Iran. J. Insur. Res., 12(3): 181-196, Summer 2023, Serial #45

Iranian Journal of Insurance Research
(IJIR)

Homepage: https://ijir.irc.ac.ir/?lang=en

Insurance Research Center (IRC)

ORIGINAL RESEARCH PAPER

Comparison of the accuracy of statistical learning algorithms in predicting of the stock price movement of Saman Insurance Company as a listed insurance company

M. Tamandi[1, *], M. Askaripour[2]

[1] *Department of Statistics, Faculty of mathematical sciences, Vali-e-Asr University of Rafsanjan, Rafsanjan, Iran*

[2] *Technical Deputy of Non-Life Insurance, Saman Insurance, Tehran, Iran*

ARTICLE INFO

Article History:
Received 08 January 2023
Revised 09 April 2023
Accepted 14 May 2023

Keywords:
Decision Tree
Insurance
KNN algorithm
Random Forest
Stock price

*Corresponding Author:
Email: *Tamandi@vru.ac.ir*
Phone: +9834 31312281
ORCID: 0000-0003-0056-4642

ABSTRACT

BACKGROUND AND OBJECTIVES: One of the criteria for deciding to invest in a listed company is the amount or changes in the stock price of the company in the future days and months. Various methods have been studied to predict the stock price and investment risk in a company. In most of these methods, the stock price is predicted as a continuous response variable. For this purpose, time series models are used in which assumptions such as the normality of disturbances or the linearity of the model are important. The purpose of this research is to introduce a two-category response variable based on the direction of share price movement in the next day and to introduce some statistical classification methods to predict it. These models do not have the limitations of the previous models, and for that reason, they are of interest. The main objective of this article is to implement the studied methods and compare their accuracy in predicting the orientation of stock price movement of stock exchange insurance companies.

METHODS: In the current research, we have predicted the direction of stock price movement by using K-nearest neighbors, decision trees, and random forest algorithms, which are among the non-parametric classification methods of statistical learning. The data used in this research includes information on the stock price of one of the insurance companies during the years 2019 to 2020, which has a suitable and high share in the portfolio of the insurance industry. To determine the accuracy of the studied models, the data were randomly divided into two groups, training and testing. Then, the statistical learning models were implemented on training data and their validity was measured using experimental data.

FINDINGS: The research results indicate the high accuracy of all three non-parametric models in predicting the stock price category of the insurance company. Likewise, among the studied models, the K-nearest neighbors algorithm performed better than other algorithms in predicting the direction of stock price movement.

CONCLUSION: Considering the importance of the risk of investing in an insurance company for customers, attainment to a valid model for stock price classification and specifying the variables that increase or decrease the price can help customers and insurance companies make better decisions.

DOI: 10.22056/ijir.2023.03.02

نشریه علمی پژوهشنامه بیمه

سایت نشریه: https://ijir.irc.ac.ir/?lang=fa

مقاله علمی

مقایسه دقت الگوریتم‌های یادگیری آماری در پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام شرکت بیمه سامان به‌عنوان یک شرکت بیمه بورسی

مصطفی طامندی[۱،*]، محیا عسکری‌پور[۲]

[۱] *گروه آمار، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه ولی عصر (عج) رفسنجان، رفسنجان، ایران*

[۲] *معاونت فنی بیمه‌های غیر زندگی بیمه سامان، تهران، ایران*

اطلاعات مقاله

تاریخ های مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۸ دی ۱۴۰۱

تاریخ داوری: ۲۰ فروردین ۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۲۴ اردیبهشت ۱۴۰۲

کلمات کلیدی:

الگوریتم KNN

بیمه

جنگل تصادفی

درخت تصمیم

قیمت سهم

***نویسنده مسئول:**

ایمیل: *tamandi@vru.ac.ir*

تلفن: ۹۸۳۴۳۱۳۱۲۲۸۱+

ORCID: 0000-0003-0056-4642

چکیده:

پیشینه و اهداف: یکی از معیارهای تصمیم‌گیری برای سرمایه‌گذاری در یک شرکت بورسی، میزان یا تغییرات قیمت سهام آن شرکت در روزها و ماه‌های آتی است. روش‌های متعددی برای پیش‌بینی قیمت سهام و ریسک سرمایه‌گذاری در یک شرکت، مورد مطالعه قرار گرفته است. در اکثر این روش‌ها، قیمت سهام به‌عنوان یک متغیر پاسخ پیوسته پیش‌بینی شده است. برای این منظور، از مدل‌های سری زمانی استفاده می‌شود که در آنها پذیره‌هایی ازجمله نرمال‌بودن اغتشاش‌ها و یا خطی‌بودن مدل اهمیت دارد. هدف از این پژوهش، معرفی یک متغیر پاسخ دو رده‌ای براساس جهت حرکت قیمت سهم در روز آتی و معرفی چند روش رده‌بندی آماری برای پیش‌بینی آن است. این مدل‌ها، محدودیت‌های مدل‌های گذشته را ندارند و به همین دلیل مورد توجه هستند. پیاده‌سازی روش‌های مورد مطالعه و مقایسه دقت آنها در پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام شرکت‌های بیمه بورسی هدف اصلی این مقاله است.

روش‌شناسی: در پژوهش حاضر با استفاده از الگوریتم‌های K-نزدیک‌ترین همسایه‌ها، درخت تصمیم و جنگل تصادفی که در زمره روش‌های ناپارامتری رده‌بندی یادگیری آماری می‌باشند، به پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام پرداخته‌ایم. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل اطلاعات قیمت سهام یکی از شرکت های بیمه در طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۴۰۰ است که سهم مناسب و بالایی در پرتفوی صنعت بیمه دارد. برای تعیین دقت مدل‌های مورد مطالعه، داده‌ها به‌صورت تصادفی به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند. سپس مدل‌های یادگیری آماری روی داده‌های آموزشی اجرا و اعتبار آنها با استفاده از داده‌های آزمایشی سنجیده شد.

یافته‌ها: نتایج تحقیق حاکی از دقت بالای هر سه مدل ناپارامتری در پیش‌بینی رده قیمت سهام شرکت بیمه موردنظر است. همچنین در بین مدل‌های موردمطالعه، الگوریتم K-نزدیک ترین همسایه‌ها نسبت به سایر الگوریتم‌ها در پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام عملکرد بهتری از خود نشان داد.

نتیجه‌گیری: با توجه به اهمیت ریسک سرمایه‌گذاری در یک شرکت بیمه برای مشتریان، یافتن مدل مناسب برای رده‌بندی قیمت سهام و مشخص‌نمودن متغیرهای مؤثر در افزایش یا کاهش قیمت، می تواند به مشتریان و شرکت‌های بیمه در تصمیم گیری بهتر کمک کند.

DOI: 10.22056/ijir.2023.03.02

مقدمه

سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار و خرید سهام شرکت‌های بورسی یکی از روش‌های رایج و مبتنی بر پذیرش ریسک برای افزایش سرمایه و کسب ثروت در سرتاسر دنیاست. در این میان، یکی از دغدغه‌های معمول یک سرمایه‌گذار آن است که کدام شرکت را انتخاب کند تا سود بیشتری دریافت کند یا ضرر کمتری ببیند. بنابراین، پیش‌بینی میزان یا تغییرات قیمت سهام یک شرکت در روزها و ماه‌های آتی می‌تواند به سرمایه‌گذاران برای تصمیم‌گیری بهتر کمک کند. به‌طور کلی دو روش برای پیش‌بینی قیمت سهام یک شرکت وجود دارد: ۱- روش‌های تحلیل تکنیکال که در آن با استفاده از تغییرات قبلی در قیمت سهام، ارزش بازار، حجم سهام ارائه شده و ... قیمت سهام پیش‌بینی می‌شود. ۲- روش‌های تحلیل بنیادین که در آنها عوامل بیرونی همچون تصمیمات دولت‌ها، میزان تولید ناخالص ملی، قیمت ارز و طلا و قیمت‌های جهانی برای پیش‌بینی قیمت سهام یک شرکت به‌عنوان متغیرهای تأثیرگذار در نظر گرفته می‌شود (Shah *et al.*, 2019).

از آنجا که روش‌های بنیادی نیاز به دسترسی به اطلاعات گسترده‌ای از خارج از بازار بورس دارد و در کشور ما این اطلاعات کمتر در اختیار است، برای پیش‌بینی قیمت سهام معمولاً روش‌های تکنیکال مورد توجه قرار گرفته است. در این حالت، متغیر پاسخی که می‌خواهیم آن را پیش‌بینی کنیم، به دو صورت تعریف می‌شود. در حالت اول به‌صورت مستقیم قیمت سهم را در روز یا روزهای آتی پیش‌بینی می‌کنیم. در حالت دوم متغیر پاسخ بسته به اینکه قیمت سهم نسبت به روز قبل افزایش خواهد یافت یا کاهشی خواهد بود، به‌صورت رسته‌بندی شده و دارای دو مقدار است. حالت اول به فراوانی در مطالعات مختلف مورد توجه قرار گرفته است. در این روش معمولاً از روش‌های آماری کلاسیک همانند سری‌های زمانی ARMA و ARIMA (Singh *et al.*, 2021; Almasarweh and Alwadi, 2018) یا روش‌های جدیدتر مثل مدل‌های ARCH، GARCH و CARR (Roh, 2007) استفاده می‌شود. همچنین روش‌های یادگیری ماشین مثل شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) هم مورد توجه قرار گرفته‌اند (Shah *et al.*, 2019; Başoğlu Kabran and Ünlü, 2021). Mehrabanpour *et al.* (2022) پیشنهاد کردند که ترکیبی از روش مؤلفه‌های اصلی و نظریه مجموعه‌های راف برای پیش‌بینی مقدار قیمت سهام مورد استفاده قرار گیرد.

روش پیش‌بینی مستقیم مقدار قیمت سهام نقاط‌ضعفی هم دارد. سری‌های زمانی قیمت‌های سهام معمولاً غیرخطی با خطاهای غیرنرمال هستند. از طرفی، در بورس‌های با ثبات اقتصادی کمتر، قیمت سهام تحت تأثیر بحران‌های مختلف دچار نوسان‌های شدید می‌شوند و درنتیجه ثبات واریانس که معمولاً در مدل‌های آماری ازجمله فرض‌های اساسی محسوب می‌شود، در این داده‌ها وجود ندارد. بنابراین، نتایج و پیش‌بینی‌های حاصل از این مدل‌ها ممکن است چندان دقیق و مورد اعتماد نباشد. در چنین حالتی استفاده از روش جایگزین یعنی پیش‌بینی جهت حرکت قیمت به‌جای مقدار قیمت مفیدتر است. در این حالت متغیر پاسخ به‌جای اینکه یک متغیر کمی و پیوسته باشد، یک متغیرکیفی دوحالتی است. فرض کنید قیمت پایانی یک سهم را در روز t با c_t نمایش دهیم. در این صورت متغیر پاسخ به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$d_t = \begin{cases} 1 & \text{if } c_t \geqslant c_{t-1} \\ 0 & \text{if } c_t < c_{t-1} \end{cases} \qquad (۱)$$

اگر d_t برای روزهای زیادی در یک سهم مقدار یک را به خود بگیرد، جهت سهم افزایشی است و می‌توان نسبت به خرید آن تصمیم‌گیری نمود و اگر صفر باشد، می‌توان نسبت به فروش سهم اقدام نمود. این متغیر همانند نمودارهای شمعی است که در تحلیل تکنیکال برای تغییرات قیمت یک سهم مورد توجه قرار می گیرد و شامل مستطیل‌های سبز و قرمز است. درحقیقت، مستطیل‌های سبز در نمودار شمعی معادل با وقتی است که $d_t = 1$ و مستطیل قرمز زمانی است که $d_t = 0$.

استفاده از متغیر دو مقداری d_t به‌جای قیمت پایانی سهم به‌عنوان متغیر پاسخ این مزیت را دارد که در این حالت می‌توان با استفاده از روش‌های رده‌بندی آماری و بدون نیاز به فرض‌هایی همچون ثبات واریانس یا معادلات خطی پارامتریک، رفتار آینده یک سهم را پیش‌بینی کرد. از طرف دیگر، درنظرگرفتن یک متغیر دومقداری به‌جای مقدار قیمت سهم به‌عنوان متغیر پاسخ، مشکل خودهمبستگی را در داده‌های وابسته به زمان برطرف می‌کند و درنتیجه می‌توان از روش‌های رده‌بندی در این حالت نیز استفاده کرد. Kim (2003) با درنظرگرفتن یک متغیر دومقداری به شکل بالا و با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان به پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام در بورس کره جنوبی پرداخت. Kara *et al.* (2011) با درنظرگرفتن چنین متغیری به مقایسه دقت روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی جهت حرکت شاخص کل بورس استانبول پرداختند.

روش‌های رده‌بندی آماری بسیار متنوع هستند که از روش‌های پارامتری مثل رگرسیون لوژستیک و تحلیل ممیزی خطی تا روش‌های ناپارامتری همچون Bagging و Boosting را شامل می‌شوند. در روش‌های ناپارامتری برخلاف روش‌های پارامتری نیاز به دانستن شکل ارتباط بین متغیرهای مستقل و پاسخ نیست و توزیع احتمالی داده‌ها هم اهمیتی ندارد. این روش‌ها زمانی که بعد داده‌ها بالا باشد بهتر از روش‌های پارامتری عمل می‌کنند. در این مقاله بر روی سه روش ناپارامتری k-نزدیک‌ترین همسایه‌ها (KNN)، درخت تصمیم (DT) و جنگل تصادفی (RF) که جزو روش‌های یادگیری آماری برای رده‌بندی محسوب می شوند، تمرکز می‌کنیم. وجه مشترک این سه روش آن است که در آنها، مشاهدات براساس فاصله اقلیدسی میان متغیرها رده‌بندی می‌شوند. به همین دلیل، محدودیت‌های مدل‌های پارامتری را ندارند و رده‌بندها می‌توانند غیرخطی باشند. این روش‌ها در بخش‌های بعد با جزئیات معرفی خواهند شد. یک مرجع مناسب برای

روش‌های یادگیری و رده‌بندی آماری، کتاب James *et al.* (2013) است.

صنعت بیمه و به‌ویژه شرکت‌های خصوصی بیمه که سهامشان در بورس اوراق بهادار ارائه شده است، نقش مهمی در اقتصاد کشور دارند. شرکت‌های بیمه در فاصله بین پرداخت حق بیمه تا ادعای خسارت توسط مشتری این فرصت را دارند که از درآمد حاصل برای سرمایه‌گذاری در بخش‌های مختلف بازار استفاده کنند و درنتیجه باعث افزایش ارزش سهام خود شوند. از طرفی تعداد زیاد شرکت‌های بیمه و رقابت بین آنها برای جذب مشتری، این شرکت‌ها را بر آن داشته است که از روش‌های جدید برای تحلیل بازار و بررسی رفتار مشتریان استفاده کنند. علاوه بر این، شیوع ویروس کرونا و تبعات آن، نگاه بازار را به نحوه سرمایه‌گذاری عوض کرده است و شیوه‌های مرتبط با محاسبات ابری، اینترنت اشیا، هوش مصنوعی و بازاریابی دیجیتال مورد توجه قرارگرفته است. حجم داده‌هایی که باید در چنین مواردی تحلیل شوند آن‌قدر زیاد است که روش‌های کلاسیک آمار و ریاضیات کاربردی جواب‌گوی آنها نیست. درنتیجه، روش‌های یادگیری ماشین، داده‌کاوی و یادگیری آماری در این زمینه می‌تواند به بهبود عملکرد شرکت‌های بیمه کمک کند و از طرفی مشتریان هم با مقایسه آنها بتوانند شرکت مناسبی را برای سرمایه‌گذاری انتخاب کنند.

در این مقاله قصد داریم به پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام شرکت‌های بیمه بورسی براساس مطالعه موردی در شرکت بیمه سامان به‌عنوان یکی از شرکت های باسابقه در فعالیت بورسی با استفاده از روش‌های KNN، درخت تصمیم و جنگل تصادفی بپردازیم و دقت این روش‌ها را با یکدیگر مقایسه کنیم. در بخش دوم ابتدا مروری بر ادبیات و پیشینه تحقیق در زمینه کاربرد روش‌های یادگیری آماری در داده‌های اقتصادی خواهیم داشت. در بخش سوم به‌طور خلاصه به مبانی نظری روش‌های پیش‌گفته پرداخته می‌شود. متغیرهای مستقل و پاسخ مورد استفاده در این تحقیق و اطلاعاتی در توصیف داده‌های مورد استفاده و نحوه به‌کارگیری روش‌های یادگیری آماری در بخش چهارم ارائه خواهد شد. بخش پنجم به تحلیل آماری داده‌ها و مقایسه دقت روش‌های به‌کارگرفته‌شده، تعلق خواهد داشت. در پایان و در بخش ششم به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات برای پژوهش‌های آینده می‌پردازیم.

مبانی نظری پژوهش

در این بخش سه روش رده‌بندی را که در یادگیری آماری مورد استفاده قرار می گیرد، معرفی می‌کنیم. لازم به ذکر است که مدل‌های دیگری هم برای رده‌بندی داده‌ها وجود دارند، اما مدل‌های حاضر در این مقاله به این دلیل انتخاب شده‌اند که در ساخت آنها از روش‌های آماری و احتمالاتی استفاده شده است. سایر روش‌های رده‌بندی مثل SVM و شبکه عصبی عمدتاً با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی ریاضی ساخته می‌شوند. همچنین روش‌های بیان‌شده در این مقاله در گروهی از مدل‌های آماری رده‌بندی می‌شوند که به آنها روش‌های مبتنی بر درخت گفته می‌شود.

هدف از روش‌های رده‌بندی آن است که براساس چندین ویژگی یا متغیر مستقل تصمیم بگیریم که یک مشاهده در کدام کلاس یا رده از متغیر پاسخ (دو یا چند سطحی) قرار خواهد گرفت. به‌عنوان مثال، در تحقیق حاضر قرار است براساس چندین متغیر مستقل که در بخش بعد آنها را معرفی خواهیم کرد، پیش‌بینی کنیم آیا قیمت سهم در روز آینده افزایشی خواهد بود یا کاهشی. در مدل‌های رده‌بندی، دقت مدل در رده‌بندی درست مشاهدات اهمیت دارد. به این معنا که رده واقعی یک مشاهده با رده‌ای که توسط مدل پیش‌بینی می‌شود یکسان است یا خیر. دقت یک مدل رده‌بندی براساس نسبت حالت‌های تطابق بین آنچه مدل پیش‌بینی می‌کند و آنچه در واقعیت وجود دارد، به‌دست می‌آید. بنابراین، هرچه این عدد به یک نزدیکتر باشد، مدل دقیق‌تر است.

k- نزدیک‌ترین همسایه‌ها (NNK)

در روش KNN، برای رده‌بندی مشاهدات در دو گروه به این صورت عمل می‌شود. ابتدا یک مشاهده X در نظر گرفته می‌شود و k مشاهده یا همسایه که نزدیک‌ترین فاصله با X نسبت به سایر مشاهدات دارند، در گروهی قرار می‌گیرند کهX قرار گرفته است. این کار برای بقیه مشاهدات هم انجام می‌گیرد و این فرایند به‌صورت تکراری و با انتخاب‌های تصادفی آن‌قدر تکرار می‌شود تا نهایتاً همه مشاهدات در دو گروه رده‌بندی شوند.

انتخاب مقدار مناسب k نقش مهمی در دقت مدل به‌دست‌آمده دارد. در این مقاله برای انتخاب k، از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده می‌کنیم. در این روش، ابتدا داده‌ها به‌صورت تصادفی به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شود. سپس مدل‌های KNN با مقادیر مختلف k=1,...,30 به داده‌های آموزشی برازش داده می‌شود. برای هرکدام از مدل‌ها، دقت رده‌بندی براساس داده‌های آزمایشی تعیین می‌شود و مقداری از k را که به‌ازای آن بیشترین دقت رده‌بندی به‌دست آمده باشد، به‌عنوان مقدار مناسب انتخاب می‌کنیم.

در مدل KNN، مرز جداکننده دو گروه می‌تواند غیرخطی باشد. بنابراین، این مدل می‌تواند نسبت به برخی دیگر از روش‌های آماری همچون رگرسیون لوژستیک و روش ممیزی خطی برتری داشته باشد. علاوه بر این، مدل KNN یک مدل ناپارامتری است و نیازی به دانستن توزیع متغیرهای مستقل در این حالت نیست.

درخت تصمیم

یکی دیگر از روش‌های ناپارامتری برای رده‌بندی داده‌ها، درخت تصمیم است. یک درخت تصمیم شامل چند شاخه است که مشخص می‌کند هر مشاهده از مجموعه داده‌ها در هر کدام از ناحیه‌ها یا شاخه‌ها با چه احتمالی در یکی از رده‌های متغیر پاسخ رده‌بندی می‌شود. بنابراین، یک درخت تصمیم علاوه بر اینکه همانند روش قبلی مشخص می‌کند که هر مشاهده در کدام کلاس رده‌بندی می‌شود، می‌تواند نسبت یا سهم هر متغیر را به‌صورت مرتب‌شده

در شاخه‌های درخت تصمیم معین کند. در درخت تصمیم همانند آنچه در روش خوشه‌بندی داده‌ها اتفاق می‌افتد، از یک ریشه شروع می‌کنیم و با روش‌های تکراری شاخه‌های درخت تصمیم را مشخص می‌کنیم. جداسازی شاخه‌ها از هم براساس نرخ خطای رده‌بندی انجام می‌شود. اگر p_{mk} نسبت مشاهداتی از شاخه m باشند که در کلاس k رده‌بندی می‌شوند، در این شاخه نرخ رده‌بندی نادرست از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$E = 1 - p_{mk} \qquad (۲)$$

بنابراین، اگر مقدار E کوچک باشد، یک شاخه در درخت تصمیم باقی می‌ماند. به بیان دیگر، اگر ادغام دو شاخه در هم باعث کاهش نرخ رده‌بندی نادرست می‌شود، آنگاه این دو شاخه در هم ادغام می‌شوند و نهایتاً یک درخت خالص به‌دست می‌آید. در روش درخت تصمیم هم از آنجا که با یک روش ناپارامتری سروکار داریم، باید داده‌ها را به دو مجموعه آزمایشی و آموزشی تقسیم کرده و با استفاده از داده‌های آزمایشی به مدل بهینه برسیم. Kotsiantis (2013) یک مطالعه مروری در زمینه روش درخت تصمیم و کاربردهای آن انجام داده است که می‌تواند جزییات بیشتری از این روش در اختیار علاقه‌مندان قرار دهد.

جنگل تصادفی

همان‌طور که در بخش قبل گفتیم، روش درخت تصمیم برای رده‌بندی داده‌ها مدل مناسبی است. اما این مدل به‌شدت وابسته به متغیرهای مستقل است. اگر در مجموعه داده‌ها یک متغیر مستقل وجود داشته باشد که در رده‌بندی نسبت به بقیه قوی‌تر باشد، روی درختی که درنهایت ساخته می‌شود، تأثیرگذار خواهد بود. در روش‌های مبتنی بر درخت، حذف شاخه‌های اضافی یا به‌اصطلاح هرس‌کردن درخت و رسیدن به یک درخت خالص از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این کار معمولاً با بهینه‌سازی شاخص نرخ رده‌بندی نادرست که در معادله (۲) به آن اشاره شده است، انجام می‌شود (درختی که کمترین میزان نرخ رده‌بندی نادرست را داشته باشد، خالص‌تر است). در این خالص‌سازی هر کدام از متغیرها می‌توانند به‌صورت تک‌به‌تک در کاهش این شاخص تأثیرگذار باشند. یک جنگل تصادفی از چندین درخت تصمیم ساخته می‌شود و اگر هر کدام از این درخت‌ها با مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل ثابت ساخته شوند، ممکن است یک درخت شامل متغیرهایی با قدرت بالا در کاهش نرخ رده‌بندی نادرست باشد و درخت دیگر شامل متغیرهایی با قدرت کم. برای حل این مشکل می‌توان چندین درخت را با استفاده از مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل که به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند، ایجاد کرد و در بین آنها به دنبال مجموعه‌ای باشیم که بیشترین دقت رده‌بندی را ایجاد می‌کند. این جنگل تصادفی از درخت‌های تصمیم مثل همان عملیات تکراری عمل می‌کند که در روش KNN هم به‌وسیله آن k مناسب را یافتیم (روش اعتبارسنجی متقابل). دقت مدل جنگل تصادفی به تعداد درختان و تعداد گره‌ها یا متغیرهای مستقلی که در ساخت مدل تأثیرگذار هستند، بستگی دارد (Breiman, 2001).

در بخش بعد ابتدا به توصیف داده‌ها و متغیرهای مورد استفاده در این تحقیق خواهیم پرداخت و سپس با توجه به روش‌های معرفی‌شده در این بخش به رده‌بندی داده‌ها می‌پردازیم.

مروری بر پیشینه پژوهش

نویسندگان متعددی درباره کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در تحلیل داده‌های اقتصادی و به‌ویژه بورس اوراق بهادار مطالعه کرده‌اند. Rostamkhani *et al.* (2021) با استفاده از جنگل تصادفی به انتخاب سهم بهینه در بازار بورس پرداخت. براساس مطالعه ایشان در سناریوهای مختلف، جنگل تصادفی دقتی حدود ۸۰ تا ۹۰ درصد در پیش‌بینی سهم بهینه را نشان می‌دهد. Kara *et al.* (2011) از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و SVM در بازار بورس استانبول استفاده کرده‌اند. طبق نتیجه تحقیق ایشان، مدل شبکه‌های مصنوعی با ۷۵ درصد دقت نسبت به مدل SVM عملکرد بهتری در پیش‌بینی جهت حرکت شاخص کل بورس استانبول دارد.

Milosevic (2016) برای تعیین اینکه یک سهم برای سرمایه‌گذاری خوب است یا نه، به مقایسه روش‌های جنگل تصادفی، SVM و بیز ساده پرداخته است و نتیجه گرفته است که روش جنگل تصادفی با دقتی در حدود ۷۵ درصد نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتری دارد. Başoğlu Kabran and Ünlü (2021) با استفاده از یک روش یادگیری ماشین دو مرحله به بررسی حباب موجود در شاخص اقتصادی S&P 500 در بازار آمریکا پرداختند. در تحقیق ایشان روش‌های KNN، رگرسیون لوژستیک، درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی مصنوعی و SVM با یکدیگر مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. طبق نتیجه این تحقیق، روش‌های SVM و KNN با دقتی در حدود ۹۹ درصد نسبت به سایر روش‌ها پیش‌بینی بهتری درباره وجود حباب در شاخص S&P ارائه می‌دهد. هرچند میزان بالای این دقت ممکن است نشانه‌ای از مفهوم بیش برازش در مسئله داشته باشد که نیاز به مداقه بیشتر دارد. علاوه بر تحقیقات مورد اشاره، مقاله مروری Shah *et al.* (2019) یک مرجع مناسب برای علاقه‌مندان به بررسی کاربرد روش‌های یادگیری آماری در تحلیل داده‌های بورسی است. همچنین منابع زیر به کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته‌اند: (Bing *et al.*, 2012; Huang *et al.*, 2005; Mintarya *et al.*, 2023; Nair *et al.*, 2010; Patel *et al.*, 2015; Rouf *et al.*, 2021; Singh *et al.*, 2019; Zhang and Wu, 2009).

درزمینه کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در صنعت بیمه در ایران کارهای بسیار کمی صورت گرفته است. Izadparast *et al.* (2012) از درخت تصمیم برای پیش‌بینی سطح خسارت مشتریان بیمه بدنه اتومبیل استفاده کردند و براساس نتایج این تحقیق، دقت درخت تصمیم در رده‌بندی مشتریان بیمه حدود ۶۰ درصد اعلام شده است.

Asghari oskoei *et al.* (2020) به کاربرد روش‌هایی همچون شبکه‌های عصبی، درخت تصمیم و بیز ساده در پیش‌بینی ریسک خسارت مالی بیمه‌های شخص ثالث پرداخته‌اند و به این نتیجه رسیده‌اند که براساس متغیرهای مستقلی همچون نوع و سن خودرو، درخت تصمیم با دقتی معادل ۷۲ درصد بهترین پیش‌بینی‌کننده خسارت مالی در بین روش‌های مورد مطالعه ایشان بوده است.

در منابع خارجی که کاربرد روش های یادگیری ماشین و رده‌بندی را در صنعت بیمه مطالعه کرده‌اند، می‌توان به منابع زیر اشاره نمود. Frempong *et al.* (2017) یک درخت تصمیم برای پیش‌بینی نیازهای مربوط به بیمه اتومبیل ارائه کرده‌اند. Yunos *et al.* (2016) یک‌مدل پیش‌بینی برای متقاضیان بیمه موتورسیکلت براساس شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشنهاد داده‌اند. Khamesian *et al.* (2022) انواع روش‌های یادگیری ماشین را در پیش‌بینی قیمت بیمه اتومبیل مورد مقایسه قرار دادند.

همان‌طور که اشاره شد، قبلاً برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های بورسی از روش‌های یادگیری ماشین استفاده شده است. اما جهت حرکت قیمت سهم به‌عنوان یک متغیر پاسخ رده‌ای و استفاده از روش‌های یادگیری آماری مبتنی بر درخت برای پیش‌بینی آن کمتر مورد توجه قرار گرفته است. در این تحقیق به معرفی چند روش یادگیری آماری و کاربرد آن در صنعت بیمه می‌پردازیم.

روش‌شناسی پژوهش

در این تحقیق می‌خواهیم کاربرد روش‌های رده‌بندی را در تعیین روند افزایشی یا کاهشی در قیمت سهام شرکت‌های بیمه بورسی مورد مطالعه قرار دهیم. برای این منظور قیمت سهام شرکت بیمه سامان را به‌عنوان یکی از شرکت‌هایی که بیش از ۱۰۰۰ روز از ارائه آنها در بورس گذشته است، از طریق سایت شرکت مدیریت فناوری بورس تهران دریافت کردیم. این داده‌ها شامل اطلاعات قیمت سهم از تاریخ ۱۳۹۱/۰۴/۲۴ تا ۱۴۰۰/۱۰/۱۳ است که به‌صورت روزانه ثبت شده‌اند. تعداد داده‌ها بعد از حذف داده‌های گمشده، ۱۹۵۱ مشاهده است. متغیرهای مستقل مورد استفاده در این تحقیق، شاخص‌هایی هستند که در تحلیل تکنیکال مورد استفاده قرار می‌گیرد. این شاخص‌ها در زیر تعریف شده‌اند:

الف) EMA: این شاخص میانگین متحرک نمایی است که از رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$EMA_t = \frac{2}{n+1}c_t + \frac{n-1}{n+1}EMA_{t-1}$$

n تعداد روزهای گذشته را نشان می‌دهد که می‌خواهیم تحت مطالعه قرار گیرد. در این مقاله n=14 را در نظر گرفتیم.

ب) StochK: شاخص تصادفی k نوسانگری است که وضعیت قیمت پایانی را نسبت به بالا و پایین‌ترین قیمت نشان می‌دهد. این شاخص از قیمت سهم و حجم معاملات تبعیت نمی‌کند، بلکه نوسانات آن براساس سرعت حرکت قیمت و همچنین جهت حرکت آن می‌باشد. نحوه محاسبه شاخص تصادفی k در جدول ۱ آمده است. در این جدول، L_{t-n} و H_{t-n} به‌ترتیب کمترین و بیشترین قیمت سهم در n روز گذشته است.

پ) RSI: یکی از پرطرفدارترین شاخص‌ها در بین تحلیل‌گران بازار بورس، شاخص قدرت نسبی (RSI) است. شاخص قدرت نسبی با بررسی دوره زمانی مشخص که به‌صورت استاندارد ۱۴روزه می‌باشد، قدرت خریدوفروش در یک گزینه معاملاتی را مورد بررسی قرار می‌دهد و آن را در یک نمودار با سه بازه مختلف نشان می‌دهد. این شاخص یک نوسانگر است و این نوسانگر بین دو سطح ۰ تا ۱۰۰ نوسان می‌کند. فرمول محاسبه شاخص RSI در جدول ۱ موجود است. در این جدول، D_t و U_t به‌ترتیب میزان تغییر قیمت سهم در لحظه t به سمت پایین و به سمت بالاست.

ت) MACD: میانگین متحرک همگرا واگرا توسط جرالد اپل فیزیکدان و محقق آمریکایی در اواخر سال ۱۹۷۰ طراحی شد. شاخص MACD در خانواده نوسانگرها قرار می‌گیرد و همان‌طور که از اسمش پیداست، از میانگین متحرک در محاسبات این شاخص استفاده شده است. این شاخص از دو میانگین متحرک ساخته می‌شود که به قیمت‌های نزدیک‌تر به پایان دوره وزن بیشتری می‌دهد. این شاخص هم با توجه به ماهیت آن می‌تواند در پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهم مؤثر باشد (Wilder, 1978). نحوه محاسبه شاخص MACD در جدول ۱ آمده است.

ث) ADX: این شاخص، میانگین حرکت جهت‌دار است. این شاخص همچون دو شاخص قبلی، از نوع شاخص‌های روندی است و از ۲ بخش اصلی با نام‌های منحنی DI^+و منحنی DI^- تشکیل شده است. DI^+ و DI^- به‌ترتیب شاخص‌های جهت حرکت سهم به بالا یا پایین هستند که براساس متوسط پایین‌ترین و بالاترین قیمت دو روز متفاوت برای روزهای پشت‌سرهم به‌دست می‌آید. زمانی که خط ADX در فرایند تحلیل سهم روند صعودی داشته باشد، یعنی بازار روند دارد. بازار رونددار می‌تواند شامل روند نزولی یا صعودی باشد. حالت افقی و بدون شیب این خط هم به معنای راکدبودن معاملات سهم در بازار بورس است. فرمول شاخص ADX هم در جدول ۱ آمده است.

در این مقاله قصد داریم مقدار d_t را که در معادله (۱) به آن اشاره شده است، با توجه به شاخص‌هایی که در جدول ۱ آمده و با استفاده از روش‌های رده‌بندی مورد اشاره در بخش قبل، برای بررسی جهت حرکت قیمت سهام شرکت بیمه سامان پیش‌بینی کنیم. جدول ۲، نشان‌دهنده میانگین شاخص‌های مورد مطالعه در شرکت بیمه سامان است.

یکی از مشکلاتی که در مدل‌های یادگیری نظارتی چالش برانگیز است، وجود همخطی چندگانه بین متغیرهای پیش‌گو (شاخص‌ها) می‌باشد. شاخص‌های مورد استفاده در این مقاله با توجه به پیشینه تحقیق و مقالات مشابه به‌کار گرفته شده‌اند و از این مسئله رنج می‌برند. همخطی چندگانه در مدل‌های پارامتری همچون رگرسیون

جدول ۱: متغیرهای مستقل مورد استفاده در مدل‌های رده‌بندی و تعریف آنها
Table 1: Independent variables using in classification models and their definition.

شاخص	تعریف
OPEN	قیمت ابتدایی سهم در روز t
lag1	$c_t - c_{t-1}$
Stochk	$\frac{c_t - L_{t-n}}{H_{t-n} - L_{t-n}}$
RSI	$100 - \frac{100}{1 + \left(\sum_{t-i}^{n-1} U_{t-i} \Big/ \sum_{i=0}^{n-1} D_{t-i}\right)}$
MACD	$EMA(26)_t - EMA(12)_t$ که در آن $EMA(n)_t = \frac{2}{n+1} c_t + \frac{n-1}{n+1} EMA(n)_{t-1}$
ADX	$\frac{(n-1)ADX_{t-1} + DX_t}{n}$ که در آن $DX_t = \frac{D_i^+ - D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}$

جدول ۲: اطلاعات توصیفی قیمت سهام شرکت بیمه سامان
Table 2: Descriptive information on stock price of the Saman insurance company

تعداد مشاهده Number of observations	1951
میانگین قیمت پایانی Close price mean	7062/29
میانگین MACD MACD mean	-0/9284
میانگین RSI RSI mean	48/245
میانگین ADX ADX mean	25/837
میانگین StochK StochK mean	0/4462

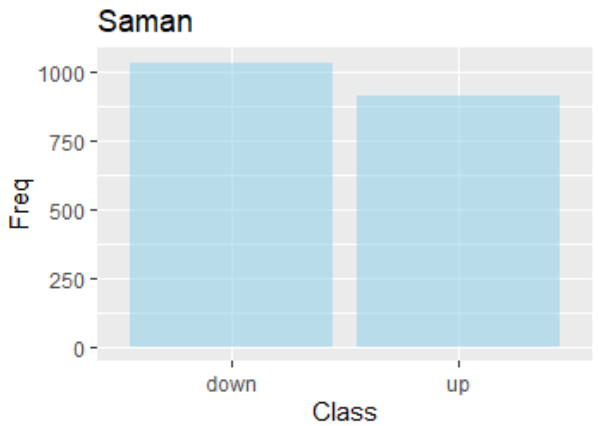
لوژستیک و تحلیل ممیزی فیشر باعث می‌شود ماتریس مشاهدات معکوس‌پذیر نباشد و درنتیجه امکان برآورد پارامترها وجود ندارد. این مسئله باعث افزایش اریبی برآوردگرها و میانگین مربع خطای مدل می‌شود و درنتیجه این مدل‌ها هرچند ممکن است دقت بالایی (ازنظر میزان خطای رده‌بندی نادرست) در رده‌بندی داده‌ها از خود نشان دهند، اما به‌دلیل وجود همخطی قابل‌اعتماد نیستند و بنابراین در این مقاله استفاده نشده‌اند. درمقابل، همخطی چندگانه در مدل‌های ناپارامتری همچون KNN، درخت تصمیم و جنگل تصادفی، هرچند زمان همگرایی الگوریتم را افزایش می‌دهد، اما باعث کاهش دقت نمی‌شوند، زیرا این مدل‌ها مبتنی بر فاصله‌های اقلیدسی هستند و براساس آن داده‌ها را رده‌بندی می‌کنند نه با استفاده از برآورد پارامترها (Hao and Priestley, 2016; Sharma, 2012).

برای انجام الگوریتم‌های رده‌بندی مورد اشاره در فصل قبل، ابتدا باید داده‌ها را به دو گروه آموزشی و آزمایشی تقسیم کنیم. معمولاً داده‌های آموزشی ۸۰ درصد از داده‌ها و درنتیجه داده‌های آزمایشی ۲۰ درصد از کل داده‌ها هستند که در داده‌های سری زمانی از آخرین

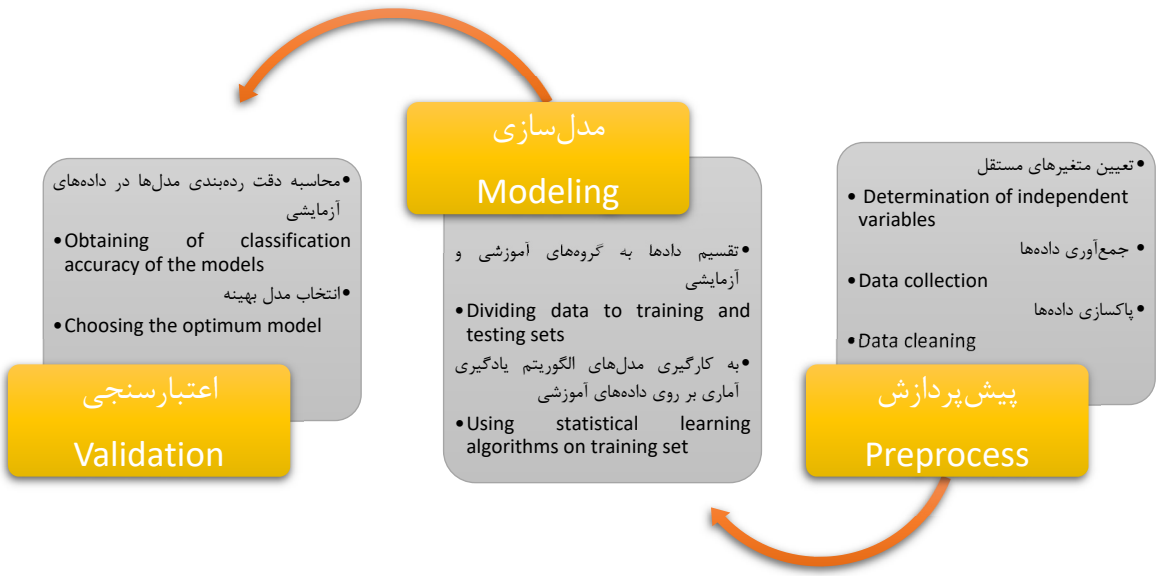
داده‌ها انتخاب می‌شوند. تقسیم داده‌ها به این دو گروه برای بررسی دقت مدل انجام می‌شود. به این صورت که مدل با استفاده از داده‌های آموزشی ساخته شده و بر روی داده‌های آزمایشی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در صورتی که مدل ساخته‌شده دارای دقت مناسبی در داده‌های آزمایشی باشد، می‌توان از این مدل برای رده‌بندی مشاهدات استفاده کرد.

شکل ۱، تعداد روزهایی را نشان می‌دهد که قیمت سهام شرکت بیمه سامان جهت کاهشی (down) و جهت افزایشی (up) دارد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، تعداد روزهایی که جهت قیمت کاهشی است کمی بیشتر از روزهای افزایشی است.

شکل ۲، چارچوب انجام مراحل تحلیل داده‌ها و رده‌بندی مشاهدات را نشان می‌دهد، که شامل سه مرحله اصلی پیش‌پردازش، مدل‌سازی و اعتبارسنجی مدل‌هاست. در مرحله اول، داده‌های ابتدایی باید پاکسازی شوند و داده‌های گم‌شده و پرت، جایگزین و حذف شوند. در مرحله دوم، مدل‌های یادگیری ماشین باید بر روی داده‌ها اجرا شوند. اما همان‌طور که قبلاً گفته شد، از آنجا که مدل‌های یادگیری ازطریق داده‌ها عملکرد خود را بهبود می‌بخشند، ابتدا داده‌ها به دو گروه آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شوند. سپس مدل براساس داده‌های آموزشی ساخته شده و در داده‌های آزمایشی مورد بررسی قرار می‌گیرد. مرحله سوم شامل بررسی دقت مدل‌ها در داده‌های آزمایشی است. هرچه دقت یک مدل بیشتر باشد به این معناست که خطای رده‌بندی آن مدل کمتر است و بنابراین آن مدل قابل‌اعتمادتر می‌باشد.



شکل ۱: نمودار فراوانی جهت افزایشی (up) و جهت کاهشی (down) در قیمت سهام شرکت بیمه سامان
Figure 1: Frequency plot of upward and downward in the stock price of the Saman insurance company



شکل ۲: چارچوب مدل پیشنهادی
Figure 2: The framework of the proposed model

نتایج و بحث

در این بخش، سه مدل ناپارامتری رده‌بندی را که در بخش مبانی نظری به آنها اشاره کردیم، بر روی داده‌های شرکت بیمه سامان برازش می‌دهیم. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، داده‌ها به دو گروه آموزشی (۱۵۶۱ روز) و آزمایشی (۳۹۱ روز) تقسیم و استاندارد شدند. هر سه مدل بر روی داده‌های آموزشی ساخته می‌شوند و سپس مدل ساخته‌شده بر روی داده‌های آزمایشی آزموده می‌شود تا دقت مدل بررسی گردد.

همان‌طور که قبلاً گفته شد، دقت مدل‌های رده‌بندی براساس نسبت یا درصد تعداد حالت‌هایی سنجیده می‌شود که پیش‌بینی مدل از رده یا کلاس مشاهده با واقعیت تطابق داشته باشد. زمانی که فقط دو کلاس برای رده‌بندی وجود داشته باشد، معمولاً از ماتریس درهم‌ریختگی برای بررسی دقت مدل استفاده می‌شود. این ماتریس به شکل جدول ۳ است.

در جدول ۳، TP و FP به‌ترتیب تعداد رده‌بندی درست و نادرست در حالتی است که در واقعیت، رده درست مثبت است (dt=1). TN و FN به‌ترتیب تعداد رده‌بندی درست و نادرست در حالتی است که در واقعیت، رده درست منفی است (dt=0). با توجه به این ماتریس می‌توان شاخص‌های زیر را برای بررسی دقت یک مدل در رده‌بندی مشاهدات معرفی کرد:

شاخص صحت: این معیار نرخ پیش‌بینی درست را نسبت به حالت‌هایی که توسط مدل مثبت ارزیابی شده‌اند، نشان می‌دهد و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

شاخص پوشش یا یادآوری: تعداد پیش‌بینی‌های مثبت صحیح از همه پیش‌بینی‌های مثبت که می‌توانست انجام شود را محاسبه می‌کند و به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

این شاخص گاهی به نام حساسیت هم نامیده می‌شود.

شاخص امتیاز *F*: میانگین هارمونیک شاخص‌های صحت و پوشش است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{F.score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

شاخص دقت: همان‌طور که مشخص است این شاخص نسبتی از مشاهدات را که به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند محاسبه می‌کند و معادله آن به‌صورت زیر است:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}}$$

همه این شاخص‌ها مقادیر بین صفر و یک دارند و هرچه به یک نزدیک‌تر باشند به معنای دقت بالاتر مدل در رده‌بندی مشاهدات است. همچنین با استفاده از شاخص پوشش یا حساسیت و شاخص دیگری به نام اختصاص که نرخ پیش‌بینی درست را در حالت منفی اندازه می‌گیرد، نمودار منحنی مشخصه عملکرد (ROC) رسم می‌شود که مساحت سطح زیر آن (AUC) نشان‌دهنده دقت مدل است. هرچه این منحنی بالاتر باشد یا مقدار مساحت سطح زیر آن به یک نزدیک‌تر باشد، مدل دقیق‌تر است (Ghorbani *et al.*, 2022).

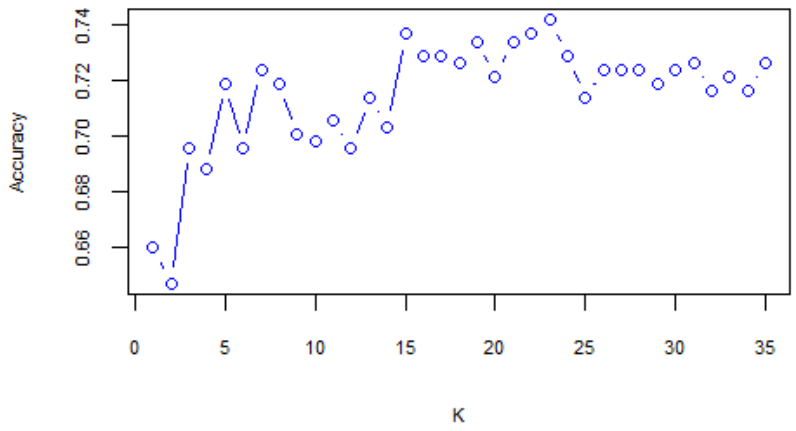
لازم به ذکر است که تمامی محاسبات، با نرم افزار *R* و با استفاده از بسته‌های *rpart*، *class* و *randomForest* و توسط کامپیوتری با مشخصات WIN11، Processor=AMD4700، RAM=16GB، 64GB انجام شده است. کدهای مورد استفاده در آدرس github در دسترس می‌باشد.

تحلیل *KNN*

همان‌طور که قبلاً گفتیم، در این نوع رده‌بندی موضوع اصلی انتخاب *k* مناسب برای خوشه‌بندی مشاهدات است. در شکل ۳، نمودار دقت مدل KNN در رده‌بندی برای مقادیر مختلف *k* رسم شده است. براساس این نمودار، $k = 23$ بیشترین دقت را با استفاده از داده‌های آموزشی ایجاد می‌کند. بنابراین، مدل KNN را با این مقدار از *k* به داده‌های آزمایشی برازش می‌دهیم تا به‌وسیله آن دقت مدل را بسنجیم. جدول ۴، نتایج رده‌بندی را با استفاده از مدل KNN در

جدول ۳: نمونه‌ای از یک ماتریس درهم‌ریختگی برای داده‌ها
Table 3: A confusion matrix sample

نتیجه واقعی Observed	پیش‌بینی مدل prediction	
	dt=0	dt=1
dt=0	TN	FP
dt=1	FN	TP



شکل ۳: نمودار دقت مدل های KNN برای داده های شرکت بیمه سامان براساس مقادیر مختلف *k*
Figure 3: The accuracy of the KNN models with different *k* for Saman insurance company data

جدول ۴: ماتریس درهم‌ریختگی براساس مدل KNN برای داده‌های آزمایشی شرکت بیمه سامان
Table 4: Confusion matrix of the KNN model for testing data of the Saman insurance company

پیش‌بینی مدل prediction		
dt=1	dt=0	نتیجه واقعی observed
42	159	dt=0
125	65	dt=1

داده‌های شرکت بیمه سامان نشان می‌دهد.

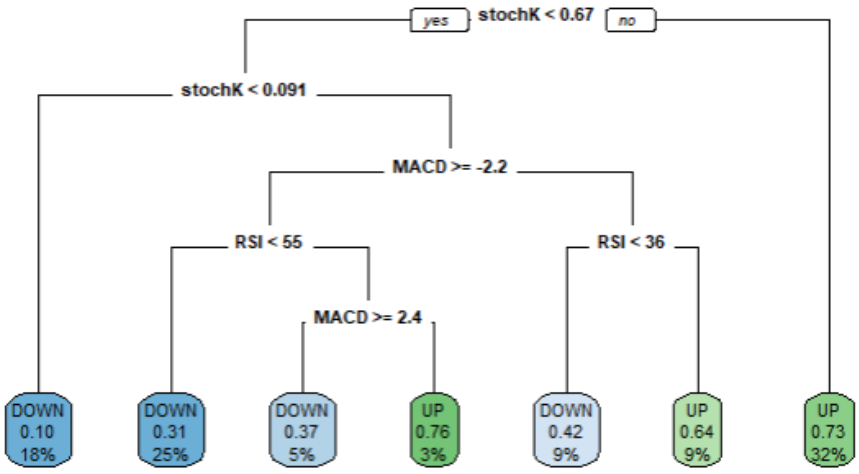
براساس این جدول، در ۱۵۹ روز جهت حرکت سهم کاهشی بوده و مدل KNN هم آن را به‌صورت کاهشی پیش‌بینی کرده است. به همین ترتیب در ۱۲۵ روز حرکت سهم رو به بالا بوده است و مدل هم همین را پیش‌بینی کرده است. بنابراین، در ۱۵۹+۱۲۵ مورد، پیش‌بینی به‌صورت درست انجام شده است. پس با توجه به معادله دقت، مدل KNN با k=23، دقتی به میزان ۰/۷۲۶ را نشان می‌دهد. یعنی این مدل در پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهم بیمه سامان در روز آینده، حدود ۷۳ درصد دقت دارد. سایر شاخص‌های مورد اشاره در بخش قبل در جدول ۹ آمده‌اند.

درخت تصمیم

در این بخش، با استفاده از بسته *rpart* در نرم‌افزار *R* درخت تصمیم مربوط به داده‌های بیمه سامان را رسم کردیم. این نمودار در شکل ۴ نمایش داده شده است. همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود، از بین ۶ متغیر حاضر در مسئله تنها سه متغیر StochK ، MACD و RSI به‌عنوان متغیرهای مؤثر در رده‌بندی با این روش در مدل باقی مانده‌اند. طبق این درخت تصمیم، اگر در یک روز StochK بزرگ‌تر از ۶۷ درصد باشد، با احتمال ۷۳ درصد در روز آینده شاهد افزایش قیمت سهم خواهیم بود. ۳۲ درصد از مجموعه داده‌های آموزشی در این شاخه از درخت تصمیم قرار می‌گیرند. از طرفی اگر StochK کمتر از ۰/۰۹ باشد، (شاخه سمت چپ) با احتمال ۱۰ درصد جهت حرکت سهم افزایشی خواهد بود. (۱۸ درصد از مشاهدات). به بیان دیگر، احتمال اینکه در روز آینده قیمت سهم کاهشی باشد ۹۰ درصد است. اما اگر $0.091 < StochK < 0.67$ ، آنگاه بسته به مقادیری که MACD و RSI خواهند داشت، رده‌بندی مطابق با شاخه های وسطی درخت تصمیم انجام و مشابه دو حالت قبل تفسیر می‌شود.

برای مقایسه رده‌بندی این مدل با رده‌بندی واقعی مشاهدات، باید همانند روش قبلی ماتریس درهم‌ریختگی رسم شود. جدول ۵ این مقایسه را انجام داده است.

استفاده از درخت تصمیم مزیت‌ها و معایبی دارد. تفسیر و توضیح نتایج برای افراد در این روش با توجه به اینکه براساس شکل انجام می‌شود، ساده‌تر از روش‌هایی همچون رگرسیون لوژستیک یا KNN است. اما درمقابل در بحث پیش‌بینی (در مدل‌های رگرسیونی) درخت تصمیم قدرت کمتری نسبت به روش‌های پیش‌گفته دارد. در این روش می‌توان تعیین کرد که در ساخت مدل، اهمیت هرکدام از متغیرها چقدر بوده است. ضریب اهمیت هر متغیر براساس میزان تأثیری که متغیر مورد نظر در کاهش نرخ خطای رده بندی نادرست دارد، به‌دست می‌آید. جدول ۶ میزان اهمیت هر متغیر را در



شکل ۴: نمودار درخت تصمیم برای داده‌های شرکت بیمه سامان
Figure 4: Decision tree for Saman insurance company data

جدول ۵: ماتریس درهم‌ریختگی براساس مدل درخت تصمیم برای داده‌های آزمایشی شرکت بیمه سامان
Table 5: Confusion matrix of the decision tree for testing data of the Saman insurance company

	پیش‌بینی مدل prediction	
نتیجه واقعی observed	dt=0	dt=1
dt=0	142	59
dt=1	59	131

جدول ۶: میزان اهمیت هرکدام از متغیرهای مستقل در ساخت درخت تصمیم
Table 6: Importance measures for each independent variables in the decision tree

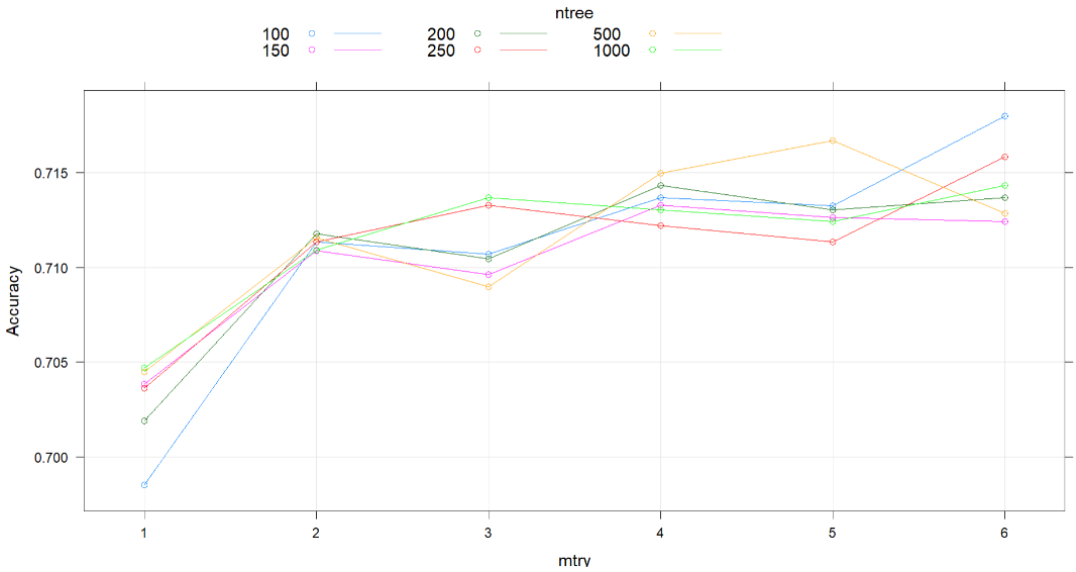
ترتیب اهمیت Importance order	1	2	3	4	5	6
متغیر variable	StochK	RSI	MACD	ADX	OPEN	Lag1
ضریب اهمیت Importance coefficient	151.25	95.78	53.44	16.31	11	10.03

خالص‌سازی درخت تصمیم شکل ۴ بیان می‌کند. طبق این جدول، متغیرهای Stochk، RSI و MACD اهمیت بیشتری نسبت به سایر متغیرها دارد که در شکل درخت تصمیم هم مشخص است.

جنگل تصادفی

در این بخش با استفاده از بسته *RandomForest* در نرم‌افزار *R*، الگوریتم را اجرا کردیم. این مدل در حقیقت تعمیمی از درخت تصمیم است که در آن با شروع از تعداد ثابتی درخت و با درنظرگرفتن مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل، الگوریتم به‌صورت تصادفی به دنبال جنگلی از درختان تصمیم می‌گردد که بیشترین دقت را در رده‌بندی ایجاد کند. بنابراین، تعداد درختان اولیه برای رشد جنگل (ntree) و تعداد متغیرهایی که برای شروع ساخت جنگل به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شوند (mtry) اهمیت دارد.

برای یافتن مقدار مناسب برای دو کمیت ntree و mtry از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده می‌شود. به این صورت که مقادیر مختلف این دو کمیت در نظر گرفته شده و مدل‌های جنگل تصادفی براساس داده‌های آموزشی در یک الگوریتم تکرار ساخته می‌شوند. هرکدام که بیشترین دقت را ایجاد کردند، به‌عنوان مقادیر قابل‌استفاده در



شکل ۵: نمودار دقت جنگل های تصادفی با مقادیر مختلف *ntree* و *mtry* در داده‌های شرکت بیمه سامان
Figure 5: The accuracy of the random forests with different values of *ntree* and *mtry* for Saman insurance company data

جدول ۷: مقایسه رده‌بندی براساس واقعیت و براساس مدل جنگل تصادفی برای داده‌های آزمایشی شرکت بیمه سامان
Table 7: Confusion matrix of the random forest for testing data of the Saman insurance company

	پیش‌بینی مدل prediction	
نتیجه واقعی observed	dt=0	dt=1
dt=0	161	44
dt=1	71	115

جدول ۸: میزان اهمیت هرکدام از متغیرهای مستقل در ساخت جنگل تصادفی
Table 8: Importance measures for each independent variables in the random forest

ترتیب اهمیت Importance order	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
متغیر variable	StochK	RSI	OPEN	MACD	Lag1	ADX
ضریب اهمیت Importance coefficient	100	42.16	5.90	3.64	0	0

الگوریتم به‌کار گرفته می‌شوند. شکل ۵، نمودار دقت مدل را برای مقادیر مختلف این دو کمیت نشان می‌دهد. براساس این نمودار، ntree=100 و mtry=6 در داده‌های آموزشی دقتی در حدود ۷۲ درصد ایجاد می‌کند که بیشتر از سایر مقادیر است.

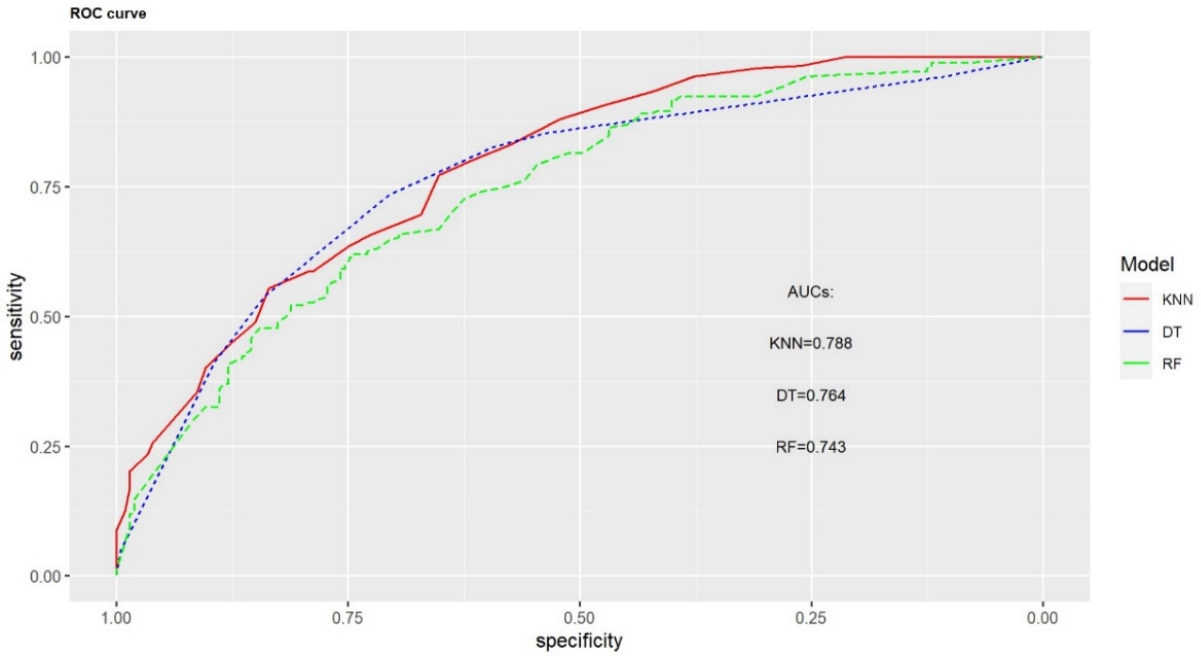
جدول ۷، نتایج حاصل از رده‌بندی با چنین مدلی را در داده‌های آزمایشی نشان می‌دهد. همان‌طور که از جدول مشخص است، دقت رده‌بندی با استفاده از جنگل تصادفی در حدود ۶۷ درصد می‌باشد.

در این حالت نیز می‌توان همچون مدل درخت تصمیم مشخص نمود که کدام متغیرها نقش مهم‌تری در ساخت جنگل دارند. جدول ۸، متغیرها را بر حسب اهمیت آنها نشان می‌دهد. براساس این جدول سه متغیری که از اهمیت بیشتری در ساخت مدل جنگل تصادفی دارند، متغیرهای RSI ، StochK و OPEN هستند.

درنهایت، در جدول ۹ به مقایسه دقت رده‌بندی مدل‌های مورد مطالعه در این مقاله پرداخته‌ایم. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، مدل KNN دارای بیشترین دقت رده‌بندی در بین مدل‌های مورد مطالعه است. ضمناً همان‌طور که قبلاً اشاره شد، مهم‌ترین متغیرها در ساخت مدل‌های

جدول ۹: میزان دقت رده‌بندی در مدل های مختلف رده بندی در داده‌های شرکت بیمه سامان
Table 9: The accuracy of different classification models for the Saman insurance company data

جنگل تصادفی Random forest	درخت تصمیم Decision tree	KNN	مدل model
0.7059	0.6982	0.7263	دقت Accuracy
(0.6580, 0.7506)	(0.6501, 0.7432)	(0.6632, 0.8027)	فاصله اطمینان دقت Confidence interval
0.7232	0.6894	0.7485	صحت Precision
0.6182	0.6894	0.6578	پوشش Recall
0.6666	0.6894	0.7002	معیار F F.score



شکل ۶: نمودار منحنی مشخصه عملکرد برای سه مدل knn، درخت تصمیم و جنگل تصادفی به همراه مقادیر سطح زیر منحنی برای هرکدام از آنها (AUC) در داده‌های بیمه سامان
Figure 6: The ROC curves for the KNN, decision tree and random forest and their AUCs for Saman insurance data

درخت تصمیم و جنگل تصادفی متغیرهای StochK و RSI هستند.

شکل ۶، نمودار منحنی مشخصه عملکرد را برای سه مدل KNN، درخت تصمیم و جنگل تصادفی نشان می‌دهد. واضح است که این منحنی برای جنگل تصادفی پایین‌تر از دو منحنی دیگر است. از طرفی این منحنی برای مدل KNN در اغلب موارد نسبت به منحنی درخت تصمیم بالاتر قرار گرفته است. همچنین مقادیر سطح زیر منحنی نمودار برای هرکدام از مدل‌ها در داخل نمودار مشخص شده است. هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر باشد، به معنای دقیق‌تربودن مدل است. همان‌طور که مشخص است این مقدار برای مدل KNN بزرگتر از دو مدل دیگر است.

جمع بندی و پیشنهادات

در این مقاله چند روش رده‌بندی آماری را معرفی کردیم و با استفاده از آنها به پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام شرکت‌های بیمه بورسی پرداختیم. به‌طور متمرکز، صرفاً بیمه سامان را مورد تجزیه‌وتحلیل قرار دادیم و مشخص شد که در بین مدل‌های مورد مطالعه روش KNN دقت بیشتری نسبت به سایر مدل‌های رده‌بندی دارد. از آنجا که در این مقاله تمرکز نویسندگان بر روش‌های یادگیری آماری مبتنی بر درخت بود، به سایر روش‌ها همچون شبکه‌های عصبی، بیز ساده و بوستینگ اشاره نشده است. این روش‌ها می‌توانند در مقاله‌ای دیگر برای مقایسه با روش‌های بیان‌شده در این تحقیق مورد توجه باشند. همچنین در این تحقیق مدل‌های پارامتری همچون رگرسیون لوژستیک و ممیزی خطی فیشر به‌دلیل وجود همخطی در متغیرهای مستقل مورد مطالعه قرار نگرفتند. یک راه‌حل برای مشکل همخطی، استفاده از روش‌های کاهش داده همچون تحلیل مؤلفه‌های اصلی است. در این صورت، متغیرهای مستقل به ترکیب‌های خطی ناهمبسته تبدیل می‌شوند. این مسئله در پژوهشی دیگر تحت بررسی می‌باشد و به‌صورت جداگانه ارائه خواهد شد.

در این مطالعه شرکت بیمه سامان به‌عنوان یکی از قدیمی‌ترین شرکت‌های بیمه بورسی، مورد بررسی قرار گرفت. به‌طور مشابه می‌توان این تحقیق را برای سایر شرکت‌های بیمه و بازارهای سرمایه‌ای دیگر هم مورد مطالعه قرار داد. علاوه بر این، متغیر رده‌بندی در این تحقیق برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های بیمه استفاده شده است. این مدل می‌تواند به مشتریان بیمه در تعیین میزان سرمایه‌گذاری در سهام یک شرکت کمک کند. اما در صنعت بیمه متغیرهای دیگری هم وجود دارند که می‌توانند در روش‌های رده‌بندی مورد استفاده قرار گیرند. به‌عنوان مثال، می‌توان مدلی طراحی کرد که بتواند اعتبار یا عدم اعتبار یک مشتری را برای داشتن یک بیمه مشخص همچون بیمه عمر یا بیمه شخص ثالث مورد بررسی قرار دهد. همچنین طراحی یک سامانه برای استفاده از این مدل‌ها در اعتبارسنجی مشتریان بیمه پیشنهاد می‌شود.

مشارکت نویسندگان

جمع‌آوری و پاکسازی داده‌ها و بررسی پیشینه تحقیق بر عهده نویسنده دوم بوده است. تحلیل داده‌ها و ویرایش مقاله بر عهده نویسنده اول است.

تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله از پیشنهادات مفید سردبیر و داوران محترم نشریه پژوهش‌نامه بیمه که در بهبود نتایج این پژوهش کمک شایانی کرد، تشکر می‌نمایند.

تعارض منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که در مورد انتشار این مقاله تضاد منافع وجود ندارد. علاوه بر این، موضوعات اخلاقی شامل سرقت ادبی، رضایت آگاهانه، سوءرفتار، جعل داده‌ها، انتشار و ارسال مجدد و مکرر توسط نویسندگان رعایت شده است.

منابع

Almasarweh, M.; Alwadi, S., (2018). ARIMA model in predicting banking stock market data. Mod. Appl. Sci., 12(11): 309-333 **(25 Pages)**.

Asghari oskoei, M.R.; Khanizadeh, F.; Bahador, A., (2020). Application of data mining through machine learning algorithms to study effect of car features in predicting financial claim of motor third party liability insurance. Iran. J. Insur. Res., 9(1): 33-66 **(34 Pages)**. [In Persian]

Başoğlu Kabran, F.; Ünlü, K.D., (2021). A two-step machine learning approach to predict S&P 500 bubbles. J. Appl. Stat., 48(13/15): 2776-2794 **(19 Pages)**.

Bing, Y.; Hao, J.K.; Zhang, S.C., (2012). Stock market prediction using artificial neural networks. Adv. Engine. Forum., 6(7): 1055-1060 **(6 Pages)**.

Breiman, L., (2001). Random forests. Machine Learning., 45(1): 5-32 **(28 Pages)**.

Frempong, N.K.; Nicholas, N.; Boateng, M.A., (2017). Decision tree as a predictive modeling tool for auto insurance claims. Int. J. Statist. Appl., 7(2): 117-120 **(4 Pages)**.

Ghorbani, H.; Ghanbarzadeh, M.; Ofoghi, R., (2022). Investigating the churn of life insurance customers using data mining methods (A case study: One of the Iran's insurance companies). Iran. J. Insur. Res., 11(4): 305-320 **(16 Pages)**. [In Persian]

Hao, J.; Priestley, J.L., (2016). A comparison of machine learning techniques and logistic regression method for the prediction of Past-Due amount. Phd thesis.

Huang, W.; Nakamori, Y.; Wang, S.Y., (2005). Forecasting stock market movement direction with support vector machine. Comput. Oper. Res., 32(10): 2513-2522 **(10 Pages)**.

Izadparast, S.M.; Farahi, A.; Fathnejad, F.; Teimourpour, B., (2012). Using data mining techniques to predict the detriment level of car insurance customers. Iran. J. Inf. Process. Manag., 27(3): 699-722 **(24 Pages)**. [In Persian]

James, G.; Witten, D.; Hastie, T.; Tibshirani, R., (2013). An introduction to statistical learning. Springer.

Kara, Y.; Boyacioglu, M.A.; Baykan, Ö.K., (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul stock exchange. Expert Syst. Appl., 38(5): 5311-5319 **(9 Pages)**.

Khamesian, F.; Esna-Ashari, M.; Dei Ofosu-Hene, E.; Khanizadeh, F., (2022). Risk classification of imbalanced data for car insurance companies: Machine learning approaches. Int. J. Math. Model. Comp., 12(3): 153-162 **(10 Pages)**.

Kim, K.J., (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. Neurocomputing., 55(1/2): 307-319 **(13 Pages)**.

Kotsiantis, S.B., (2013). Decision trees: a recent overview. Artif. Intell. Rev., 39(1): 261-283 **(23 Pages)**.

Mehrabanpour, M.; Azar, A.; Shahrami Babakan, M., (2022). Stock price forecasting by presenting a hybrid model using principal component analysis and rough set theory. Mod. Res. Dec. Mak., 7(2): 137-167 **(31 Pages)**.

Milosevic, N., (2016). Equity forecast: Predicting long term stock price movement using machine learning. EconPapers.

Mintarya, L.N.; Halim, J.N.; Angie, C.; Achmad, S.; Kurniawan, A., (2023). Machine learning approaches in stock market prediction: A systematic literature review. Procedia Comput. Sci., 1(1): 96-102 **(7 Pages)**.

Nair, B.B.; Mohandas, V.P.; Sakthivel, N.R., (2010). A decision tree-rough set hybrid system for stock market trend prediction. Int. J. Comput. Appl., 6(9): 1-6 **(6 Pages)**.

Patel, J.; Shah, S.; Thakkar, P.; Kotecha, K., (2015). Predicting stock market index using fusion of machine learning techniques. Expert. Syst. Appl., 42(4): 2162-2172 **(11 Pages)**.

Roh, T.H., (2007). Forecasting the volatility of stock price index. Expert. Syst. Appl., 33(4): 916-922 **(7 Pages)**.

Rostamkhani, H.; Khodarahmi, B.; Jahanshad, A., (2021). Optimal stock selection using bat and random forest algorithm. Financ. Eng. Portf. Manag., 12(1): 461-480 **(20 Pages)**. [In Persian]

Rouf, N.; Malik, M.B.; Arif, T.; Sharma, S.; Singh, S.; Aich, S.; Kim, H.C., (2021). Stock market prediction using machine learning techniques: A decade survey on methodologies, recent developments, and future directions. Electronics., 10(21): 2717-2742 **(26 Pages)**.

Shah, D.; Isah, H.; Zulkernine, F., (2019). Stock market analysis: A review and taxonomy of prediction techniques. Int. J. Financ. Stud., 7(2): 26-42 **(17 Pages)**.

Sharma, D., (2012). Improving the art, craft and science of economic credit risk scorecards using random forests: Why credit scorers and economists should use random forests. J. Acad. Bank. Stud., 11(1): 1-33 **(33 Pages)**.

Singh, S.; Madan, T.K.; Kumar, J.; Singh, A.K., (2019). Stock market forecasting using machine learning: Today and tomorrow. 2nd International Conference on Intelligent Computing, Instrumentation and Control Technologies., 1(1): 738-745 **(8 Pages)**.

Singh, S.; Parmar, K.S.; Kumar, J., (2021). Soft computing model coupled with statistical models to estimate future of stock market. Neural. Comput. Appl.., 33(13): 7629-7647 **(19 Pages)**.

Wilder, J.W., (1978). New concepts in technical trading systems. Argis.

Yunos, Z.M.; Ali, A.; Shamsuddin, S.M.; Ismail, N., (2016). Predictive modelling for motor insurance claims using artificial neural networks. Int. J. Advance. Soft. Comput. Appl., 8(3): 160-172 **(13 Pages)**.

Zhang, Y.; Wu, L., (2009). Stock market prediction of S&P 500 via combination of improved BCO approach and BP neural network. Expert. Syst. Appl., 36(5): 8849-8854 **(6 Pages)**.

معرفی نویسندگان **AUTHOR(S) BIOSKETCHES**

مصطفی طامندی، استادیار گروه آمار، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه ولی عصر (عج) رفسنجان، رفسنجان، ایران

- Email: *tamandi@vru.ac.ir*
- ORCID: 0000-0003-0056-4642
- Homepage: https://profile.vru.ac.ir/~tamandi

محیا عسکری‌پور، کارشناسی ارشد آمار، معاونت فنی بیمه‌های غیر زندگی و کارشناس مسئول تحلیل داده، بیمه سامان، تهران، ایران

- Email: *m.askari@samaninsurance.ir*
- ORCID: 0009-0008-8689-2922
- Homepage: https://www.si24.ir/

HOW TO CITE THIS ARTICLE

Tamandi, M.; Askaripour, M., (2023). Comparison of the accuracy of statistical learning algorithms in predicting of the stock price movement of Saman Insurance Company as a listed insurance company. Iran. J. Insur. Res., 12(2): 181-196.

DOI: 10.22056/ijir.2023.03.02

URL: https://ijir.irc.ac.ir/article_160296.html?lang=en