترل نرخ تورم منجر شود.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

یافته‌های این پژوهش نشان داد که انتظارات تورمی، به‌عنوان شاخصی از احساسات و پیش‌بینی‌های عمومی درباره آینده اقتصادی، نقش معناداری در تغییرات نرخ تورم دارد. بااین‌حال، نتایج مدل جنگل تصادفی نشان داد که متغیرهایی مانند قیمت طلا و نقدینگی، تأثیر بیشتری نسبت به انتظارات تورمی دارند. این مسئله نشان می‌دهد که هرچند ذهن تورمی بر تورم اثرگذار است، اما در کنار آن، سایر متغیرهای کلان اقتصادی نیز سهم بسزایی در تغییرات نرخ تورم دارند.

در تحلیل تک‌متغیره، مشاهده شد که دو برابر شدن انتظارات تورمی بدون اعمال وقفه زمانی موجب افزایش ۰,۹ واحدی نرخ تورم شده و در صورت اعمال وقفه سه‌ماهه، اثر تجمعی آن به ۴

واحد افزایش یافت. این یافته‌ها تأکید می‌کنند که انتظارات تورمی اثر فوری داشته و در طول زمان می‌تواند تقویت شود.

تحلیل چندمتغیره نشان داد که با اضافه شدن سایر متغیرهای کلان اقتصادی، تأثیر ذهن تورمی تعدیل می‌شود، اما همچنان معنادار باقی می‌ماند. این یافته با مطالعات قبلی در سطح ملی و بین‌المللی همخوانی دارد و نشان می‌دهد که تورم ذهنی می‌تواند به‌عنوان شاخصی برای تحلیل و پیش‌بینی روندهای تورمی مورد استفاده قرار گیرد.

از نظر روش‌شناسی، یافته‌ها نشان دادند که مدل‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی، قادر به شناسایی روابط غیرخطی میان متغیرها هستند. درحالی‌که مدل‌های سنتی مانند رگرسیون خطی ممکن است اثرات تعاملی و پیچیده را در نظر نگیرند، روش‌های یادگیری ماشین توانستند روابط دقیق‌تری را میان متغیرها شناسایی کنند. علاوه بر این، نتایج آزمون معناداری ضرایب (p-value) تأیید کرد که ضرایب به‌دست‌آمده از نظر آماری قابل‌اتکا هستند و تأثیر متغیرهای مختلف بر تورم واقعی معنادار است.

این نتایج نشان‌دهنده اهمیت استفاده از داده‌های بزرگ و روش‌های نوین تحلیل برای مدیریت و پیش‌بینی تورم است. همچنین، یافته‌ها می‌توانند راهگشای سیاست‌گذاران برای مدیریت بهتر انتظارات تورمی و کاهش اثرات آن بر اقتصاد کلان باشند.

پیشنهادهای پژوهشی

بر اساس یافته‌های این پژوهش، پیشنهادهای زیر ارائه می‌شوند:

بررسی تأثیر وقفه‌های زمانی بیشتر:

برای تحلیل دقیق‌تر نقش انتظارات تورمی، پیشنهاد می‌شود وقفه‌های زمانی طولانی‌تر از سه ماه نیز مورد بررسی قرار گیرد. همچنین، پیشنهاد می‌شود از مدل‌های خودرگرسیونی (ARIMA) یا شبکه‌های عصبی برای تحلیل الگوهای بلندمدت انتظارات تورمی استفاده شود.

ترکیب منابع داده‌های متنوع:

علاوه بر داده‌های گوگل ترندز، استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی (مانند توییتر و تلگرام) می‌تواند به بهبود پیش‌بینی‌ها و درک دقیق‌تر از روندهای ذهن تورمی کمک کند.

همچنین، پیشنهاد می‌شود از روش‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) برای تحلیل احساسات اقتصادی کاربران استفاده شود.

مطالعه تغییرات ساختاری اقتصاد:

پژوهش‌های آینده می‌توانند تأثیر تغییرات ساختاری در اقتصاد ایران، مانند اصلاحات مالی و پولی، سیاست‌های نرخ بهره، و سیاست‌های ارزی، بر رابطه میان انتظارات تورمی و نرخ تورم را بررسی کنند.

استفاده از یادگیری ماشین در سیاست‌گذاری اقتصادی:

با توجه به عملکرد بالای مدل‌های جنگل تصادفی و درخت تصمیم در شناسایی روابط غیرخطی، پیشنهاد می‌شود این روش‌ها برای طراحی ابزارهای سیاست‌گذاری اقتصادی و پیش‌بینی سناریوهای مختلف تورمی مورد استفاده قرار گیرند.

افزایش شفافیت سیاست‌های اقتصادی:

نتایج نشان داد که انتظارات تورمی می‌توانند به‌سرعت تغییر کنند. بنابراین، شفافیت بیشتر در سیاست‌های اقتصادی و بهبود نظام اطلاع‌رسانی می‌تواند به تعدیل انتظارات تورمی و کاهش اثرات روان‌شناختی آن بر رفتارهای اقتصادی کمک کند.

