JEMSC.QOM
شاپا الکترونیکی: ۲۶۷۵-۲۵۳۸
مدیریت مهندسی و رایانش نرم
دانشگاه قم

Prediction the Choice of Financing for Start-ups using Machine Learning Algorithms and Behavioral Biases

Naime Niazi, Hamideh Razavi

1. MSc., Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, University of Ferdowsi of Mashhad, Mashhad, Iran Email: naimeniazi@gmail.com
2. Corresponding Author ,Associate Prof. Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, University of Ferdowsi of Mashhad, Mashhad, Iran, Email :h-razavi@um.ac.ir

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received 17 - 8 – 2024
Received in revised form
30 - 8 - 2024
Accepted 15 - 9 - 2024
Published online 21 - 9 - 2024

Keywords :

Cluster boosting algorithm (Catboost), Cognitive Biase, Ensemble learning , Financing, Startup.

ABSTRACT

The aim of this paper is to predict financing methods to support decision-making for startup founders and their investors. Initially, factors influencing the choice of financing methods, including structural, demographic, and behavioral factors, were identified. These factors were then assessed using a questionnaire consisting of 32 items, which was sent online to startup founders. Based on 70 responses received and using algorithms including binary matching, classification chains, label power set, K-nearest neighbors, extreme gradient boosting, cluster boosting algorithm and random forest, the financing methods chosen by startups were predicted .Comparison of the results from the algorithms shows that the boosting ensemble algorithm, with an F1 score of 89 and precison of 85%, predicts the selected financing methods on the test dataset better than other algorithms. Additionally, data analysis indicates that startups are more inclined towards personal funding methods, which aligns with the prevalence of loss aversion bias among entrepreneurs. Following loss aversion, overconfidence, anchoring, and illusion of control biases were the most frequent among entrepreneurs.

Cite this article.....**:**

©The Author(s)
DOI: https://doi.org/

Publisher: University of Qom

پیش‌بینی شیوه تامین مالی استارتاپ‌ها با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و درنظرگرفتن سوگیری‌های رفتاری

نعیمه نیازی ۱، حمیده رضوی۲*

۱. کارشناسی‌ارشد، مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران. رایانامه: naimeniazi@gmail.com

۲. نویسنده مسئول، دانشیار، مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران رایانامه: h-razavi@um.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۲۷

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۵/۳۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۲۵

تاریخ انتشار ۱۴۰۳/۰۶/۳۱

کلیدواژه‌ها:

استارتاپ، الگوریتم تقویت دسته، تامین مالی، سوگیری‌های رفتاری، یادگیری گروهی.

چکیده

هدف از این مقاله، پیش‌بینی شیوه‌های تامین مالی برای پشتیبانی تصمیم‌گیری بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها و سرمایه‌گذاران آنهاست. در ابتدا عوامل موثر در انتخاب روش تامین مالی شامل عوامل ساختاری، جمعیت‌شناختی و رفتاری شناسایی شدند. سپس این عوامل با استفاده از پرسشنامه‌ای مشتمل بر ۳۲ گویه، به‌صورت آنلاین برای بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها ارسال گردید. براساس ۷۰ پاسخ دریافت‌شده و استفاده از الگوریتم‌های تطابق دودویی، زنجیره‌های طبقه‌بندی، مجموعه توان برچسب‌ها، K نزدیک‌ترین همسایه، تقویت گرادیان شدید، تقویت دسته و جنگل تصادفی به پیش‌بینی شیوه‌های تامین مالی که استارتاپ‌ها انتخاب می‌کنند، پرداخته شد. مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم تقویت دسته با شاخص ارزیابی F1 معادل ۸۹ و دقت معادل ۸۵ درصد بهتر از سایر الگوریتم‌ها، روش‌های تامین مالی منتخب را بر روی مجموعه داده آزمون پیش‌بینی می‌نماید. همچنین تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد که استارتاپ‌ها بیشتر به روش پرداخت شخصی برای تامین مالی تمایل دارند که با فراوانی سوگیری زیان‌گریزی در میان کارآفرینان همسو است. همچنین پس از سوگیری زیان‌گریزی، سوگیری‌های اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد، لنگرانداختن و توهم کنترل، بیشترین فراوانی را در میان کارآفرینان داشتند.

استناد: .....

ناشر: دانشگاه قم

© نویسندگان.

۱) مقدمه

استارتاپ‌ها، از شناسایی فرصت توسط کارآفرینان شکل می‌گیرند. گروهی از افراد باهم کار می‌کنند تا محصولی را بسازند یا خدمتی را به شکلی متفاوت از آنچه پیش از آن وجود داشته، به مشتریان ارائه کنند (Baldridge, 2022). در این کسب‌وکارهای ساختارنیافته، نقش کارآفرینان در تصمیم‌گیری‌ها، پررنگ‌تر از شرکت‌های بزرگ و ساختاریافته است (Nguyen & Canh, 2021). یکی از این چالش‌ها و مسائل محدودکننده که از ابتدای شکل‌گیری تا بلوغ یک کسب‌وکار وجود دارد، مسئله انتخاب شیوه تامین مالی است.

در ابتدای کار، فعالیت‌ها برای سرمایه‌گذاران، دارای ابهامات زیادی در حوزه‌های مختلف ازجمله زمینه فعالیت، توانایی سرمایه‌گذاری و جریانات نقدی است که این مسئله برآورد ریسک سرمایه‌گذاران از سرمایه‌گذاری را افزایش می‌دهد (Bauer et al., 2023). بنابراین کسب‌وکارها در هنگام شکل‌گیری به‌تنهایی، ناچار به تامین منابع مالی موردنیاز هستند. مقدار سرمایه قابل‌دسترس از این طریق، به‌استثنای کسب‌وکارهایی که بنیان‌گذاران ثروتمندی دارند، محدود است. بنابراین کارآفرینان تازه‌کاری که به سرمایه‌گذاری اولیه بیشتری نیاز دارند، به دنبال منابع مالی دیگری مانند وام‌های بانکی، فرشتگان کسب‌وکار و یا سرمایه‌گذاران خطرپذیر هستند. تامین مالی از طریق این منابع با توجه به عدم تقارن اطلاعاتی میان استارتاپ‌ها و سرمایه‌گذاران، اغلب پرهزینه است (Honjo et al., 2022). درصورت موفقیت در تامین سرمایه موردنیاز از طریق هریک از روش‌های تامین مالی غیرشخصی، بدهی‌هایی برای استارتاپ‌ها ایجاد می‌شود که این بدهی‌ها نرخ شکست کسب‌وکارها را در ابتدای کار افزایش می‌دهند (Berger & Hottenrott, 2021).

اغلب تصمیم‌گیری‌های مالی در محیط کسب‌وکارهای پیچیده و متغیر صورت می‌گیرد که با عدم قطعیت زیادی همراه هستند (Hallo et al., 2020)، این عدم قطعیت‌ها و پیچیدگی‌ها، موجب تشدید اولویت شهود کارآفرینان بر عقلانیتی که نظریه‌های متعارف اقتصاد و مالی بر آن استوار است، می‌گردد. هدف از آشنایی با سوگیری‌های رفتاری در فرآیند تصمیم‌گیری، شناسایی موقعیت‌هایی است که در آنها این سوگیری‌ها می‌توانند خود را بروز دهند تا بدینوسیله افراد بتوانند از اشتباهات در تصمیم‌گیری، به‌خصوص تصمیم‌گیری‌های مالی اجتناب کنند (Lien et al., 2022). تاکنون تعداد زیادی سوگیری رفتاری شناسایی شده و روزبه‌روز بر این تعداد افزوده می‌شود (Harris, 2021).

این پژوهش به دنبال پیش‌بینی انتخاب شیوه تامین مالی در استارتاپ‌ها با درنظرگرفتن ویژگی‌های ساختاری، جمعیت‌شناختی و رفتاری است. برای رسیدن به این هدف، از پرسشنامه برای جمع‌آوری اطلاعات استفاده می‌شود و ازآنجاییکه نظریات ساختاریافته‌ای در این زمینه برای حل مسئله وجود ندارد از ابزارهای داده‌محور برای تبیین آن استفاده می‌شود (Simon et al., 2000). منظور از عوامل ساختاری: تعداد کارمندان، سرمایه اولیه، درآمد، ماهیت محصول و امثال آن است. عوامل جمعیت‌شناختی عبارتند از: سن، جنسیت، تحصیلات و درآمد و چهار سوگیری شناختی شامل اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد، توهم کنترل، زیان‌گریزی و لنگرانداختن است.

در این مقاله، در ابتدا خلاصه‌ای از تحقیقات پیشین به تفکیک در زمینه عوامل ساختاری استارتاپ‌ها، عوامل جمعیتی و رفتاری کارآفرینان که در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفته‌اند و تصمیم‌گیری انسانی توضیح داده می‌شود. سپس مدل مسئله، پردازش داده‌ها و الگوریتم‌های استفاده‌شده به تفکیک معرفی شده، نتایج حاصل از اجرای الگوریتم‌ها مورد مقایسه قرار گرفته و در انتها الگوریتم برتر شناسایی می‌شود. به کمک این روش، می‌توان برای هر استارتاپ جدید،

براساس اطلاعات اعضای آن و شناسایی سوگیری‌های رفتاری ایشان، روش تامین مالی مناسب را پیش‌بینی و یا توصیه نمود.

۲) پیشینه پژوهش

استارتاپ‌ها به‌عنوان سازمان‌های موقتی تعریف می‌شوند که برای جست‌وجوی مدل کسب‌وکاری قابل‌تکرار و مقیاس‌پذیر طراحی شده‌اند(Blank, 2010) . این کسب‌وکارها اغلب سرمایه راه‌اندازی پایینی دارند و به دلایلی چون ریسک شکست بالا، وضعیت اعتباری کارآفرینان و هزینه‌های بالای مبادله، دسترسی کمی به روش‌های تامین مالی بیرونی دارند. این مسئله، شیوه انتخاب تامین مالی برای این کسب‌وکارها را در بستری متفاوت از سایر شرکت‌ها قرار می‌دهد (Bollaert et al., 2021). روش‌های تامین مالی رایج در ادبیات برای تامین بودجه موردنیاز این کسب‌وکارهای نوپا شامل ۱۰ روش تامین مالی: ۱. پرداخت شخصی ۲. کمک خانواده، دوستان و نزدیکان ۳. وام‌های بانکی ۴. وام‌های همتابه‌همتا ۵. تامین مالی جمعی ۶. سرمایه‌گذاران فرشته ۷. سرمایه‌گذاری شتاب‌دهنده‌ها ۸. سرمایه‌گذاری خطرپذیر ۹. سرمایه‌گذاری خطرپذیر شرکتی ۱۰. عرضه اولیه بهامر هستند.

اولین و دردسترس‌ترین این روش‌ها، پرداخت شخصی است. در این روش، کارآفرینان برای سرمایه‌گذاری از پول و سرمایه شخصی خود استفاده می‌کنند. در ادبیات کارآفرینی، عبارت خودراه‌اندازی[1] رایج‌تر از تامین مالی شخصی است. خودراه‌اندازی علاوه بر تامین مالی از طریق سرمایه شخصی شامل یافتن راه‌های خلاقانه برای مدیریت و اداره استارتاپ به‌گونه‌ای است که کمترین نیاز به سرمایه را پیدا کند (Tech, 2018).

روش بعدی، تامین مالی از طریق خانواده، دوستان و نزدیکان است. باید توجه داشت که این روش می‌تواند در روابط شخصی افراد مشکلاتی را ایجاد کند و لازم است تا طرفین پیش از سرمایه‌گذاری تبعات آن مانند احتمال شکست، سهم سرمایه‌گذار و زمان خروج را درنظر بگیرند.(Hill, 2018)

وام‌های بانکی یکی دیگر از روش‌های تامین مالی موجود هستند. برای استارتاپ‌ها به‌خصوص در مراحل اولیه که کارآفرینان اعتبار و دارایی‌های ملموسی ندارند، تامین مالی از طریق وام‌های بانکی دشوار است چراکه وام‌دهندگان به این دلیل که به دنبال کاهش ریسک هستند، عرضه را حتی درصورت تقاضا با نرخ‌های کارمزد بالاتر، محدود می‌کنند (Dhewanto et al., 2019).

وام‌های همتابه‌همتا نیز از جدیدترین ابزارهای تامین مالی هستند. در این نوع وام‌ها، وام‌گیرندگان اطلاعات و شرایط خود را اعلام می‌کنند و وام‌دهندگان تصمیم می‌گیرند که در وام مشارکت کنند یا خیر(Basha et al., 2021).

از دیگر روش‌های تامین مالی جدید و روبه‌رشد، تامین مالی جمعی است (Cai et al., 2021). در سال‌های اخیر، نهادهای تامین مالی جمعی در ایران به شیوه وام شکل‌گرفته و با رویدادهایی تحت عنوان سکوی سرمایه‌گذاری به جذب سرمایه موردنیاز متقاضیان می‌پردازند.

از دیگر روش‌های تامین مالی، سرمایه‌گذاران فرشته هستند. این افراد سرمایه اولیه استارتاپ‌ها و کسب‌وکارهای نوپا را با

[1] Bootstraping

استفاده از سرمایه شخصی تامین می‌کنند. سرمایه‌گذاری فرشتگان در شرایط عدم اطمینان بالایی شکل می‌گیرد و در این وضعیت برداشت‌های فردی فرشتگان در ارزیابی و تفسیر کسب‌وکارها نقش پررنگی در فرآیند ارزیابی و سرمایه‌گذاری آنان ایفا می‌کند (Lien et al., 2022).

شتاب‌دهنده‌ها در بسیاری از پژوهش‌ها به‌عنوان یک روش تامین مالی درنظر گرفته می‌شوند اما بطورکلی علاوه بر تامین سرمایه و فضای کار به کسب‌وکارهای نوپا کمک می‌کنند تا محصولات اولیه خود را تولید کنند و همچنین فرصت‌های ارتباطی برای آنان ایجاد می‌کنند (Harris, 2021).

روش تامین مالی بعدی، سرمایه‌گذاران خطرپذیر[1] است. سرمایه‌گذاران خطرپذیر درواقع واسطه‌های مالی هستند که در شرکت‌های خصوصی سرمایه‌گذاری می‌کنند و در طی سرمایه‌گذاری نقش پررنگی در نظارت بر هزینه‌کرد مبلغ سرمایه‌گذاری دارند. هدف این سرمایه‌گذاران کمک به تامین مالی کسب‌وکارهای نوپا و خروج پس از کسب بازده موردانتظار سرمایه‌گذاری است (Metrick & Yasuda, 2021).

سرمایه‌گذاران خطرپذیر شرکتی[2]، روش تامین مالی بعدی هستند. این سرمایه‌گذاران شرکت‌های بزرگی هستند که به سرمایه‌گذاری در کسب‌وکارهایی می‌پردازند که بیشترین شباهت را با شرکت‌هایشان داشته باشند و بدینوسیله امکان رشد شرکت‌های استارتاپی مشابه که دارای دانش فنی تکمیل‌کننده و یا مشتریان جدیدی هستند را فراهم می‌کنند (Hegeman & Sørheim, 2021).

عرضه اولیه بهامهر[3]، روش تامین مالی جدیدتری نسبت به سایر روش‌ها در ادبیات موضوع است. این روش شبیه تامین مالی جمعی از طریق سهام است. در این روش استارتاپ‌ها برای تامین سرمایه اولیه، توکن که اغلب این توکن‌ها یک ارز دیجیتال هستند را با تخفیف و قیمتی پایین‌تر از قیمت عادی برای فروش با ارزهای دیجیتال مرسوم مانند بیت‌کوین و اتریوم عرضه می‌کنند (Fisch, 2019).

پس از شناسایی روش‌های مرسوم تامین مالی استارتاپ‌ها، لازم است مهمترین عوامل موثر بر تصمیم‌گیری انتخاب شیوه تامین مالی شناسایی شوند. در امور مالی کارآفرینی، تصمیم‌گیری از دو جنبه عدم تقارن اطلاعاتی میان سرمایه‌گذاران و کارآفرینان و عدم دسترسی به عوامل تسهیل‌گر نظیر سرمایه اجتماعی، با شرکت‌های دیگر متفاوت است (Ding et al., 2015; Fernandez, 2021) . انتظار می‌رود که کارآفرینان به‌دلیل قرارگرفتن در شرایط تصمیم‌گیری با عدم قطعیت زیاد، محدودیت زمانی و اطلاعات نامتقارن نسبت به سایرین، از رفتار منطقی و عقلایی فاصله بگیرند و در تصمیمات دچار سوگیری‌های متعددی شوند (Metrick & Yasuda, 2021). سوگیری‌های رفتاری یکی از چندین عاملی هستند که بر تصمیم‌گیری مالی کارآفرینان اثر می‌گذارند. علاوه بر سوگیری‌ها، عوامل متعدد دیگری شامل عوامل ساختاری و جمعیتی نیز بر انتخاب روش تامین مالی یا ساختار سرمایه شرکت‌ها تاثیرگذار هستند.

۲. ۱) عوامل ساختاری استارتاپ‌ها

[1] Venture capital (VC)
[2] corporate venture capital (CVC)
[3] Initial Coin Offering (ICO)

عوامل ساختاری متفاوت، بسترهای تصمیم‌گیری متفاوت و انتخاب‌های متمایزی را برای استارتاپ‌ها فراهم کرده که این امر موجب پیامدهای متفاوتی برای کسب‌وکارها خواهد شد. از بین عوامل ساختاری که در ادبیات موضوع مورد بررسی قرارگرفته‌است، با توجه به پژوهش‌های پیشین و امکان دسترسی به اطلاعات، برخی از عوامل که در ادامه تشریح می‌شوند برای بررسی در این پژوهش انتخاب شدند.

۱. عمر استارتاپ: برخی پژوهش‌ها نشان می‌دهند که اگرچه شرکت‌های جوان نرخ شکست بالایی دارند اما مشروط به بقا، نرخ رشد بالاتری را در مقایسه با شرکت‌های قدیمی‌تر نشان می‌دهند (Ouimet & Zarutskie, 2014).

۲. اندازه استارتاپ: شرکت‌های کوچکتر مزایا و انعطاف‌پذیری بیشتری در محیط بازارهای درحال‌تغییر دارند و بنابراین احتمالا بیشتر از شرکت‌های بزرگتر زنده می‌مانند (Lybaert & Umans, 2022).

۳. ثبت اختراع: وقتی شرکت‌ها در تامین مالی اولیه و بدون سابقه تصمیم به جذب منابع مالی خارجی می‌گیرند، باید راه‌هایی برای نشان‌دادن کیفیت خود به سرمایه‌گذاران بالقوه پیدا کنند. ثبت اختراع‌ها می‌تواند به‌عنوان عاملی برای کیفیت درنظر گرفته‌شود (Vo, 2019).

۲. ۲) عوامل جمعیت‌رفتاری کارآفرینان

کارآفرین به‌عنوان فردی که برای تبدیل ایده‌ها به فرصت‌های تجاری و ایجاد ارزش فکر و عمل می‌کند، شناخته می‌شود (Tech, 2018). در این پژوهش، واژه‌های کارآفرین و بنیان‌گذار استارتاپ در یک معنا بکار برده می‌شوند و عوامل جمعیت‌شناختی مانند سن، جنسیت و تحصیلات بر تصمیم‌گیری تامین مالی استارتاپ‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. پژوهش‌ها نشان می‌دهند که شرکت‌های رشدمحور و افرادی که آنها را راه‌اندازی می‌کنند، این دیدگاه رایج را تکرار می‌کنند که موفق‌ترین و متحول‌کننده‌ترین سرمایه‌گذاری‌های جدید از سوی جوانان می‌آیند (Azoulay et al., 2020). بنابراین سن کارآفرینان یک عامل موثر در تصمیم‌گیری است. عامل موثر بعدی جنسیت است. پژوهش‌های مختلف نشان می‌دهند که کارآفرینان زن تقریبا بطور میانگین ۳۰ درصد از جمعیت بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها را در طول زمان و در کشورهای مختلف تشکیل می‌دهند و از این تعداد ۱۰ تا ۱۵ درصد از آنها موفق به دریافت سرمایه خصوصی و سرمایه خطرپذیر می‌شوند (Hebert, 2020). سوابق تحصیلی بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها می‌تواند به‌عنوان عاملی موثر و محرکی قوی برای عملکرد آنان تلقی شود (Franco et al., 2021).

۲. ۳) عوامل رفتاری کارآفرینان

پژوهش بر روی تاثیر سوگیری‌های رفتاری با هدف درک این مسئله که کارآفرینان چگونه آگاهانه یا غیرآگاهانه تصمیم می‌گیرند، از اواسط دهه ۱۹۹۰ آغاز شده‌است و از آن زمان تاکنون به یکی از حوزه‌های مهم پژوهش‌های کارآفرینی تبدیل شده‌است (Rosyidah & Pratikto, 2022). جدول (۱) مرور مختصری است بر پژوهش‌هایی که در این زمینه مورد بررسی قرار گرفتند.

جدول ۱. پژوهش‌های گذشته درمورد تاثیر سوگیری‌های مختلف

ردیف	نام نویسندگان	سال انتشار	سوگیری‌های موردبررسی	روش پژوهش
۱	ژانگ و همکاران[1] (*Zhang & Cueto, 2017*)	۲۰۱۸	اعتماد به نفس بیش‌ازحد[2]، خوش‌بینی[3]، خوداستنادی[4]، توهم کنترل[5]، قانون اعداد کوچک[6]، مغالطه در برنامه‌ریزی[7] و تشدید تعهد[8]	مروری
۲	زهیرا[9] و همکاران (*Zahera & Bansal, 2018*)	۲۰۱۸	اعتماد بیش‌ازحد، رفتار گله‌ای، حسابداری ذهنی[10]، تایید[11]، واپس‌نگری[12]، نمادگرایی، اثر اهدا[13] یا بیزاری از واگذاری، زیان‌گریزی، قالب‌بندی[14]، خانه[15]، خود اسنادی، محافظه‌کاری[16]، پشیمانی‌گریزی، لنگرانداختن، تازگی[17] و اثر وضع[18]	مروری
۳	رامالکشمی و همکاران[19] (*Ramalakshmi et al., 2019*)	۲۰۱۹	اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد، پشیمانی‌گریزی، رفتار گله‌ای و نمادگرایی	معادلات ساختاری
٤	دومینیک و همکاران[20] (*Dominic & Gupta, 2020*)	۲۰۲۰	سوگیری اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد، مغالطه قمارباز، لنگرانداختن و رفتار گله‌ای	آزمون‌های فرض با استفاده از همبستگی و رگرسیون

[1] Zhang et al
[2] Overconfidence
[3] Overoptimism
[4] Self-serving attribution
[5] Illusion of control
[6] The law of small numbers
[7] Planning fallacy
[8] Escalation of commitment
[9] Zahera et al
[10] Mental Accounting
[11] Confirmation
[12] Hindsight
[13] Endowment Effect
[14] Framing
[15] Home
[16] Conservatism
[17] Recency
[18] Disposition
[19] Ramalakshmi et al.
[20] Dominic et al

۵	آبدین و همکاران[1] (*Ul Abdin et al., 2022*)	۲۰۲۲	خوداستنادی[2]، خوش‌بینی و توهم کنترل	کیفی و کمی

پس از بررسی پژوهش‌های پیشین و با توجه به نظر خبرگان در این پژوهش، چهار سوگیری اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد، زیان‌گریزی، لنگرانداختن و توهم کنترل بر تصمیم‌گیری تامین مالی در بین بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها انتخاب شدند که در ادامه به تفکیک شرح داده می‌شوند.

اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد یکی از سوگیری‌های رفتاری رایج است. این سوگیری به معنای تمایل افراد به دستِ بالا گرفتن برآوردهایشان است (Bazerman & Moore, 2012). اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد موجب ناچیز انگاشتن ریسک در بسیاری از تصمیم‌های کارآفرینان می‌شود (Simon & Houghton, 2003).

در سوگیری زیان‌گریزی، اغلب باخت‌ها بسیار بزرگتر از بردها به‌نظر می‌رسند و افراد از باخت یا زیان، گریزان هستند. به بیان دیگر برخلاف نظریه‌های کلاسیک اقتصادی افراد بجای آنکه به‌دنبال حداکثرکردن مطلوبیت موردانتظار[3] باشند، احتمالا در جستجوی راهی هستند که از زیان جلوگیری کنند و بدیهی است که درمعرض سوگیری زیان‌گریزی باشند (Kahneman, 2011).

در تصمیم‌گیری‌های اقتصادی اثر لنگرانداختن بسیار قوی و مهم به‌نظر می‌رسد. این سوگیری زمانی رخ می‌دهد که افراد از قبل، تخمین کمیتی برای آن ارزش خاص قائل باشند (Kahneman, 2011).

سوگیری توهم کنترل، زمانی رخ می‌دهد که افراد باور دارند می‌توانند بر اتفاقات و عواملی که در کنترل آنها نبوده و دیگر عوامل محیطی در وقوع آنان نقش مهمی را ایفا می‌کنند، کنترل داشته باشند (Langer, 1975).

۲. ۴) پیش‌بینی تصمیم‌گیری‌های انسانی

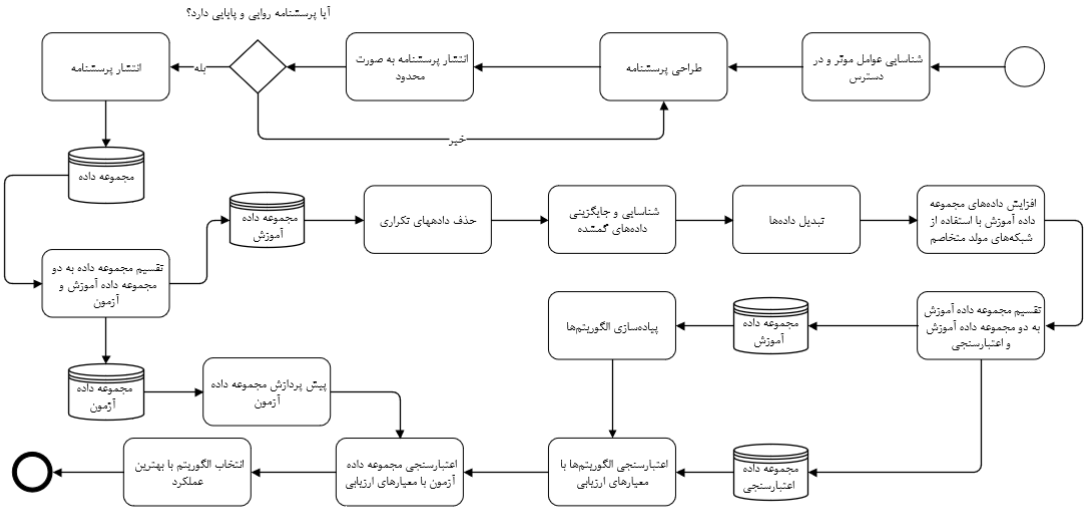
پژوهش‌ها نشان می‌دهند که ثبت جزئیات موثر بر تصمیم‌گیری انسانی و پیش‌بینی یک تصمیم و عمل براساس آن پیش‌بینی، مسئله ساده‌ای نیست و چالش‌های زیادی را به‌همراه دارد. برخی از پژوهش‌ها، به سه رویکرد برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری‌های انسانی اشاره می‌کنند که این رویکردها عبارتنداز خبره‌محور، داده‌محور و ترکیبی. مدل‌های خبره‌محور برای پیش‌بینی تصمیم‌گیری انسانی شامل تئوری‌ها و نظریه‌هایی هستند که توسط متخصصان هر حوزه بیان می‌شوند. یک مدل مبتنی بر داده، عموما بر مبنای الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که با استفاده از مجموعه داده‌های مختلف درباره تصمیم‌های افراد آموزش داده می‌شود. اگرچه مشاهده شده‌است که این رویکرد، از نظر دقت در پیش‌بینی انتخاب بسیار

[1] Abdin et al
[2] Self-attribution bias
[3] Expected Utility

عالی است اما در ارائه بینش و استدلال درمورد چرایی ترجیحات، عملکرد مناسبی ندارد. در رویکردهای ترکیبی، هر دو رویکرد خبره‌محور و داده‌محور ترکیب می‌شوند. درمورد اینکه برای یک مسئله مفروض، کدامیک از رویکردهای پیش‌بینی ذکرشده، اتخاذ شود به عوامل زیادی بستگی دارد. اگرچه بطور شهودی بیان می‌شود که هیچ الگوریتم واحدی بهترین کارآیی را در همه مسائل و حوزه‌ها ندارد اما با توجه به عواملی مانند دردسترس‌بودن داده‌ها، دانش تخصصی و ویژگی‌های حوزه مورد پژوهش، یکی از این رویکردها انتخاب می‌شوند (Rosenfeld & Kraus, 2018). براساس تعاریف فوق و با توجه به ماهیت مسئله، در این پژوهش از رویکرد داده‌محور استفاده شده‌است.

۳) روش‌شناسی پژوهش

شکل (۱) مراحل این پژوهش برای مدل‌سازی انتخاب شیوه تامین مالی استارتاپ‌ها را به اختصار نشان می‌دهد.



شکل ۱. مراحل پژوهش

۳. ۱) جمع آوری مجموعه‌داده

شیوه جمع آوری داده در این پژوهش پرسشنامه است. پیش از استفاده از پرسشنامه باید از دقت و سازگاری این ابزار اطمینان حاصل پیدا کرد. دقت و سازگاری پرسشنامه‌ها در ادبیات موضوع، تحت عناوین روایی و پایایی شناخته می‌شوند. معیار روایی تضمین‌کننده این است که آیا نتایج، بازتابی واقعی از ساختار موردمطالعه هستند؟ و آیا معیار پایایی، معیاری برای تعیین سازگاری و تکرارپذیری نتایج یک پژوهش است و تضمین می‌کند که نتایج به‌دلیل شانس یا خطای تصادفی به‌دست نیامده‌اند. در این پژوهش و با توجه به ماهیت مسئله برای پایایی از روش آزمون- آزمون مجدد که عبارت است از تکرار استفاده از یک ابزار اندازه‌گیری یکسان مانند پرسشنامه برای افراد یکسان تحت شرایط یکسان و پس از مدت‌زمان مشخص، استفاده می‌گردد. در این آزمون، اگر ضریب همبستگی پاسخ‌های آزمون و آزمون مجدد بزرگتر یا مساوی ۰/۷ باشد، پرسشنامه ازنظر پایایی قابل‌اتکا و معتبر درنظر گرفته می‌شود. به‌منظور بررسی پایایی، پرسشنامه در دو نوبت به فاصله زمانی

۱۴ روز برای ۱۰ نفر ارسال شد و ضریب همبستگی پاسخ‌های هر دو پرسشنامه، بزرگتر از ۹۴ درصد به‌دست آمد. برای روایی نیز از روایی صوری در این پژوهش استفاده می‌شود. این معیار، درجه‌ای که سئوالات آنچه را که قرار است اندازه‌گیری کنند، اندازه‌گیری می‌کنند یا خیر را می‌سنجد. این معیار توسط کارشناسانی که محتوای پرسشنامه را ارزیابی می‌کنند، تعیین می‌شود (Bolarinwa, 2015).

برای جمع‌آوری داده‌ها باید اطمینان حاصل کرد که داده‌ها تنها محدود به منطقه یا صنعت خاصی نباشند و همچنین نتایج تنها ناشی از تجزیه‌وتحلیل بازماندگان یا برندگان نباشد (Cassar, 2004). در همین راستا در هنگام جمع‌آوری داده به سوگیری بقا[1] یا بازمانده توجه شد (Elston, 2021). برای تعیین حداقل حجم نمونه با توجه به اینکه مسئله موردبررسی دارای حجم جامعه نامعین است، از رابطه ۱ که تحت عنوان رابطه کوکران[2] شناخته می‌شود، استفاده می‌گردد. با استفاده از این رابطه، تعداد حداقل نمونه موردنیاز از طریق برآورد واریانس نمونه اولیه و درصد خطا محاسبه می‌شود (Israel, 1992)

رابطه ۱)
$$n = \frac{Z_{\frac{\alpha}{2}}^2 \times p(1-p)}{d^2}$$

حداقل نمونه موردنیاز با استفاده از رابطه ۱، با انحراف معیار ۰/۳۶ داده‌های اولیه و با درنظرگرفتن ۸ درصد خطا، ۷۷ نمونه به‌دست آمد.

لینک پرسشنامه در بازه زمانی برای بیش از ۳۰۰ بنیان‌گذار استارتاپ از طریق بسترهای مختلف فضای مجازی ارسال و مجموعا ۷۰ پاسخ دریافت و با توجه به اختلاف نزدیک با حداقل تعداد نمونه داده‌های حاصل از آن جهت مدل‌سازی استخراج گردید.

۳. ۲) آماده‌سازی داده‌ها

مجموعه داده‌ها اغلب دارای مقادیر گمشده هستند. عدم وجود داده‌ها می‌تواند باعث انحراف در تجزیه‌وتحلیل آماری شود. علاوه بر این، بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین از مجموعه داده‌هایی که دارای مقادیر گمشده هستند، پشتیبانی نمی‌کنند (Zhang & Thorburn, 2022). مرحله بعدی در آماده‌سازی مجموعه داده، شناسایی داده‌های گمشده و انتخاب رویکرد مناسب در برخورد با آنان است. بطورکلی برای مواجهه با داده‌های گمشده، دو رویکرد اصلی حذف یا جایگزینی، وجود دارد و به‌منظور جایگزینی داده‌های گمشده می‌توان از روش‌های ساده و یا مبتنی بر یادگیری ماشین استفاده کرد (Brownlee, 2020). در اغلب مواقع مقادیر داده‌ها برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین مناسب نیستند و بنابراین لازم است تبدیلاتی[3] در ماهیت داده‌ها به‌منظور تطبیق مجموعه داده با نیازهای الگوریتم‌ها صورت بگیرد. مهمترین این تبدیل‌ها، تبدیل متغیرهای اسمی و مقیاس‌بندی داده‌های مجموعه داده هستند (McCallum, 2012). در این پژوهش پس از جمع‌آوری داده‌ها و به‌منظور آماده‌سازی و مدل‌سازی، از زبان برنامه‌نویسی پایتون و محیط ژوپیتر نوت‌بوک[4] استفاده

[1] Survivorship Bias
[2] Cochran
[3] Encoding
[4] Jupyter Notebook

شد. پس از فراخوانی مجموعه داده، داده‌های گمشده با میانه[1] جایگزین شدند. داده‌های کیفی با استفاده از روش تبدیل داده، کدگذاری دو دویی به ۰ و ۱ تبدیل شدند و سایر داده‌ها که ماهیت رتبه‌بندی داشتند، با استفاده از تبدیل رتبه‌بندی، کمی‌سازی شدند که این داده‌ها و تبدیلات انجام‌شده در پیوست ۱ قابل‌مشاهده است. پیش از پیاده‌سازی، لازم است تا داده‌ها به دو مجموعه داده آموزش و آزمون تقسیم شوند. این کار با استفاده از روش نگهدارنده[2] با نسبت ۳۰ درصد انجام شد و مجموعه داده آزمون برای ارزیابی نهایی الگوریتم‌ها کنار گذاشته شد. سپس مجموعه داده حاصل با روش اعتبارسنجی متقابل[3] (K=5) و با ۱۰۰ مرتبه تکرار، به دو مجموعه داده آموزش و اعتبارسنجی تقسیم شدند.

۳. ۳) برخورد با عدم تعادل در داده‌های هدف مسئله

در بیشتر موارد، الگوریتم‌های رایج یادگیری ماشین در مسائل طبقه‌بندی، تعداد نمونه‌های کلاس‌های مختلف را مساوی فرض می‌کنند و درنتیجه، تعداد نابرابر داده‌ها در کلاس‌های مختلف باعث ایجاد مشکلاتی در فرآیند یادگیری الگوریتم‌ها می‌شود. از سوی دیگر در مسائل واقعی، جمع‌آوری مجموعه داده‌هایی که در آنها، داده‌ها در کلاس‌های مختلف به‌صورت متعادل توزیع شده باشند، دشوار است (Fotouhi et al., 2019). برای مواجه با این مشکل، رویکردهای متفاوتی وجود دارد. یکی از این رویکردها، شبکه‌های متخاصم مولد[4] هستند. این شبکه‌ها از دو شبکه مجزای مولد و تشخیص‌دهنده تشکیل می‌شوند. شبکه مولد، نویز تصادفی را به‌عنوان ورودی می‌گیرد و آن را به نمونه‌های مصنوعی تبدیل می‌کند. شبکه تشخیص‌دهنده مانند یک طبقه‌بندی‌کننده دودویی عمل کرده و بین نمونه‌های واقعی و مصنوعی تمایز قائل می‌شود. هر دو شبکه بطور همزمان در یک بازی مجموع صفر[5] آموزش داده می‌شوند و در طول آموزش، شبکه مولد سعی می‌کند نمونه‌های مصنوعی تولید کند که به اندازه کافی واقعی باشد. این فرآیند تا زمانی ادامه می‌یابد که شبکه تشخیص‌دهنده فریب داده شود. فرآیند آموزش تا زمانیکه شبکه مولد نمونه‌هایی را تولید کند که برای شبکه تشخیص‌دهنده از داده‌های واقعی قابل تمایز نباشند، ادامه می‌یابد (Goodfellow et al., 2020). علاوه بر این رویکرد، در این پژوهش برای غلبه بر عدم تعادل در داده‌های مسئله از روش‌های یادگیری گروهی و معیارهای ارزیابی متنوع (Ma & He, 2013) استفاده شده‌است.

۳. ۴) مدل‌سازی

[1] Median
[2] Holdout
[3] Repeated K-fold Cross Validation
[4] Generative adversarial networks (GANs)
[5] Zero-sum game

در مسائل یادگیری ماشین چهار رویکرد کلی یادگیری با نظارت[۱]، یادگیری بدون نظارت[۲]، یادگیری نیمه‌نظارتی[۳] و یادگیری تقویتی[۴] یا فعال[۵] وجود دارد. در پژوهش حاضر با توجه به اینکه داده‌ها دارای برچسب هستند و این برچسب‌ها گسسته هستند، از الگوریتم‌های طبقه‌بندی استفاده می‌شود (Han et al., 2012; Marsland, 2014). در این پژوهش ۹ الگوریتم طبقه‌بندی براساس چهار ویژگی پاسخگویی مناسب در برابر تعداد کم داده‌ها و عدم توازن در برچسب‌ها، مقاومت در برابر بیش‌برازش و پیچیدگی کم، مقایسه و با توجه به جدول (۲) چهار الگوریتم برتر، برای مدل‌سازی انتخاب شدند.

در ارتباط با تعداد داده‌ها، پژوهش‌ها نشان می‌دهند که در مجموعه داده‌هایی با تعداد کم، الگوریتم‌های یادگیری ماشین نسبت به الگوریتم‌های یادگیری[۶] عمیق عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهند (Bailly et al., 2022). از نظر توازن میان برچسب‌ها، طبقه‌بندی‌کننده‌های سنتی نظیر ماشین‌بردار پشتیبان و درخت تصمیم براساس توازن میان برچسب‌ها طراحی شده‌اند و درصورت عدم تعادل در برچسب‌های مسئله، تمایل به طبقه‌بندی نادرست و یا حذف طبقه اقلیت دارند (Gong & Kim, 2017). درمقابل، الگوریتم‌های یادگیری گروهی، عملکرد مناسبی در مجموعه داده‌هایی با عدم تعادل در برچسب‌ها دارند (Ding et al., 2023). درمورد ویژگی پیچیدگی و مستعد بیش‌برازش‌بودن الگوریتم‌ها لازم است از مفهوم تعمیم‌پذیری[۷] استفاده شود. تعمیم‌پذیری عبارت از توانایی مدل در به تصویرکشیدن ویژگی‌های جامعه با مشاهده ویژگی‌های نمونه است. زمانیکه آموزش تعمیم‌پذیر نباشد، مدل دچار بیش‌برازش خواهد شد (Myung, 2000). ازآنجاییکه

[1] Supervised Learning
[2] Unsupervised Learning
[3] Semi-supervised Learning
[4] Reinforcement Learning
[5] Active Learning
[6] Deep Learning
[7] Generalization

مجموعه داده موردبررسی در این پژوهش، محدود و درنتیجه مستعد بیش‌برازش است، بهتر است برای جلوگیری از این اتفاق، تا حد امکان از الگوریتم‌هایی با پیچیدگی کمتر استفاده شود.

جدول ۲. قابلیت الگوریتم‌های طبقه‌بندی

	ویژگی‌های مسئله				
الگوریتم‌های طبقه‌بندی		تعداد کم داده‌ها	عدم توازن در برچسب‌های مسئله	پیچیدگی کم	مقاومت در برابر بیش‌برازش
	رگرسیون لاجستیک	*		*	
	بیزی ساده	*		*	
	درخت تصمیم	*		*	
	ماشین بردار پشتیبان	*		*	
	K- نزدیکترین همسایه	*	*	*	*
	تقویت گرادیان شدید	*	*	*	*
	تقویت دسته	*	*	*	*
	شبکه‌های عصبی		*		*
	جنگل تصادفی	*	*	*	*

اگرچه پژوهش‌ها با فرض‌های قانع‌کننده‌ای نظیر آنچه پیش از این گفته‌شد، به دنبال محدودکردن الگوریتم‌های قابل استفاده هستند اما نمی‌توان با قطعیت بر مبنای این دلایل، الگوریتمی را تا پیش از پیاده‌سازی، ارجح بر دیگری دانست. هرچند به‌علت محدودیت‌های موجود، در هر پژوهش معمولا سعی می‌شود الگوریتم‌هایی را که ظاهرا عملکرد بهتری در مسئله موردبررسی دارند، انتخاب و پیاده‌سازی شوند (Jafari, 2022). در ادامه چهار الگوریتم طبقه‌بندی که برای مدل‌سازی در این پژوهش استفاده شدند، شرح داده می‌شوند. اما لازم است پیش از آن، با توجه به ماهیت چندبرچسبی‌بودن مسئله،

طبقه‌بندی این مسائل تبیین گردد. در مسائل چندبرچسبی، هدف مسئله شامل مجموعه‌ای از عوامل است. عمده‌ترین رویکردهای حل این مسائل، تبدیل مسئله[۱] و الگوریتم‌های تطابق‌یافته[۲]هستند (Ganda & Buch, 2018).

در تبدیل مسئله تلاش بر این است تا مسئله چندبرچسبی به مسئله‌های یک برچسبی تبدیل شود. رویکردهای حل مسئله با این روش عبارتنداز: تطابق دودویی[۳]، زنجیره‌های طبقه‌بندی‌کننده[۴] و مجموعه توان برچسب‌ها[۵] که در تطابق دودویی، هر برچسب به‌عنوان یک مسئله مستقل تک‌برچسبی درنظر گرفته می‌شود. در روش زنجیره‌های طبقه‌بندی‌کننده، منحصرا با یک برچسب آموزش می‌بیند و طبقه‌بند بعدی روی طبقه‌بند قبلی و برچسب بعدی آموزش می‌بینند. در مجموعه توان برچسب‌ها، تلاش بر این است تا مسئله چندبرچسبی به یک مسئله چندکلاسه[۶] تبدیل شود (Pushpa & Karpagavalli, 2017). در الگوریتم‌های تطابق‌یافته، از الگوریتم‌هایی برای حل مسئله استفاده می‌شود که صرفا برای حل اینگونه مسائل توسعه یافته‌اند (Zheng et al., 2019). در ادامه چهار الگوریتم تطابق‌یافته‌ای که برای مدل‌سازی در این پایان‌نامه استفاده شدند، بطور مختصر شرح داده می‌شود.

۳. ۴. ۱) K– نزدیکترین همسایه[۷]

در این الگوریتم از یک سنجه[۸] فاصله مانند فاصله اقلیدسی[۹] برای یافتن K نزدیک‌ترین نقاط به نقطه هدف استفاده می‌شود و پس از آن برچسب را براساس بیشترین برچسب در میان نقاط، به نقطه هدف اختصاص می‌دهد (Han et al., 2012).

۳. ۴. ۲) تقویت گرادیان شدید[۱۰]

این الگوریتم یکی از الگوریتم‌های توسعه‌یافته یادگیری گروهی[۱۱] با رویکرد تقویت‌کردن[۱۲] است که بر مبنای گرادیان کاهشی[۱۳] عمل می‌کند (Dong et al., 2020). این الگوریتم با یک مدل ساده مبتنی بر درخت تصمیم شروع می‌شود و سپس درخت‌های دیگر را با رویکرد حریصانه و با استفاده از تقویت گرادیان، تکنیک‌های منظم‌سازی و هرس بهینه می‌کند. در این روش در هر مرحله از تکرار میزان پیچیدگی درخت به‌صورت جداگانه انتخاب و کنترل می‌شود و تعداد برگ‌ها در همه تکرارها ثابت نخواهد بود (Chen et al., 2015).

۳. ۴. ۳) تقویت دسته[۱۴]

تقویت دسته (Dorogush et al., 2018) از زیرمجموعه رویکردهای تقویت گرادیان الگوریتم‌های یادگیری گروهی است. این الگوریتم شامل تکنیک‌های منظم‌سازی برای جلوگیری از بیش‌برازش است و همچنین قابلیت آموزش موازی را برای

---

[1] Problem Transformation
[2] Adapted Algorithm
[3] Binary Relevance
[4] Classifier Chains
[5] Label Powerset
[6] Multi-Class
[7] K-Nearest Neighbors (KNN)
[8] Metric
[9] Euclidean Distance
[10] XGBoost (Extreme Gradient Boosting)
[11] Ensemble Learning
[12] Boosting
[13] Gradient decsent
[14] Category Boosting (CatBoost)

محاسبات سریع‌تر فراهم می‌کند. این الگوریتم از دو مرحله برای ساخت درخت تشکیل شده‌است. مرحله اول عبارتست از انتخاب ساختار درخت و مرحله دوم شامل تعیین مقدار برگ است (Tanha et al., 2020).

۳. ۴. ۴) جنگل تصادفی[1]

در این الگوریتم که یکی از الگوریتم‌های یادگیری گروهی است، چندین درخت تصمیم بر روی زیرمجموعه‌های مختلف داده‌های آموزشی و زیرمجموعه‌های مختلف ویژگی‌های ورودی، آموزش داده می‌شوند. هر درخت باید روی همان زیرمجموعه، طبقه‌بند خود را بسازد و پیش‌بینی را ارائه دهد. پیش‌بینی نهایی تجمیع اکثریت آرای پیش‌بینی‌های درختان تصمیم‌گیر منفرد است. جنگل‌های تصادفی با وجود سادگی، یکی از قدرتمندترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین دردسترس هستند و به‌دلیل ترکیب نتایج درختان مختلف احتمال پایینی وجود دارد تا دچار بیش‌برازش شوند (Pavlov, 2019).

۳. ۵) ارزیابی

پیش از ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های پیاده‌سازی‌شده، لازم است مجموعه داده به دو مجموعه داده آموزش و ارزیابی تقسیم شوند. در این پژوهش ابتدا از روش نگهدارنده[2] برای کنارگذاشتن بخشی از مجموعه داده به‌عنوان مجموعه داده آزمون استفاده و سپس روش اعتبارسنجی[3] متقابل برای تقسیم مجموعه داده آموزش به دو مجموعه آموزش و اعتبارسنجی بکار برده می‌شود.

۳. ۵. ۱) معیارهای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های ارزیابی

معیارهای ارزیابی مورداستفاده در این پژوهش و نحوه محاسبه آنها در جدول (۳) ارائه شده‌اند. معیارهای دقت و یادآوری از ماتریس درهم‌ریختگی[4] استخراج می‌شوند (Han et al., 2012) و معیار شاخص ارزیابی F1، میانگین هارمونیک دو معیار بازخوانی و دقت است (Rivolli et al., 2020).

جدول ۳. معیارهای ارزیابی

نام معیار	رابطه
دقت[5]	$\text{دقت} = \frac{\text{تعداد منفی صحیح} + \text{تعداد مثبت صحیح}}{\text{تعداد منفی کاذب} + \text{تعداد مثبت صحیح}}$
بازخوانی[6]	$\text{بازخوانی} = \frac{\text{تعداد مثبت صحیح}}{\text{تعداد منفی صحیح} + \text{تعداد مثبت صحیح}}$

[1] Random Forrest
[2] Hold-Out
[3] Cross Validation
[4] Confusion matrix
[5] Precision
[6] Recall

شاخص ارزیابی F1[1] (Tsoumakas et al., 2010)	$F1-Score = 2 \times \frac{\text{دقت} \times \text{بازخوانی}}{\text{دقت} + \text{بازخوانی}}$
ضرر همینگ[2] (Wu & Zhu, 2020)	$Hamming\ Loss = \frac{1}{NL}\sum_{j=1}^{N}\sum_{i=1}^{L} xor[\tilde{y}_j^i \neq y_j^i]$ y_j^i = برچسب‌های واقعی $\tilde{y}_j^i$ = برچسب‌های پیش‌بینی‌شده N = تعداد نمونه‌ها یا رکوردها
جاکارد[3] (Krawezik et al., 2018)	$Jaccard\ Index = \frac{\tilde{y}_j^i \cap y_j^i}{\tilde{y}_j^i \cup y_j^i}$

۴) یافته‌های پژوهش

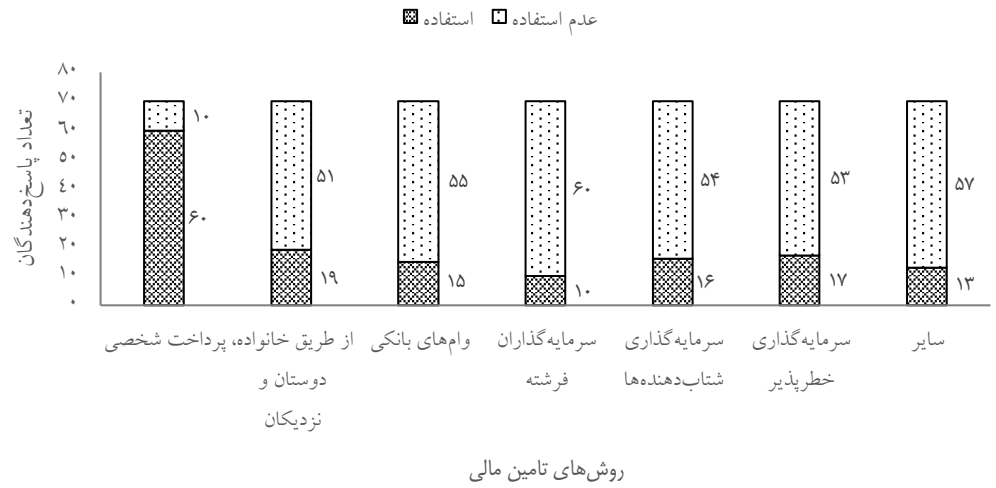
پیش از آنکه ادامه مراحل مدل‌سازی انتخاب شیوه تامین مالی در استارتاپ‌ها با درنظرگرفتن الگوهای رفتاری تشریح گردد، لازم است تا شناختی از مجموعه داده موردبررسی به‌دست آید. به این منظور در بخش بعدی، داده‌های حاصل از پرسشنامه به اختصار تشریح می‌گردند.

۴. ۱) آمار توصیفی

همانطورکه گفته شد تعداد داده‌های جمع‌آوری‌شده در این پژوهش ۷۰ نفر از بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها، شامل ۵۶ مرد و ۱۴ زن بودند که ۷۴ درصد آنان در بازه سنی کمتر از ۴۰ سال قرار دارند. این مسئله حاکی از این امر است که بیشتر بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها جوان هستند و در تصمیم‌گیری‌ها از راهنمایی‌های بیرونی استفاده می‌نمایند. ۳۲ درصد بنیان‌گذاران پاسخ‌دهنده به پرسشنامه این پژوهش، درآمدی کمتر از ۱۰ میلیون تومان در ماه دارند. توجه به این مسئله برای انتخاب روش‌های تامین مالی نکته بااهمیتی است چراکه درآمد بالا تنها عاملی است که افراد را در مراحل ابتدایی و راه‌اندازی، از اتکا به روش‌های تامین مالی بیرونی بی‌نیاز کرده و همچنین در بسیاری از روش‌های تامین مالی، یکی از ملاک‌های تاثیرگذار در اعتبارسنجی مالی است. حدود ۸۳ درصد پاسخ‌دهندگان دارای تحصیلات کارشناسی یا کارشناسی‌ارشد هستند که در دسترسی ایشان به شیوه‌های تامین مالی مختلف موثر است.

مطابق با پژوهش‌های پیشین، دردسترس‌ترین شیوه تامین مالی برای استارتاپ‌ها در مراحل اولیه، روش پرداخت شخصی پیش‌بینی شد و نتایج داده‌های این پژوهش نیز موید و حاکی از این است که نزدیک به ۸۶ درصد بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها از این روش جهت تامین مالی استفاده کرده‌اند.

[1] F1-Score
[2] Hamming Loss
[3] Jaccard

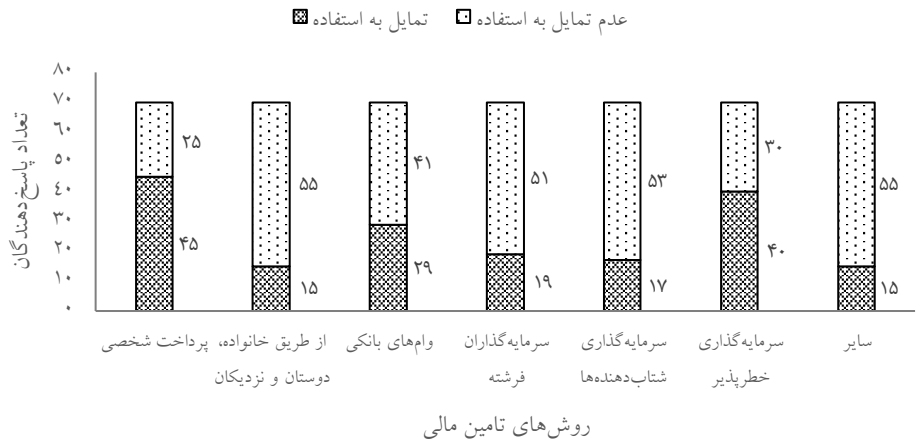


شکل ۲. روش‌های تامین مالی که بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها استفاده/ عدم استفاده کرده‌اند

نتایج حاصل از چهار سوگیری رفتاری که در پرسشنامه این پژوهش مورد سنجش قرار گرفتند، در شکل (۳) قابل مشاهده است. به‌ترتیب بیشترین سوگیری‌های مشاهده‌شده در بین بنیان‌گذاران پاسخ‌دهنده به پرسشنامه این پژوهش، ریسک‌گریزی، اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد، لنگرانداختن و توهم کنترل است. این مسئله تاییدکننده این است که بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها درمعرض سوگیری‌های رفتاری هستند. برخلاف تصور اقتصاد متعارف از رفتار انسان در تصمیمات مالی و غیرمالی، سوگیری‌های رفتاری موجب فاصله‌گرفتن افراد از تصمیمات عقلانی می‌شود. اطلاع از این امر که افراد در تصمیم‌گیری عقلایی عمل نمی‌کنند، برای سرمایه‌گذاران و سرمایه‌پذیران این فرصت را فراهم می‌کند که با به‌دست‌آوردن شناخت کافی از این سوگیری‌ها از آثار منفی آن در تصمیمات خود اجتناب کنند.

شکل ۳. سوگیری‌های شناسایی‌شده در بنیان‌گذاران پاسخ‌دهنده به پرسشنامه پژوهش

شکل (۴) نشان‌دهنده روش‌های تامین مالی است که بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها درصورت فراهم‌بودن تمامی شرایط، تمایل به استفاده از آن دارند. مطابق این نمودار حتی درصورت فراهم‌بودن تمامی شرایط، روش پرداخت شخصی اولویت اصلی پاسخ‌دهندگان را تشکیل می‌دهد. این مسئله تاییدکننده و همسو با فراوانی سوگیری زیان‌گریزی در بین پاسخ‌دهندگان این پرسشنامه است و نشان می‌دهد که لزوما دردسترس‌بودن روش تامین مالی، علت انتخاب یا عدم انتخاب یک روش نیست. نکته قابل توجه دیگر در این نمودار، گزینه سایر در بین روش‌های تامین مالی است. مطابق پاسخ‌ها، سایر روش‌های تامین مالی شامل کمک‌های حمایتی نهادهایی مانند صندوق نوآوری و شکوفایی، معاونت علمی، فناوری و اقتصاد دانش‌بنیان ریاست جمهوری، پارک‌های علم و فناوری، مراکز رشد و صندوق‌های پژوهش و فناوری است. این روش‌های تامین مالی معمولا دارای کارمزدهای ترجیحی نسبت به سایر روش‌های تامین مالی هستند و شرایط دریافت آنان به‌گونه‌ای است که برای استارتاپ‌ها قابل استفاده باشند.



شکل ٤. روش‌های تامین مالی که بنیان‌گذاران پاسخ‌دهنده در این پژوهش تمایل به استفاده/ عدم استفاده داشتند

۴. ۲) مدلسازی و پیاده‌سازی الگوریتم‌ها

همانطورکه در بخش قبل شرح داده شد، الگوریتم‌ها بر روی مجموعه داده پیاده‌سازی شدند و نتایج پیاده‌سازی الگوریتم‌ها بر روی مجموعه داده اعتبارسنجی در جدول (۴) قابل مشاهده است.

جدول ٤. عملکرد الگوریتم‌های پیاده‌سازی بر روی مجموعه‌داده اعتبارسنجی

رویکرد حل مسئله		دقت	فراخوانی	شاخص ارزیابی F1	ضرر همینگ	جاکارد
تبدیل مسئله	تطابق دو دویی	٪۸۲	٪٤۰	٪۵۲	۰/۵۵	۰/۳۷
	زنجیره‌های طبقه‌بندی‌کننده	٪۸٤	٪۵۰	٪٦۱	۰/٤۷	۰/٤٦
	مجموعه توان برچسب‌ها	٪۸۵	٪۸۵	٪۸۵	۰/۲۳	۰/۷۵
الگوریتم‌های تطابق‌یافته	تقویت گرادیان شدید	٪۸۵	٪۹۳	٪۸۸	۰/۲۱	۰/۷۸
	K- نزدیکترین همسایه (K=۱۳)	٪۸٤	٪۹۵	٪۸۹	۰/۱۹	۰/۸
	تقویت دسته	٪۸٤	٪۹۹	٪۹۱	۰/۱۵	۰/۸۳
	جنگل تصادفی	٪۸٤	٪۹۸	٪۹۰	۰/۱۸	۰/۸۱

مشاهده می‌شود که اکثر الگوریتم‌های پیاده‌سازی‌شده، عملکرد قابل قبولی را با معیارهای ارزیابی در مجموعه داده اعتبارسنجی ارائه داده‌اند. این امر نشان می‌دهد که انتخاب عوامل و رویکرد حل مسئله با توجه به ماهیت داده‌ها به‌درستی طی شده‌است. در میان الگوریتم‌های پیاده‌سازی‌شده، الگوریتم تقویت دسته در اکثریت معیارهای ارزیابی، عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها در مجموعه داده اعتبارسنجی دارد. بنابراین الگوریتم تقویت دسته انتخاب شده و مجموعه داده

آزمون که کنارگذاشته شده بود، فراخوانی می‌گردد. پس از آن آماده‌سازی داده‌ها اجرا شده و الگوریتم بر روی آن پیاده‌سازی می‌گردد. در جدول (۵) عملکرد این الگوریتم در مجموعه داده آزمون قابل مشاهده است.

جدول ۵. ارزیابی عملکرد بهترین الگوریتم پیاده‌سازی در مجموعه‌داده آزمون

رویکرد حل مسئله	دقت	فراخوانی	شاخص ارزیابی F1	ضرر همینگ	جاکارد
تقویت دسته	٪۸۱	٪۹۹	٪۸۹	۰/۲۰	۰/۷۹

مقادیر ویژگی‌های ورودی و ویژگی‌های پیش‌بینی‌شده برای مجموعه داده آزمون این پژوهش به شرح پیوست ۲ است. همانطورکه در جدول (۵) مشاهده می‌شود با استفاده از این الگوریتم، مدل قادر خواهد بود با دریافت ورودی‌ها که مطابق توضیحات بخش ۳ آماده‌سازی می‌شوند، روش‌های تامین مالی که بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها انتخاب می‌کنند را در مجموعه داده آزمونی که در فرآیند آموزش حضور نداشته‌است، با شاخص ارزیابی F1 معادل ۸۹ درصد پیش‌بینی نماید.

۴. ۲. ۱) مطالعه موردی

برای بررسی عملکرد مدل؛ یک بنیان‌گذار استارتاپ مراجعه‌کننده برای تامین مالی، با ویژگی‌های ورودی مطابق جدول (۶) موردمطالعه قرار گرفته‌است. پس از طی فرآیند آماده‌سازی داده‌ها، نتیجه پیش‌بینی در جدول (۷) نشان داده شده‌است. مطابق نتیجه به‌دست‌آمده، فرد موردمطالعه از روش‌های تامین مالی پرداخت شخصی و سرمایه‌گذاری خطرپذیر استفاده می‌کند. نتیجه حاصل از مطالعه استارتاپ‌های مختلف به سرمایه‌گذاران اعم از شتاب‌دهنده‌ها، پارک‌های علم و فناوری، سکوهای تامین مالی و سایرین امکان می‌دهد که با دراختیارداشتن این اطلاعات بتوانند در مذاکرات تامین مالی، پیشنهادات مناسبی به سرمایه‌پذیران ارائه دهند.

جدول ٦. نمونه داده ورودی

سوگیری توهم کنترل	سوگیری اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد	سوگیری لنگرانداختن	سوگیری زیان‌گریزی	سرمایه‌گذاران خطرپذیر شرکتی	سرمایه‌گذاران خطرپذیر	شتاب‌دهنده‌ها	سرمایه‌گذاران فرشته	وام‌های بانکی	خانواده و دوستان	پرداخت شخصی	سرمایه اولیه
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱۰,۰۰۰,۰۰۰

سابقه فروش	سابقه تولید	ثبت اختراع	نوع استارتاپ	تعداد اعضای تیم	سابقه‌کار کارآفرینی	سابقه‌کار تجاری	درآمد ماهانه	تحصیلات	سن	جنسیت	سن استارتاپ	استارتاپ فعال است؟
۱	۱	۱	۰	۱۲	۱۲	۰	۵	۵	۴	۱	۵	۱

جدول۷. روش‌های تامین مالی پیش‌بینی‌شده توسط مدل توسعه‌یافته برای نمونه داده ورودی

سرمایه‌گذاران خطرپذیر شرکتی	سرمایه‌گذاران خطرپذیر	شتاب‌دهنده‌ها	سرمایه‌گذاران فرشته	وام‌های بانکی	خانواده و دوستان	پرداخت شخصی
۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰

۵) نتیجه‌گیری و پیشنهادها

این پژوهش با هدف پیش‌بینی انتخاب شیوه تامین مالی در استارتاپ‌ها، با ادغام سوگیری‌های رفتاری در چارچوب مدل‌سازی داده‌محور، بازنمایی جامع‌تر و واقعی‌تر از فرآیند تصمیم‌گیری را ارائه می‌دهد. همچنین کارآفرینان و سرمایه‌گذاران را قادر می‌سازد تا پیچیدگی‌های تامین مالی استارتاپ‌ها را به‌طور موثرتری دنبال کنند. در این پژوهش ۱۰ روش تامین مالی رایج در ادبیات موضوع شناسایی شده و تعدادی از عوامل موثر و دردسترس، برای مدل‌سازی انتخاب و عملکرد مدل بر روی مجموعه داده آموزش و آزمون موردبررسی قرار گرفت. همانطورکه مشاهده شد مدل توسعه‌یافته با دقت قابل قبولی، روش‌های تامین مالی مناسب برای هر استارتاپ را پیش‌بینی می‌کند و به سرمایه‌گذاران امکان می‌دهد تا پیشنهادات شخصی‌سازی شده‌ای ارائه دهند. با بررسی داده‌های جمع‌آوری‌شده مشاهده گردید که فراوانی سوگیری‌های رفتاری در بنیان‌گذاران استارتاپ‌ها با انتخاب شیوه‌های تامین مالی که استفاده یا تمایل به استفاده دارند، هم‌خوانی دارد. نتایج این پیش‌بینی می‌تواند برای سیاست‌گذاران جهت تدوین برنامه و فراهم‌آوردن زیرساخت‌های مناسب بابت استفاده از شیوه‌های تامین مالی مختلف و متناسب با نیاز هریک از کارآفرینان موثر باشد. همچنین این نتایج برای سرمایه‌گذارن جهت شناسایی انتخاب‌ها و اولویت‌های کارآفرینان و بهره‌برداری از آن بابت دستیابی به اهداف سرمایه‌گذاری کمک‌کننده می‌باشد. این موضوع برای کارآفرینان نیز بی‌تاثیر نبوده و جهت سنجش گزینه‌های تامین مالی پیش از ورود به بازار و راه‌اندازی کسب‌وکار و یا در جهت توسعه کسب‌وکار مفید خواهد بود.

در میان روش‌های استفاده‌شده برای مدل‌سازی در این پژوهش، الگوریتم تقویت دسته از الگوریتم‌های یادگیری گروهی می‌تواند روش‌های تامین مالی که استارتاپ‌ها انتخاب می‌کنند را با شاخص ارزیابی F1 معادل ۸۹ درصد و دقت معادل ۸۵ درصد بر روی مجموعه داده آزمون پیش‌بینی نماید. برای ادامه این پژوهش می‌توان مدل‌سازی را با درنظرگرفتن عوامل اقتصاد کلان ازجمله انتظارات تورمی و بررسی تمایل به ریسک‌پذیری افراد با تغییرات انتظارات تورمی انجام داد و یا مدل این مسئله را در موسسات مالی پیاده‌سازی کرده و صحت عملکرد آن را بررسی نمود. همچنین با توجه به استفاده بالای ۸۵ درصدی از روش تامین مالی پرداخت شخصی در میان بنیان‌گذاران استارتاپ‌های این پژوهش، در پژوهش‌های آتی به واکاوی این انتخاب پرداخته می‌شود.

منابع

1. Azoulay, P., Jones, B. F., Kim, J. D., & Miranda, J. (2020). Age and high-growth entrepreneurship. American Economic Review: Insights, 2(1), 65-82. https://dx.doi.org/10.3386/w24489
2. Bailly, A., Blanc, C., Francis, É., Guillotin, T., Jamal, F., Wakim, B., & Roy, P. (2022). Effects of dataset size and interactions on the prediction performance of logistic regression and deep learning models. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 213, 106504. http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106504.
3. Bazerman, M. H., & Moore, D. A. (2012). Judgment in managerial decision making. John Wiley & Sons. http://dx.doi.org/10.4324/9780203141939-11
4. Bolarinwa, O. A. (2015). Principles and methods of validity and reliability testing of questionnaires used in social and health science researches. Nigerian Postgraduate Medical Journal, 22(4), 195. http://dx.doi.org/10.4103/1117-1936.173959
5. Brownlee, J. (2020). Data preparation for machine learning: data cleaning, feature selection, and data transforms in Python. Machine Learning Mastery .
6. Cassar, G. (2004). The financing of business start-ups. Journal of Business Venturing, 19(2), 261-283. https://doi.org/10.1016/S0883-9026(03)00029-6
7. Chen, T., He, T., Benesty, M., Khotilovich, V., Tang, Y., Cho, H., Chen, K., Mitchell, R., Cano, I., & Zhou, T. (2015). Xgboost: extreme gradient boosting. R package version 0.4-2, 1(4), 1-4. http://dx.doi.org/10.32614/cran.package.xgboost
8. Ding, H., Sun, Y., Wang, Z., Huang, N., Shen, Z., & Cui, X. (2023). RGAN-EL: A GAN and ensemble learning-based hybrid approach for imbalanced data classification. Information Processing & Management, 60(2), 103235. http://dx.doi.org/10.1016/j.ipm.2022.103235
9. Dominic, C., & Gupta, A. (2020). Psychological factors affecting investors decision making. Journal of Xi'an University of Architecture and Technology, 7(6), 169-181. http://dx.doi.org/10.55041/ijsrem30872.
10. Dong, X., Yu, Z., Cao, W., Shi, Y., & Ma, Q. (2020). A survey on ensemble learning. Frontiers of Computer Science, 14, 241-258 . http://dx.doi.org/ 10.1007/s11704-019-8208-.
11. Dorogush, A. V., Ershov, V., & Gulin, A. (2018). CatBoost: gradient boosting with categorical features support. arXiv preprint arXiv:1810.11363. https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.1136.
12. Elston, D. M. (2021). Survivorship bias. Journal of the American Academy of Dermatology. http://dx.doi.org/10.1016/j.jaad.2021.06.84.
13. Fotouhi, S., Asadi, S., & Kattan, M. W. (2019). A comprehensive data level analysis for cancer diagnosis on imbalanced data. Journal of biomedical informatics, 90, 103089. https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.12.003
14. Franco, S., Cappa, F., & Pinelli, M. (2021). Founder Education and Start-Up Funds Raised. IEEE Engineering Management Review, 49(3), 42-48. https://doi.org/10.1109/EMR.2021.3077966
15. Frid, C. J., Wyman, D. M., Gartner, W. B., & Hechavarria, D. H. (2016). Low-wealth entrepreneurs and access to external financing. International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research. http://dx.doi.org/10.1108/ijebr-08-2015-0173
16. Ganda, D., & Buch, R. (2018). A survey on multi label classification. Recent Trends in Programming Languages, 5(1), 19-23
17. Gong, J., & Kim, H. (2017). RHSBoost: Improving classification performance in imbalance data. Computational Statistics & Data Analysis, 111, 1-13. http://dx.doi.org/ 10.1016/j.csda.2017.01.005
18. Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. Communications of the ACM, 63(11), 139-144 .
19. https://doi.org/10.1145/3422622
20. Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data mining concepts and techniques third edition. University of Illinois at Urbana-Champaign Micheline Kamber Jian Pei Simon Fraser University .
21. Hebert, C. (2020). Gender stereotypes and entrepreneur financing. 10th Miami Behavioral Finance Conference.

22. Israel, G. D. (1992). Determining sample size. https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3318245
23. Jafari, R. (2022). Hands-On Data Preprocessing in Python: Learn How to Effectively Prepare Data for Successful Data Analytics. Packt Publishing. https://books.google.com/books?id=nzmnzgEACAAJ.
24. Kahneman, D. (2011). Thinking, fast and slow. Macmillan .
25. Krawezik, G. P., Kogge, P. M., Dysart, T. J., Kuntz, S. K., & McMahon, J. O. (2018). Implementing the jaccard index on the migratory memory-side processing emu architecture. 2018 IEEE High Performance extreme Computing Conference (HPEC).
26. Langer, E. J. (1975). The illusion of control. Journal of personality and social psychology, 32(2), 311. http://dx.doi.org/10.1037//0022-3514.32.2.311
27. Lybaert, N., & Umans, I. (2022). Start-up Performance: Looking for an Explanation in Entrepreneurial Characteristics and Financing Choice. European Conference on Innovation and Entrepreneurship, https://doi.org/10.34190/ecie.17.1.833
28. Marsland, S. (2014). Machine Learning: An Algorithmic Perspective, Second Edition. CRC Press. https://books.google.com/books?id=6GvSBQAAQBAJ.
29. McCallum, Q. E. (2012). Bad data handbook: cleaning up the data so you can get back to work. " O'Reilly Media, Inc .".
30. Myung, I. J. (2000). The importance of complexity in model selection. Journal of mathematical psychology, 44(1), 190-204. https://doi.org/10.1006/jmps.1999.1283
31. Ouimet, P., & Zarutskie, R. (2014). Who works for startups? The relation between firm age, employee age, and growth. Journal of financial Economics, 112(3), 386-407. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.03.003
32. Pavlov, Y. L. (2019). Random forests. In Random Forests. De Gruyter .
33. Pushpa, M., & Karpagavalli, S. (2017). Multi-label classification: problem transformation methods in Tamil phoneme classification. Procedia Computer Science, 115, 572-579. https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.09.116
34. Ramalakshmi, V., Pathak, V. K., & Mary, C. (2019). Impact of Cognitive Biases on investment decision making. Journal of Critical Reviews, 6(6), 59-64
35. Rivolli, A., Read, J., Soares, C., Pfahringer, B., & de Carvalho, A. C. (2020). An empirical analysis of binary transformation strategies and base algorithms for multi-label learning. Machine Learning, 109, 1509-1563. https://doi.org/ 10.1007/s10994-020-05879-3
36. Rosenfeld, A., & Kraus, S. (2018). Predicting human decision-making: From prediction to action. Synthesis lectures on artificial intelligence and machine learning, 12(1), 1-150. https://doi.org/ 10.1007/978-3-031-01578-6_3
37. Rosyidah, U., & Pratikto, H. (2022). The role of behavioral bias on financial decision making: a systematic literature review and future research agenda. Journal of Enterprise and Development (JED), 4(1), 156-179. https://doi.org/10.20414/jed.v4i1.5102
38. Simon, M., & Houghton, S. M. (2003). The relationship between overconfidence and the introduction of risky products: Evidence from a field study. Academy of management journal, 46(2), 139-149. https://doi.org/10.5465/30040610
39. Tanha, J., Abdi, Y., Samadi, N., Razzaghi, N., & Asadpour, M. (2020). Boosting methods for multi-class imbalanced data classification: an experimental review. Journal of Big Data, 7, 1-47. https://doi.org/ 10.1186/s40537-020-00349-y
40. Tech, R. P. (2018). Financing high-tech startups. Springer. https://doi.org/ 10.1007/978-3-319-66155-1
41. Tsoumakas, G., Katakis, I., & Vlahavas, I. (2010). Mining multi-label data. Data mining and knowledge discovery handbook, 667-685. https://doi.org/ 10.1007/978-0-387-09823-4_34
42. Ul Abdin, S. Z., Qureshi, F., Iqbal, J., & Sultana, S. (2022). Overconfidence bias and investment performance: A mediating effect of risk propensity. Borsa Istanbul Review, 22(4), 780-793. https://doi.org/10.1016/j.bir.2022.03.001
43. Vo, D. H. (2019). Patents and Early-Stage Financing: Matching versus Signaling. Journal of small business management, 57(4), 1252-1279. https://doi.org/10.1111/jsbm.12414

44. Wu, G., & Zhu, J. (2020). Multi-label classification: do Hamming loss and subset accuracy really conflict with each other? Advances in Neural Information Processing Systems, 33, 3130-3140. https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.07805
45. Zahera, S. A., & Bansal, R. (2018). Do investors exhibit behavioral biases in investment decision making? A systematic review. Qualitative Research in Financial Markets. https://doi.org/10.1108/QRFM-04-2017-0028
46. Zhang, S. X., & Cueto, J. (2017). The study of bias in entrepreneurship. Entrepreneurship theory and Practice, 41(3), 419-454. https://doi.org/10.1111/etap.12212
47. Zhang, S. X., Foo, M.-D., & Vassolo, R. S. (2021). The ramifications of effectuation on biases in entrepreneurship–Evidence from a mixed-method approach. Journal of Business Venturing Insights, 15, e00238. https://doi.org/ 10.1016/j.jbvi.2021.e00238
48. Zhang, Y., & Thorburn, P. J. (2022). Handling missing data in near real-time environmental monitoring: A system and a review of selected methods. Future Generation Computer Systems, 128, 63-72. https://doi.org/10.1016/j.future.2021.09.033

پیوست ۱)

جدول ۷. متغیرهای مستقل و هدف پژوهش

ردیف		نام ویژگی	مقدار	
۱	ویژگی‌های مستقل	آیا شرکت شما فعال است؟	بله	۱
			خیر	۰
۲		چند سال از تاسیس شرکت شما می‌گذرد؟		
۳		جنسیت	زن	۱
			مرد	۰
٤		سن	زیر ۲۵	۰
			۲٦ تا ۳۰	۱
			۳۱ تا ۳۵	۲
			۳٦ تا ٤۰	۳
			بالای ٤۰	٤
۵		تحصیلات	زیر دیپلم	۰
			دیپلم	۱
			فوق دیپلم	۲
			کارشناسی	۳
			کارشناسی ارشد	٤
			دکتری	۵
			فوق‌دکتری	٦
٦		میزان درآمد ماهانه	درآمدی ندارد	۰
			زیر ۵م‌ت	۱
			از ۵ تا ۱۰ م‌ت	۲
			ااز ۱۰ تا ۱۵ م‌ت	۳
			از ۱۵ تا ۲۰ م‌ت	٤
			۲۰ م‌ت به بالا	۵
			تمایلی ندارد بگویم	٦
۷		سابقه کار تجاری		
۸		سابقه کارآفرینی		
۹		تعداد کارمندان شرکت		
۱۰		نوع شرکت	خدماتی	۰
			تولیدی	۱
			سایر	۲
۱۱		درجه فناوری	پایین	۰
			متوسط	۱
			بالا	۲
۱۲		ثبت اختراع	دارد	۱
			ندارد	۰
۱۳		تولید محصول	دارد	۱
			ندارد	۰
۱٤		فروش	دارد	۱
			ندارد	۰
۱۵		میزان سرمایه راه‌اندازی		
۱٦		سرمایه شخصی	در صورت امکان تمایل به استفاده از چه شیوه/های تامین مالی دارید؟ ۱: تمایل ندارد	
۱۷		خانواده و دوستان		

۱۸		وام‌های بانکی	و ۰: تمایل دارد
۱۹		سرمایه‌گذاران فرشته	
۲۰		شتاب‌دهنده‌ها	
۲۱		سرمایه‌گذاران خطرپذیر	
۲۲		سرمایه‌گذارن خطرپذیر شرکتی	
۲۳		سایر	
۲٤		سوگیری اعتمادبه‌نفس بیش‌ازحد	دارد ۱ ندارد ۰
۲۵		سوگیری زیان‌گریزی	دارد ۱ ندارد ۰
۲٦		سوگیری لنگرانداختن	دارد ۱ ندارد ۰
۲۷		سوگیری توهم کنترل	دارد ۱ ندارد ۰
۲۸	ویژگی هدف	پرداخت شخصی	استفاده از شیوه/های تامین مالی؟ ۱: استفاده نمی‌کند و ۰: استفاده می‌کند
۲۹		خانواده و دوستان	
۳۰		وام‌های بانکی	
۳۱		سرمایه‌گذاران فرشته	
۳۲		شتاب‌دهنده‌ها	
۳۳		سرمایه‌گذاران خطرپذیر	
۳٤		سرمایه‌گذارن خطرپذیر شرکتی	
۳۵		سایر	

پیوست ۲)

مقادیر ویژگی‌های مستقل و هدف در جدول ۹ و ۱۰ قابل‌مشاهده هستند.

جدول ۹. مجموعه داده آزمون (ویژگی‌های ورودی)

نمونه‌ها	استارتاپ فعال است؟	سن استارتاپ	جنسیت	سن	تحصیلات	درآمد ماهانه	سابقه کار تجاری	سابقه‌کار کارآفرینی	تعداد اعضای تیم	نوع استارتاپ	ثبت اختراع	سابقه تولید	سابقه فروش	سرمایه اولیه	پرداخت شخصی	خانواده و دوستان	وام‌های بانکی	سرمایه‌گذاران فرشته	شتاب‌دهنده‌ها	سرمایه‌گذاران	سرمایه‌گذاران	سوگیری زیان‌گریزی	سوگیری لنگرانداختن	سوگیری اعتماد به	سوگیری توهم کنترل
۱	۰	۲	۱	۱	۳	۰	۰	۲	۲	۰	۱	۱	۰	۵۰,۰۰۰,۰۰۰	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۱	۱
۲	۱	۵	۰	۴	۳	۳	۲۰	۱۵	۷	۰	۰	۰	۱	۱۰۰,۰۰۰	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۰	۱	۰
۳	۱	۳	۱	۳	۳	۰	۰	۰	۴	۰	۰	۰	۰	۲۰۰,۰۰۰	۰	۱	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۰
۴	۱	۳	۰	۱	۳	۰	۰	۰	۲	۰	۰	۰	۱	۱,۰۰۰,۰۰۰	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰
۵	۱	۴	۰	۰	۴	۵	۷	۳	۱۰۰	۲	۰	۰	۱	۲۰۰,۰۰۰,۰۰۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۰	۱	۱	۱
۶	۱	۴	۰	۱	۴	۰	۵	۵	۲	۲	۰	۱	۱	۱۱,۰۰۰,۰۰۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۰	۰
۷	۱	۴	۰	۱	۴	۶	۵	۴	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۰
۸	۱	۲	۱	۲	۳	۱	۴	۳	۵	۰	۰	۰	۱	۷,۰۰۰,۰۰۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۱
۹	۱	۴	۰	۲	۴	۵	۰	۰	۲	۰	۰	۰	۰	۵,۰۰۰,۰۰۰	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۰
۱۰	۱	۱	۱	۱	۴	۲	۰	۲	۵	۰	۰	۱	۱	۵,۰۰۰,۰۰۰	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰
۱۱	۰	۵	۱	۳	۴	۶	۱۲	۰	۲	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۱۲	۰	۵	۰	۱	۳	۰	۷	۳	۲	۰	۰	۰	۱	۲۵,۰۰۰,۰۰۰	۰	۱	۱	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۰
۱۳	۰	۳	۰	۱	۴	۰	۵	۳	۱۵	۰	۰	۱	۱	۵۰,۰۰۰,۰۰۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰
۱۴	۱	۵	۰	۱	۴	۳	۰	۳	۴	۰	۰	۱	۱	۳,۰۰۰,۰۰۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۰
۱۵	۱	۵	۱	۴	۵	۵	۰	۱۲	۱۲	۰	۱	۱	۱	۱۰,۰۰۰,۰۰۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۱
۱۶	۱	۴	۱	۱	۴	۱	۰	۲	۱۲	۰	۱	۱	۱	۵۰,۰۰۰,۰۰۰	۱	۱	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰
۱۷	۰	۸	۱	۲	۴	۰	۰	۰	۵	۱	۰	۰	۰	۵۰۰,۰۰۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰
۱۸	۱	۶	۰	۱	۳	۴	۸	۰	۵	۲	۰	۱	۱	۱۰۰,۰۰۰,۰۰۰	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۰
۱۹	۱	۴	۰	۴	۴	۵	۲۰	۱۲	۸	۰	۰	۱	۱	۱۵۰,۰۰۰,۰۰۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۰	۰	۰
۲۰	۱	۴	۰	۰	۴	۳	۱	۲	۲۰	۰	۱	۱	۱	۱,۵۰۰,۰۰۰,۰۰۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰
۲۱	۱	۳	۰	۲	۳	۵	۵	۲	۱۲	۰	۰	۰	۱	۱۰,۰۰۰,۰۰۰	۰	۱	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۱

نمونه‌ها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	**جدول ۱۰.** مجموعه داده آزمون (متغیر هدف) ۲۱
پرداخت شخصی	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
خانواده و دوستان	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱

وام‌های بانکی	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
سرمایه‌گذاران فرشته	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
شتاب‌دهنده‌ها	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
سرمایه‌گذاران خطرپذیر	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۰
سرمایه‌گذاران خطرپذیر شرکتی	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