تحلیل رفتارهای اقتصادی در شرایط بحران:

پژوهش‌های آینده می‌توانند نحوه شکل‌گیری ذهن تورمی در شرایط بحران‌های اقتصادی، مانند شوک‌های ارزی یا رکود تورمی، را مورد مطالعه قرار دهند. همچنین، پیشنهاد می‌شود استراتژی‌هایی برای مدیریت انتظارات تورمی در دوران بحران طراحی شود.

فهرست منابع

Aras, S., & Lisboa, P. J. G. (2022). Explainable inflation forecasts by machine learning models. **Expert Systems with Applications, 207**, 117982. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117982

Bulut, L. (2018). Google Trends and the forecasting performance of exchange rate models. **Journal of Forecasting, 37**(2), 303–315. https://doi.org/10.1002/for.2500

Choi, H., & Varian, H. (2012). Predicting the present with Google Trends. **Economic Record, 88**(s1), 2-9. https://doi.org/10.1111/j.1475-4932.2012.00809.x

Conrad, C., Enders, Z., & Glas, A. (2022). The role of information and experience for households' inflation expectations. **European Economic Review, 143**, 104015. https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2021.104015

Galí, J., & Gertler, M. (1999). Inflation dynamics: A structural econometric analysis. **Journal of Monetary Economics, 44**(2), 195-222. https://doi.org/10.1016/S0304-3932(99)00023-9

Harianto, F. J., & Abdulloh, F. F. (2023). Linear regression algorithm analysis to predict the effect of inflation on the Indonesian economy. **Indonesian Journal of Computer Science, 12**(4). https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i4.3224

Hassanvand, M., Safabakhsh, M., & Roohollahi, K. (2022). Forecasting inflation rate using machine learning. **Shabak Journal, 8**(3), 47-60. SID. https://sid.ir/paper/1008534/fa [In Persian]

Heravani, H., Farahani-Fard, S., & Sharifi, O. (2020). The effect of exogenous inflation expectations on inflation in Iran's economy: A quantile regression approach. **Iranian Economic Issues Review, 7**(2), 343-364. doi: https://sid.ir/paper/1042436/fa [In Persian]

Khashimova, N., & Buranova, M. (2023). Comparative analysis of machine learning algorithms for inflation rate classification and economic trend forecasting. **ICFNDS '23: Proceedings of the 7th International Conference on Future Networks and Distributed Systems**, 274-282. https://doi.org/10.1145/3644713.3644749

Khazrzedegan, H., & Heydari, H. (2023). Asymmetric effects of exchange rate on inflation expectations in Iran's inflation targeting economy. **Quarterly Journal of Economic Research, 58**(4), 615-635. doi: 10.22059/jte.2024.366184.1008858 [In Persian]

Lucas, R. E. (1972). Expectations and the neutrality of money. **Journal of Economic Theory, 4**(2), 103-124. https://doi.org/10.1016/0022-0531(72)90142-1

Medeiros, M. C., Vasconcelos, G. F. R., Veiga, Á., & Zilberman, E. (2019). Forecasting inflation in a data-rich environment: The benefits of machine learning methods. **Journal of Business & Economic Statistics, 39**(1), 98–119. https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1637745

Mirza, N., Rizvi, S. K. A., Naqvi, B., & Umar, M. (2024). Inflation prediction in emerging economies: Machine learning and FX reserves integration for enhanced forecasting. **International Review of Financial Analysis, 94**, 103238. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103238

Sorkhondi, M., & Sohaili, K. (2023). Evaluation and prioritization of the impact of monetary base components on inflation in Iran using the novel random forest algorithm. **Economics of Stable Development, 25**(5), 65-84. doi: https://doi.org/10.22111/sedj.2024.47334.1418 [In Persian]

Stock, J. H., & Watson, M. W. (2016). Core inflation and trend inflation. **Review of Economics and Statistics, 98**(4), 770-784. doi:10.1162/REST_a_00608

Friedman, M. (1968). **The role of monetary policy**. **American Economic Review, 58**(1), 1-17. https://fraser.stlouisfed.org/title/american-economic-review-1161/role-monetary-policy-2352

Mishkin, F. S. (2007). **The economics of money, banking, and financial markets** (8th ed.). Pearson Education ISBN: 133836797, 978-0133836790

Bank Markazi Jomhuri Islami Iran. (2023). **Statistical reports and economic data**. Retrieved from https://www.cbi.ir [In Persian]

Centre of Statistics of Iran. (2023). **Price index and inflation statistics**. Retrieved from https://www.amar.org.ir [In Persian]

Google Trends. (2025). **Explore data on public interest**. Retrieved from https://trends.google.com

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی