Journal of
Improvement Management
Vol. 18 No. 4, Winter 2025 (Serial 66)

Extracting behavioral patterns of people in crowdfunding projects using artificial intelligence and identify key investors

Musa Hajiani[1], Ehsan Eshtehardian[2]☎, Mojtaba Azizi[3]

1- Ph.D. Candidate, Project Management and Construction, Art Faculty, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
2- associate professor, Project Management and Construction, Art Faculty, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
3- associate professor, Project Management and Construction, Art Faculty, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Abstract:

Crowdfunding as a new method has an important contribution to projects, especially for small and medium-sized businesses. Despite the many years of activity of crowdfunding platforms in Iran, the scale of projects and the volume of capital provided by these platforms are still far from the expected performance compared to other countries. With the aim of improving the current situation, first, the success factors of crowdfunding projects were categorized into four main groups: investors, project owner, project, and financing platform. In the next stage, it was determined that the investor group was less addressed, so the present study focused on factors related to this group. Then, using artificial intelligence tools, the information recorded in the database of one of the active platforms was analyzed and the dominant trends in the investment process, behavioral patterns, and interpersonal relationships were identified. Finally, using machine learning and the "Association Rule Learning" tool, meaningful relationships emerged between the participation of individuals and their degree of importance, and some of them were identified as key users. By discovering meaningful relationships and recurring patterns in individual participation, the results of this paper will be useful for new idea owners, project owners, crowdfunding policymakers, researchers, crowdfunding platform managers, and investors in this field.

Keywords: Crowdfunding, Artificial Intelligence Association Rule Learning, Key Investors
DOI:

1. m.hajiani@modares.ac.ir
2. Corresponding author☎ eshtehardian@modares.ac.ir
3. azizi.pm@modares.ac.ir

استخراج الگوهای رفتاری افراد در تامین مالی جمعی پروژه با استفاده از هوش مصنوعی و شناسایی سرمایه‌گذاران کلیدی

دوره ۱۸ شماره ۴ (پیاپی ۶۶)
زمستان ۱۴۰۳

نوع مقاله: پژوهشی(تاریخ دریافت: ۲۷ / ۰۳ / ۱۴۰۳ تاریخ پذیرش ۲۰/ ۱۰ / ۱۴۰۳) صفحات ۵۹تا ۷۹

موسی حاجیانی[۱] کاندیدای دکترای مدیریت پروژه و ساخت، دانشکده هنر، دانشگاه تربیت مدرس ، تهران، ایران.
احسان اله اشتهاردیان[☎۲] دانشیار، گروه مدیریت پروژه و ساخت، دانشکده هنر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
مجتبی عزیزی[۳] دانشیار، گروه مدیریت پروژه و ساخت، دانشکده هنر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

چکیده

تأمین مالی جمعی به عنوان یک روش جدید، سهم مهمی در پروژه‌ها بخصوص برای کسب وکارهای کوچک و متوسط دارد. با وجود فعالیت چندساله سکوهای تأمین مالی جمعی در ایران، هنوز مقیاس پروژه‌ها و حجم سرمایهٔ تأمین شده توسط این سکوها در مقایسه با سایر کشورها با عملکرد مورد انتظار فاصله دارد. با هدف بهبود وضعیت موجود، ابتدا عوامل موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه‌ها در چهار گروه اصلی سرمایه‌گذاران، مالک پروژه، پروژه و سکوی تأمین مالی دسته‌بندی شد. در مرحلهٔ بعد مشخص گردید که به گروه سرمایه‌گذاران کمتر پرداخته شده به همین خاطر پژوهش حاضر بر عوامل مرتبط با این گروه متمرکز شد. سپس با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، اطلاعات ثبت شده در پایگاه دادهٔ یکی از سکوهای فعال تحلیل گردید و روندهای غالب در فرآیند سرمایه‌گذاری، الگوهای رفتاری و روابط بین‌فردی شناسایی شد. در پایان با استفاده از یادگیری ماشین و ابزار"یادگیری قانون وابستگی" ارتباطات معناداری بین مشارکت افراد و درجهٔ اهمیت آنان پدیدار و برخی از آن‌ها به عنوان کاربران کلیدی شناسایی شدند. با توجه به کشف رابطهٔ معنادار و الگوهای تکرارشونده در مشارکت افراد، نتایج این مقاله برای صاحبان ایدهٔ جدید، مالکان پروژه، سیاست‌گذاران تأمین مالی جمعی، پژوهشگران، مدیران سکوهای تأمین مالی جمعی و سرمایه‌پذیران این حوزه راهگشا خواهد بود.

واژگان کلیدی: تأمین مالی جمعی، هوش مصنوعی، یادگیری قانون وابستگی، سرمایه‌گذاران کلیدی

۱. m.hajiani@modares.ac.ir
۲. ☎مسئول مکاتبات: eshtehardian@modares.ac.ir
۳. azizi.pm@modares.ac.ir

۱– مقدمه

تأمین مالی همواره یکی از مهم‌ترین چالش‌های اساسی در پروژه‌ها می‌باشد. با توجه به شرایط اقتصادی و کاهش ارزش بودجه عمرانی دولت و اهمیت تأمین مالی، کارفرمایان و پژوهشگران به دنبال ایجاد روش‌های نوین تأمین مالی هستند. یکی از جدیدترین روش‌ها، تأمین مالی جمعی[۱] پروژه است که از حدود ۲۰ سال پیش و با سرعت رشد نسبتاً بالا در جهان و از سال ۱۳۹۹ با مجوز فرابورس در ایران مطرح شده و عموماً برای پروژه‌های متوسط و کوچک کاربرد دارد. امروزه به دلیل کمبود توانایی دولت در اجرای صحیح، به‌موقع و با کیفیت، پروژه‌ها به سمت الگوهای مشارکتی با بخش خصوصی پیش رفته است (نوروزی و دیگران ,۱۳۹۴). با در نظر گرفتن شرایط موجود اقتصادی جامعه ایران و سرعت رشد تأمین مالی جمعی در جهان، این روش جدید می‌تواند برای پروژه‌های کوچک و متوسط در ایران مورد استفاده قرار بگیرد (زرندی و دیگران ,۱۳۹۴). به همین خاطر متولیان امر و مدیران این سکوها در تلاشند که بتوانند از ظرفیت تأمین مالی جمعی بهتر استفاده کنند. علاوه بر کم بودن میزان سرمایه تأمین‌شدهٔ سکوها در بازهٔ زمانی معین، از نظر مقیاس پروژه نیز هنوز نتوانسته‌اند برای پروژه‌های متوسط و یا بزرگ تأمین مالی انجام دهند.

سرعت رشد تأمین مالی جمعی در جهان ۱۷٪ است و پیش‌بینی می‌شود حجم آن از رقم ۱۷میلیارد دلار در سال ۲۰۲۰ به ۳۴میلیارد دلار در سال ۲۰۲۶ برسد. (technavio, 2022). با وجود توسعهٔ این بازار در کشورهای مختلف، بحث کمی در مورد عناصر موفقیت کمپین‌های تأمین مالی جمعی وجود دارد. لذا، این سوأل که کدام عوامل می‌توانند موفقیت کمپین تأمین مالی جمعی را ارتقا دهند بی‌پاسخ می‌ماند (Felipe and Ferreira, 2020). پیامد تأمین مالی جمعی پروژه، به‌طور قابل‌توجهی تحت تأثیرعوامل متعدد قرار می‌گیرد. بنابراین پیش‌بینی آن به یک موضوع مهم تبدیل شده و به‌طور فزاینده‌ای توجه بسیاری از نوآوران را به خود جلب می‌کند (Kao, 2021b) . پس از بررسی پژوهش‌های پیشین، مشخص گردید به حوزهٔ سرمایه‌گذاران به عنوان یکی از ارکان تأمین مالی جمعی کمتر پرداخته شده است. لذا تمرکز پژوهش حاضر بر این حوزه قرار گرفت و تلاش شد به بررسی نقش زمان در سرمایه‌گذاری افراد و شناسایی الگوهای رفتاری سرمایه‌گذاران، به عنوان عوامل موفقیت تأمین مالی جمعی پرداخته شود.

از اطلاعات یکی از سکوهای فعال که از نظر تعداد پروژه و حجم ریالی تأمین مالی در جایگاه نسبتاً خوبی قراردارد این اطلاعات به دست آمد که تغییرات وضعیت سکوی از مهر ۱۴۰۱ تا خرداد ۱۴۰۲، مبلغ ۱۶۷ میلیارد و۳۴۲ میلیون تومان برای ۱۱۳ پروژه جمع‌آوری گردیده است، که به‌طور میانگین ۱ میلیارد و۴۸۰ میلیون تومان برای هر پروژه می‌باشد. نظر به اینکه سقف مجاز تأمین مالی جمعی در

[۱] Crowdfunding
[۲] Platform
[۳] Campaign

ایران اکنون ۲۵ میلیارد تومان است، صرفاً از ۰,۰۵۹ ظرفیت استفاده شده است. ازطرفی با توجه به اطلاعات موجود در پایگاه داده[۱] این شرکت، حدود ۵۰٪ سرمایه‌گذاران سکو غیرفعال هستند.

به دلیل فاصله‌ای که بین میزان تأمین مالی مورد انتظار و تأمین مالی انجام‌شده وجود داشت، شرکت الف یک اتاق فکر از مدیران و کارشناسان، جهت کمک به موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه‌ها تشکیل داده، اما تأثیر قابل‌توجهی در موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه‌ها نداشته است. البته وجود چندین‌هزار سرمایه‌گذار در سکو و حجم زیاد اطلاعات، تحلیل فاکتورها، کشف روابط و ارائه راهکار از عهدهٔ هوش انسانی خارج است، به همین‌خاطر در تحقیق حاضر تحلیل اطلاعات توسط ابزارهای هوش مصنوعی انجام می‌شود. یادگیری ماشینی[۲] روشی کارآمد برای تجزیه و تحلیل مقادیر زیادی از داده‌ها و شناسایی ارتباطات پنهان در مجموعه داده‌های پیچیده است (Ghahramani ،2015). در تحقیق پیش رو از ابزار قانون یادگیری وابستگی[۳] جهت کشف روابط بین سرمایه‌گذاران و الگوهای رفتاری آنان استفاده شده است.

تمرکز این پژوهش بر روی شناسایی الگوهای رفتاری سرمایه‌گذاران است، تا بتوان با پیش‌بینی رفتار افراد و در صورت لزوم تقویت برخی رفتارها، به تأمین مالی جمعی پروژه‌ها در ایران کمک کرد لذا به دنبال پاسخ به این سوألات است که الگوهای رفتاری افراد در تأمین مالی جمعی چیست؟ چگونه می‌توان با کمک هوش مصنوعی این الگوها را کشف کرد؟ و چگونه می‌توان با کشف این الگوها به تأمین مالی جمعی در ایران کمک کرد؟

دستاوردهای این تحقیق به بهبود تأمین مالی جمعی پروژه‌ها به عنوان یکی از روش‌های نوین در ایران کمک خواهد کرد و برای صاحبان ایده، مالکان پروژه، سیاست‌گذاران تأمین مالی جمعی، پژوهشگران، مدیران سکوهای تأمین مالی جمعی و سرمایه‌پذیران مفید خواهد بود. با توجه به نوپا بودن این روش و رشد سریع آن در ایران و جهان و در نتیجه سهم قابل توجه آن در تأمین مالی پروژه‌ها در سالهای آتی، نتایج این تحقیق می‌تواند به بهبود تأمین مالی پروژه‌ها در ایران کمک قابل توجهی کند.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱- مبانی نظری

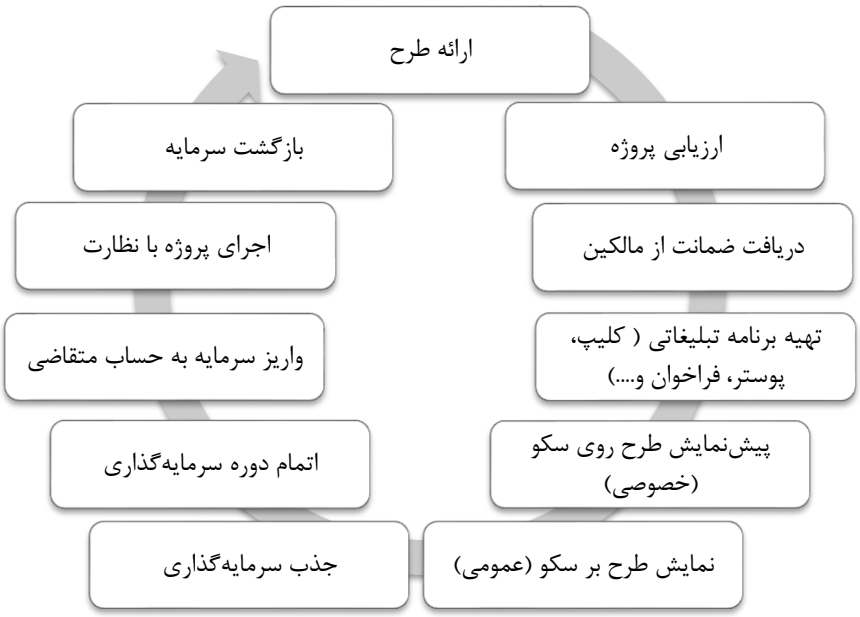
تأمین مالی جمعی یک فراخوان عمومی از طریق اینترنت برای تأمین منابع مورد نیاز به صورت کمک بلاعوض، تبادل انواع پاداش (و سود) یا سهام، به منظور حمایت از پروژه‌های نوآورانه در رسیدن به اهداف مشخص است (Lambert and Schwienbacher, 2010). به عبارتی عمل جذب سرمایه از گروه‌های بزرگ مردم (Yeh and Chen, 2020) فرآیندی است که یک وجه آن درخواست و دریافت پول و وجه

[۱] Database
[۲] Machin Learning
[۳] Association Rule Learning

دیگر آن ارزشی است که اجتماع در ازای انتظارات مادی یا غیرمادی از سرمایه‌گذاری ایجاد می‌کند (Voorbraak et al. 2011).

آنچه تأمین مالی جمعی را از سایر روش‌ها متمایز می‌کند استفاده از جمعیت انبوه افراد عادی به جای مشارکت‌کنندگان حرفه‌ای در بازار مالی، استفاده از ظرفیت شبکه‌های اجتماعی، ویژگی‌های وب۲ و بخصوص عملکرد ویروسی شبکه و بازار است. در این شیوه افراد عادی جامعه در جایگاه منبعی برای تأمین اعتبار هستند (زرندی و دیگران، ۱۳۹۴). این روش فرصت‌های قابل توجهی را بخصوص برای شرکت‌های کوچک و کارآفرینان فراهم می‌کند تا محصولات خود را به عموم مردم معرفی و سرمایهٔ لازم را جمع‌آوری کنند (Shi et al. 2021). لذا می‌توان آن را آخرین حلقهٔ تکامل‌یافته تأمین مالی در کسب و کارهای نوپا دانست که پس از ظهور اینترنت، وب۲، نوآوری باز و جمع‌سپاری ظهور کرده است (زرندی و دیگران، ۱۳۹۴).

فرآیند انجام تأمین مالی جمعی در ایران ۱۱ مرحله دارد که از مرحلهٔ ثبت پروژه در سکو شروع شده و با اجرای پروژه و پرداخت اصل و سود مشارکت‌کنندگان خاتمه می‌یابد (شکل شماره ۱). هر مرحله در صورت موفقیت‌آمیز بودن مرحلهٔ قبل ادامه می‌یابد و در غیر این صورت، این روند متوقف می‌گردد.



شکل ۱. فرآیند انجام تأمین مالی جمعی در ایران

ارکان تأمین مالی جمعی (شکل شماره ۲) عبارت‌اند از مالک پروژه، پروژه، واسطهٔ تأمین سرمایه یا سکو و سرمایه‌گذاران (Deng et al. 2022). مالک پروژه (کارآفرین‌ها) اشخاص حقیقی یا حقوقی‌ای هستند که پروژه‌ای را منتخب دریافت بودجه می‌کنند. پروژهٔ منتخب معمولاً جنبهٔ کارآفرینی یا یک ایدهٔ نوآورانه را دارد و قبل از مطرح‌شدن در سکو از جنبه‌های مختلف ارزیابی می‌گردد. مشارکت‌کنندگان

سرمایه‌گذاران حقیقی یا حقوقی‌ای هستند که با انگیزه‌های اقتصادی و یا غیراقتصادی در یک پروژه مشارکت می‌کنند. سکوها به عنوان ابزاری برای عملیاتی‌کردن فعالیت‌های مالی در بازار تأمین مالی جمعی عمل می‌کنند و قادر به کاهش هزینهٔ تراکنش‌ها هستند (Vismara, 2019)، در فضای اینترنت پروژه‌ها را اطلاع‌رسانی می‌کنند و افراد از طریق عضویت در این سکوها می‌توانند در تأمین مالی یک پروژه مشارکت کنند.

شکل ۲. ارکان تأمین مالی جمعی

سکوهای تأمین مالی جمعی به دو گروه اصلی کمک و سرمایه‌گذاری تقسیم می‌شود، که گروه کمک شامل مدل اهدا و پاداش و گروه سرمایه‌گذاری شامل مدل خرید سهام و وام است (Best et al. 2013). از نظر میزان پیچیدگی به ترتیب شامل مدل اهدا، پاداش، وام‌دهی و خرید سهام است (Lambert and Schwienbacher, 2010).

۲-۲- پیشینه پژوهش

با توجه به شروع تأمین مالی جمعی به شکل امروزی از سال ۲۰۰۸، بیشتر پژوهش‌های مرتبط در ادبیات مربوط به سال‌های اخیر می‌باشد. جستجو با کلیدواژه‌های تأمین مالی جمعی، هوش مصنوعی، یادگیری ماشینی، یادگیری عمیق، موفقیت تأمین مالی جمعی، فاکتورهای موفقیت و پیش‌بینی موفقیت تأمین مالی جمعی انجام گردید و پس از چند مرحله غربالگری، تعداد ۲۳ مقاله انتخاب شدند که در ادامه مقالات با توالی تاریخی مرور، سپس وضعیت ادبیات موجود جمع‌بندی و یک شکاف دانش مطرح می‌شود.

Mollick در سال ۲۰۱۴ توصیفی از پویایی اساسی موفقیت و شکست در سرمایه‌گذاری جمعی ارائه داده و پیش‌بینی کرد که ظهور استارت‌آپ‌ها از ظرفیت سرمایه‌گذاری‌های شتاب‌دهنده و سرمایه‌گذار فرشته[1] فراتر رود. (Mollick, 2014). مقاله Agrawal نتایج یک سکوی تأمین مالی جمعی را تحلیل می‌کند که در آن هر هنرمند می‌تواند سی‌دی موسیقی خود را پیش‌فروش کند. مقاله با آنالیز دیتای ۳۴ پروژه موفق تلاش می‌کند با کمک هوش مصنوعی، کشف کند چه ارتباطی بین فاکتورهای «فاصله

[1] Angel Investor

جغرافیایی»، «روابط اجتماعی» و «زمان سرمایه‌گذاری» وجود دارد (Agrawal et al. 2015). به دنبال عناصر موفقیت، تأمین مالی جمعی Amendomar با تمرکز بر محرک‌های مشارکت‌کنندگان در سال ۲۰۱۵ ، دریافت که «کمک به دیگران»، «حمایت از یک هدف»، «دریافت پاداش» و «تشکیل بخشی از یک جامعه» محرک‌های مشارکت در این روش هستند(Amendomar, 2015) . در یک پژوهش مشابه Lukkarinen به بررسی محرک‌های موفقیت تأمین مالی جمعی پرداخته و موفقیت کمپین‌های تأمین مالی جمعی را به ویژگی‌های ازپیش‌انتخاب‌شدهٔ کمپین (پروفایل سرمایه‌گذاری) و استفاده از رسانه‌های اجتماعی به منظور افشای اطلاعات در مورد کمپین مالی مرتبط می‌داند (Lukkarinen et al. 2016). به منظور توجه به اثربخشی مشارکت‌های اجتماعی Zhang طی یک دورهٔ ۷ تا ۱۰ ماهه داده‌های سکوی تأمین مالی جمعی AngelList را جمع‌آوری کرده و تأثیر روابط اجتماعی در موفقیت کمپین را با کمک تکنیک‌های یادگیری ماشین (مانند درخت تصمیم، SVM، KNN و غیره) سنجیده است، و یک الگوریتم پیشنهاد داده که با کمک آن می‌توان موفقیت سرمایه‌گذاری جمعی را با دقت ۸۴ درصد پیش‌بینی کرد (Zhang et al. 2017).

نتیجه‌گیری Drover در مورد تأمین مالی سهام در کارآفرینی، نشان می‌دهد می‌توان عواملی (همچون پتانسیل‌های اقتصادی، مالی و اجتماعی پروژه) را شناسایی کرد، که شانس موفقیت تأمین مالی جمعی را افزایش یا کاهش دهند (Drover et al. 2017). با توجه به اینکه فقط یک‌سوم پروژه‌های سکو Kickstarter حداقل هدف جذب سرمایه و اجرا را به‌طور کامل پشت سر می‌گذارند، Yu با کمک هوش مصنوعی تلاش کرد با سنجیدن مولفه‌هایی مانند وضعیت پروژه، هدف پروژه، تعداد حامیان، زمان پروژه، طول نام پروژه، نوع پروژه و ... موفقیت یا عدم‌موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه را در مراحل اولیهٔ چرخهٔ عمر پروژه پیش‌بینی کند (Yu et al. 2018).

Cheng اطلاعات جمع‌آوری‌شده از سکوی Kickstarter را با تمرکز بر ویژگی‌های بصری پروفایل پروژه ها بررسی و با کمک شبکهٔ عصبی مصنوع[1] یک چارچوب جهت پیش‌بینی موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه پیشنهاد کرده است (Cheng et al. 2019). در سال ۲۰۱۸ بررسی عناصر مرتبط با ویژگی‌های سرمایه‌گذاری‌های یکی از بزرگترین سکوهای تأمین مالی جمعی سهام در برزیل، نشان می‌دهد هدف مالی سرمایه‌گذاری‌ها، دسته‌بندی این سرمایه‌گذاری‌ها، مشارکت سرمایه‌گذاران با تجربه، مدت زمان کمپین‌ها و نوع سهام ارائه شده به سرمایه‌گذاران می‌توانند بر احتمال موفقیت کمپین‌های سرمایه‌گذاری تأمین مالی جمعی سهام تأثیربگذارد (Felipe and Ferreira, 2020). یافته‌های Kaminski، یک شبکهٔ عصبی با رویکرد پردازش زبان طبیعی را برای پیش‌بینی نتیجهٔ سرمایه‌گذاری جمعی با استفاده از فرادادهٔ متن، گفتار و ویدیو در ۲۰۱۸۸ کمپین سرمایه‌گذاری جمعی سکوی Kikstarter معرفی می‌کند (Kaminski and Hopp, 2020). در همان سال پژوهشی دیگری ۱۵ فاکتور مؤثر بر موفقیت تأمین مالی

[1] Artificial Neural Networks - ANN

جمعی پروژه را بر اساس مقالات مختلف، استخراج و با ابزار هوش مصنوعی، داده‌های سکوی Indiegogo را از حیث میزان همبستگی این ۱۵ فاکتور با موفقیت تأمین مالی پروژه بررسی کرده است (Yeh and Chen, 2020). Kao در سال ۲۰۲۱ فاکتورها را در دو دستهٔ ایستا و پویا و در دو فاز (قبل و بعد از از شروع کمپین) استخراج کرده است. با استفاده از تکنیک‌های متن‌کاوی و الگوریتم طبقه‌بندی، مدلی را برای پیش‌بینی موفقیت‌آمیز نتیجهٔ تأمین پیشنهاد داده است (Kao, 2021a). تأمین مالی پروژه‌های پزشکی توسط Peng بررسی و با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی و استخراج عوامل مؤثر، تلاش کرده پتانسیل جذب بودجه هر پروژه را پیش‌بینی کند (Peng et al. 2021). مقالهٔ Shi یک الگوریتم استخراج ویژگی‌های صوتی را پیشنهاد کرده و یک چارچوب یادگیری عمیق، مبتنی بر تجزیه و تحلیل صوتی که می‌تواند تأثیر ویژگی‌های صوتی (مانند بلندی صدا، لحن صدا، زمان صدا و ...) را بر پیش‌بینی نتایج جمع‌آوری سرمایه این پروژه‌ها استخراج کند (Shi et al., 2021). مقاله Chen به بررسی این موضوع می‌پردازد که چگونه می‌توان موفقیت پروژه‌های تأمین مالی جمعی را بر اساس اطلاعات متنی پروژه‌ها، از جمله ارزش احساسی و کمیت اطلاعات موجود در متن، پیش‌بینی کرد (Chen et al., 2022). مقاله‌ای دیگر مدل‌های یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی موفقیت کمپین‌های سرمایه‌گذاری جمعی Kickstarter تجزیه و تحلیل و مقایسه می‌کند. میزان سرمایهٔ هدف، تعداد حامیان، زمان و جمعیت را به عنوان مهمترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده کلیدی شناسایی و عملکرد الگوریتم‌های مختلف را ارزیابی می‌کند . (Oduro et al., 2022) در همان سال مقاله‌ای دیگر میزان سرمایهٔ هدف، تعداد به‌روزرسانی‌ها، تبلیغات و جلوه‌های صوتی به‌عنوان عوامل کلیدی موفقیت‌آمیز پروژه‌های سرمایه‌گذاری جمعی بازی‌های ویدیویی و موبایل‌های بازی در Kickstarter شناسایی می‌کند (Chen et al., 2022). با یک نگاه متفاوت، مقاله‌ای دیگر بر شبکهٔ پروژه متمرکز شده و چارچوبی را برای پیش‌بینی موفقیت کمپین‌های تأمین مالی جمعی با ساختن یک «شبکه پروژه» پیشنهاد می‌کند که روابط متقابل بین پروژه‌های تأمین مالی جمعی را بر اساس فعالیت‌های بنیان‌گذاران آن‌ها نشان می‌دهد. چرا که معتقد است مجموعه دادهٔ متراکم با پروژه‌های بهم پیوسته عملکرد پیش‌بینی بهتری نسبت به مجموعه داده‌های پراکندهٔ اصلی به دست می‌دهد(Zhong, Xu, & Du, ۲۰۲۲). در سال ۲۰۲۳ Yang با استفاده از روش‌های پردازش زبان طبیعی به دنبال شناسایی عوامل کلیدی موفقیت محتوای ویدئویی کمپین‌های تأمین مالی جمعی است. همچنین این مطالعه توصیه‌هایی را به سازندگان پروژه‌های تأمین مالی جمعی در مورد چگونگی بهبود محتوای پروژه بر اساس عوامل کلیدی ارائه کرده است (Yang et al., 2023) . در همان سال مقاله‌ای دیگر با کمک یادگیری ماشین، نتیجه می‌گیرد که ویژگی‌های پروژه، به جز موارد مرتبط با سرمایه‌گذاری خطرپذیر، از عوامل موفقیت تأمین مالی جمعی هستند و موفقیت در تأمین مالی جمعی پروژه‌ها را می‌توان با ویژگی‌های پروژهٔ مرتبط، پیش‌بینی کرد. (Chang & Lee, 2023) . در سال ۲۰۲۴ Pekar روشی برای استخراج ویژگی‌هایی از متن توضیحات کمپین سرمایه‌گذاری جمعی بر اساس خوشه‌بندی معنایی جملات پیشنهاد می‌کند و نشان می‌دهد که این ویژگی‌ها قدرت پیش‌بینی قابل‌مقایسه‌ای را با روش‌های سنتی ارائه می‌کنند در حالی که برای

ارزیابی‌کنندگان انسانی قابل تفسیرتر هستند(Pekar et al., 2024) . و آخرین مقاله خارجی که رابطهٔ بین سطح اطمینان بیان‌شده در توصیف پروژه‌های تأمین مالی جمعی و موفقیت آن پروژه‌ها را بررسی می‌کند و یک رابطهٔ منحنی (به شکل U معکوس) را پیشنهاد می‌کند که در آن سطوح متوسط اطمینان منجر به بالاترین احتمال موفقیت در تأمین مالی جمعی می‌شود

(Moy et al.,2024) و در انتها چیت‌ساز به عنوان تنها پژوهش فارسی مرتبط با هدف خوشه‌بندی فناوری‌های مورد علاقه سرمایه‌گذاران و عوامل مؤثر در کسب و کارهای نوپا، با استفاده از داده‌های سایت Mattermark.com، یافته‌ها را بر حسب فناوری و صنعت، خوشه‌بندی و سهم هر کدام را بررسی کرده است (نجفی و چیت ساز, ۱۴۰۰).

در بررسی مرور پیشینه و پس از استخراج، کدگذاری و طبقه‌بندی عوامل موفقیت تأمین مالی متناسب با ۴ رکن تأمین مالی جمعی (شکل شماره ۲)، مشخص گردید سهم عوامل موفقیت مرتبط با مالک پروژه (۳۵٪)، پروژه (۳۱٪)، سکو (۲۹٪) و سرمایه‌گذاران فقط (۵٪) می‌باشد، لذا توجه کمتر پژوهش‌های پیشین به حوزهٔ سرمایه‌گذاران به عنوان شکاف دانش شناسایی گردید. با توجه شکاف دانش شناسایی‌شده، این تحقیق به حوزهٔ سرمایه‌گذاران متمرکز گردید. علاوه بر تمرکز پژوهش موجود بر شکاف دانش، استفاده از الگوریتم رفتارسنجی سرمایه‌گذاران، جهت کشف الگوهای رفتاری آنان که عموماً در فروشگاه‌های اینترنتی و تحلیل شبکه‌های اجتماعی کاربرد دارد، جنبهٔ نوآوری این تحقیق است. همچنین استفاده از اطلاعات سکوی داخلی تفاوت دیگر این پژوهش با تحقیقات پیشین می‌باشد.

۳- روش‌شناسی

این تحقیق توصیفی تبیینی است و چون داده‌های جمع‌آوری‌شده برای شبیه‌سازی رفتار سیستم در دنیای واقعی مورد استفاده قرار می‌گیرد از نوع شبه‌تجربی است.

اطلاعات ثبت‌شده در پایگاه دادهٔ سکو، طی چهار مرحله با کمک ابزارهای هوش مصنوعی، تحلیل و روابط و همبستگی بین آن‌ها استخراج گردید، لذا منطق کار استقرایی است. مراحل انجام تحقیق شامل موارد ذیل است:

۳-۱- گردآوری اطلاعات:

از طریق مطالعات کتابخانه‌ای، پس از بررسی تجارب و روش‌های انجام‌شده در سایر پژوهش‌ها و بخصوص کشورهای پیشرو، مشخص گردید از بین چهار رکن تأمین مالی جمعی به رکن سرمایه‌گذاران کمتر پرداخته شده، لذا پژوهش بر این رکن متمرکز شد.

اطلاعات سرمایه‌گذاران در پایگاه داده به عنوان منبع اطلاعاتی این پژوهش شامل دو بخش اصلی است:

۱- مشخصات مشارکت‌کنندگان که در لحظهٔ ثبت‌نام از آنها ثبت می‌گردد.

۲- سابقهٔ فعالیت و مشارکت افراد در سکو، که از طریق شناسهٔ اختصاصی(ID) هر فرد قابل ره‌گیری است

۳-۲- پیش‌پردازش اطلاعات:

با توجه به خروجی مرحلهٔ اول، باید اطلاعات از طریق پیش‌پردازش آماده شود. علاوه بر تیم پژوهشی، جلساتی با مدیران و تیم فنی شرکت الف برگزار گردید و نظرات آن‌ها به عنوان خبرگان این صنعت دریافت شد. در این مرحله اطلاعات برای پردازش آماده می‌شوند، برخی اطلاعات اضافه حذف می‌گردند و برخی اطلاعات تبذیل می‌گردند.

۳-۳- شناسایی و تحلیل الگوهای رفتاری:

در ادامه اطلاعات پیش‌پردازش‌شده به منظور شناسایی الگوهای رفتاری مشارکت افراد تحلیل گردید تا بتوان آن‌ها را در پروژه‌های بعدی در جهت بهبود تأمین مالی جمعی تقویت کرد. فاصلهٔ زمانی ثبت‌نام افراد تا اولین سرمایه‌گذاری، بازهٔ زمانی سرمایه‌گذاری و الگوی ارتباط بین افراد در روند سرمایه‌گذاری، بررسی گردید.

با توجه به حجم زیاد اطلاعات و وجود چرخه‌های تکرار در اطلاعات پایگاه داده، استفاده از یادگیری ماشین جهت تحلیل و کشف الگوی ارتباط بین افراد در روند سرمایه‌گذاری مد نظر تیم پژوهشی قرار گرفت. دو ابزار شبکهٔ عصبی مصنوع و یادگیری قانون وابستگی[۱] که به آن یادگیری قانون انجمنی نیز می‌گویند مد نظر قرار گرفت و به دلایلی که در ادامه ذکر شده از یادگیری قانون وابستگی استفاده گردید.

دلایل استفاده از یادگیری قانون وابستگی:

- شبکهٔ عصبی زمانی که داده‌های ورودی و خروجی موجود باشد (و بتوان ویژگی و برچسب را تعریف کرد) ولی رابطهٔ بین آن‌ها را شفاف نباشد، بهتر عمل می‌کند. اما در این پژوهش اطلاعات ورودی شفاف و خروجی غیرشفاف بود.

- شبکهٔ عصبی زمانی که حجم داده زیاد باشد بهتر عمل می‌کند، اما در تحقیق حاضر حجم داده به آن اندازه زیاد نیست که شبکهٔ عصبی بهتر عمل کند.

- تیم پژوهشی به دنبال کشف قوانین پنهان و استفاده از آنها جهت بهبود تأمین مالی جمعی پروژه‌ها بود، اما روابط کشف شده در شبکه عصبی چندان تفسیرپذیر نیست.

- شبکهٔ عصبی یک روش نظارت‌شده است، اما روش مورد استفاده در این مرحله نیمه‌نظارتی[۲] است.

یادگیری قانون وابستگی روابط و وابستگی‌های متقابل بین مجموعهٔ بزرگی از اقلام داده‌ای را نشان می‌دهند. کشف روابط وابستگی بین حجم عظیم تراکنش‌ها می‌تواند درتشخیص تقلب در حوزهٔ پزشکی،

[۱] Association rule mining

[۲] semi-supervised

کشف روش بکارگیری وب توسط کاربران و شخصی‌سازی مورد استفاده قرارگیرد یا در دیگر مراحل فرایند تصمیم‌گیری کسب و کار مؤثر باشد (Chen et al., 1996).

یک قانون وابستگی، گزاره‌ای به این صورت می‌باشد: اگر A آنگاهB

If: AThen B

برای بررسی ارزش و معیار مقبولیت قوانین وابستگی دو پارامتر مهم یعنی Support و Confidence وجود دارد. قانون در مجموعه تراکنش‌های D دارای Support برابر با s است اگر s در صد از تراکنش‌های D شامل A باشند و این قانون دارای Confidence برابر c است اگر c درصد از تراکنش‌هایی که شامل A هستند، شامل B نیز باشند.

$$Rule: X \Rightarrow Y \quad \begin{cases} Support = \dfrac{frq(X,Y)}{N} \\ Confidence = \dfrac{frq(X,Y)}{frq(X)} \end{cases}$$

در آخرین مرحله، خروجی‌ها با کمک خبرگان و همچنین مدیران شرکت الف تحلیل و کنترل گردید تا برای اهداف و سوألات تحقیق قابل استفاده گردند. این خروجی‌ها همان یافته‌های تحقیق هستند که در ادامه به آن‌ها پرداخته شده است.

۴- مطالعه موردی

سکوی مدنظر تامین سرمایه جمعی از سال ۱۳۹۷ شروع به فعالیت کرده است و طی سالیان گذشته بیش از ۶۵۰ پروژه در زمینه های مختلف به مبلغ بیش از ۱۰۰۰ میلیارد تومان از طریق آن تامین مالی و بالغ بر ۲۲۰۰۰ مورد سرمایه گذاری، انجام شده است. این سکو به عنوانی یکی از اولین سکوهای تامین مالی جمعی کشور، توسط شرکت فرابورس ایران تایید و بر اساس قوانین و مقررات جمهوری اسلامی ایران و آیین نامه های فرابورس فعالیت می نماید.

در مرحله گردآوری اطلاعات، از اطلاعات پایگاه داده این شرکت شامل اطلاعات ثبت‌نامی افراد و سابقه فعالیت آنان استفاده گردید، که نمونه‌ای از آن با حفظ محرمانگی در جدول شماره ۱ نشان داده شده است.

در مرحله پیش‌پردازش اصلاحاتی بر روی اطلاعات اولیه انجام گرفت. از جمله حذف برخی ستون های جداول که اطلاعات ارزشمندی در راستای هدف این پژوهش نداشتند و پردازش آنها صرفاً زمان پژوهش را طولانی می‌کرد (مانند اطلاعات هویتی افراد) و تغییر برخی اطلاعات به خاطر پردازش بهتر(مثلا جایگزینی عدد ۸ به جای آبان). همچنین به دلیل حذف اطلاعات هویتی، شناسهٔ اختصاصی افراد ملاک شناسایی و رهگیری فعالیت آن‌ها در سکو قرار گرفت.

جدول ۱. نمونه اطلاعات پایگاه داده شرکت

ردیف	ID	نوع	شماره پروژه	موضوع پروژه	نرخ سود	مبلغ	پلن (ماه)	تاریخ		
								روز	ماه	سال
1	2483	حقوقی	1	مشارکت در تولید محصولات.....	25	*******	12	1	2	1401
2	1680	حقیقی	1	مشارکت در تولید محصولات.....	25	*******	12	1	2	1401
10	2764	حقیقی	1	مشارکت در تولید محصولات.....	25	*******	12	2	2	1401
11	2147	حقیقی	1	مشارکت در تولید محصولات.....	25	*******	12	2	2	1401
95	2148	حقوقی	3	توسعه زنجیره تأمین سا	25	*******	12	3	3	1401
113	2819	حقوقی	3	توسعه زنجیره تأمین سا	25	*******	12	4	3	1401
118	1597	حقیقی	3	توسعه زنجیره تأمین سا	25	*******	12	4	3	1401
176	2976	حقوقی	5	پروژه ارتقا فناوری خدمات	25	*******	12	21	3	1401
177	1035	حقیقی	5	پروژه ارتقا فناوری خدمات	25	*******	12	21	3	1401
179	2201	حقیقی	5	پروژه ارتقا فناوری خدمات	25	*******	12	21	3	1401
253	2281	حقیقی	6	مشارکت در تولید لی.....	22	*******	12	1	4	1401
254	2281	حقیقی	6	مشارکت در تولید لی.....	22	******	12	1	4	1401
255	2478	حقیقی	6	مشارکت در تولید لی.....	22	******	12	1	4	1401
267	470	حقیقی	4	مشارکت در تولید سا.....	25	******	12	9	3	1401

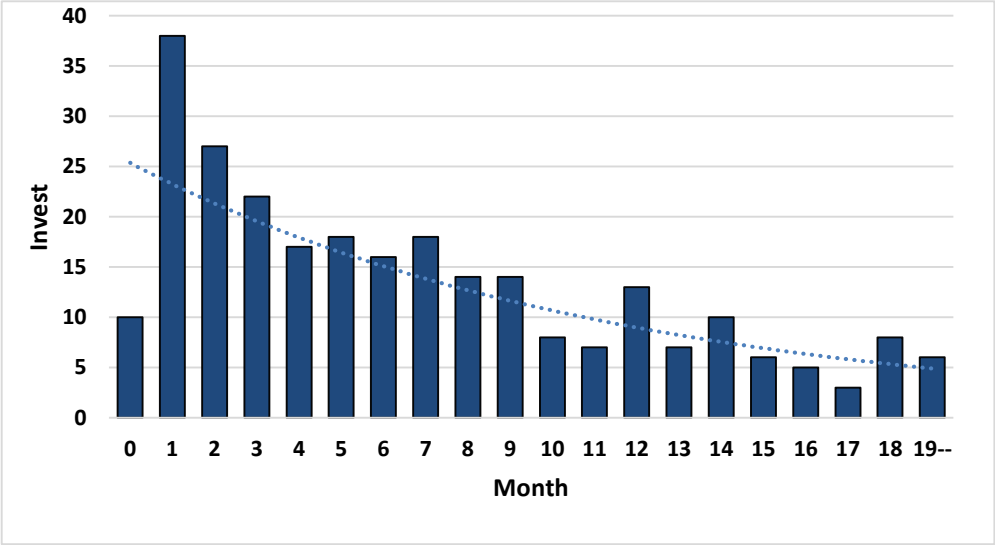
در مرحله شناسایی و تحلیل الگوهای رفتاری، اگرچه با کمک برخی ابزارها مانند مرتب کردن جدول[۱]می‌توان بررسی‌های اولیه را روی جدول انجام داد، اما با توجه به وجود بیش از ۵۰۰۰ ردیف و ۵۰,۰۰۰ سلول اطلاعاتی، پیچیدگی و حجم اطلاعات، تحلیل آن فراتر از هوش انسانی است. لذا همانطور که در روش‌شناسی توضیح داده شد با استفاده از ابزار" یادگیری قانون وابستگی" روند سرمایه‌گذاری افراد تحلیل و مجموعا ۲۰۵ قانون شناسایی گردید (جدول شماره ۲). سپس این ۲۰۵ قانون بر حسب شناسه افراد مرتب و ادغام گردید تا افرادی که تاثیرگذاری بیشتری دارند شناسایی و به عنوان افراد کلیدی معرفی گردند. نحوه انجام این مرحله و خروجی‌های آن به صورت مفصل‌تر در فصل یافته‌ها توضیح داده شده است.

۴-۱ -یافته‌ها

جهت بررسی فاصلهٔ زمانی بین ثبت‌نام افراد تا اولین سرمایه‌گذاری، داده‌ها برچسب‌گذاری شدند و از یادگیری ماشین نظارت‌شده استفاده گردید. در خروجی (شکل شماره ۳) ستون عمودی شامل تعداد

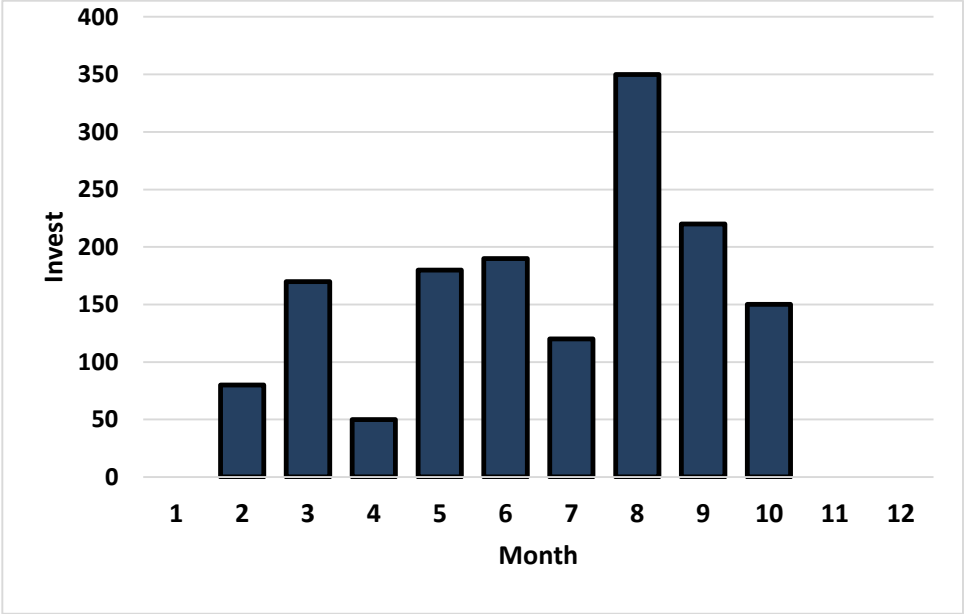
[۱] Sort

و ستون افقی شامل تاریخی است که افراد اولین سرمایه‌گذاری را انجام داده‌اند و چنانچه در همان ماه ثبت‌نام، سرمایه‌گذاری انجام داده باشند عدد صفر منظور می‌گردد.



شکل شماره ۳ – فاصله زمانی ثبت‌نام تا سرمایه‌گذاری (نگارنده)

با توجه به شکل شماره ۳، بیشترین تعداد افراد در ماه اول ثبت‌نام، اقدام به سرمایه‌گذاری کرده‌اند و در ماه‌های بعد (علی‌رغم وجود افت و خیزهای نسبی) این آمار، روند کاهشی دارد. بنابراین افراد در فاصلهٔ زمانی نزدیک به ثبت‌نام، احتمال سرمایه‌گذاری بیشتری دارند.



شکل شماره ۴ – بازه زمانی سرمایه‌گذاری (نگارنده)

یکی دیگر از روندهایی که بررسی شد بازۀ زمانی سرمایه‌گذاری بود (شکل شماره ۴). البته چون تحلیل در بهمن‌ماه انجام شد، اطلاعات ماه‌های بهمن و اسفند وجود نداشت و در فروردین‌ماه نیز هیچ پروژه‌ای روی سکو قرار نگرفته بود. با این حال مشخص گردید که میزان سرمایه‌گذاری در ماه‌های مختلف سال متفاوت و در نیمۀ دوم سال تعداد سرمایه‌گذاری بیشتر از نیمۀ اول سال می‌باشد.

جدول ۲. بخشی از قوانین استخراجی

Rule	IF	THEN	Lift	Support	Confidence
37	['361']	['1639']	3	0.2222222	0.6666667
38	['3443']	['2581', '2021']	3.6	0.1854856	0.8
39	['361']	['2021', '3019']	3	0.2222222	0.6658527
40	['57']	['2021', '3019']	3	0.2222222	0.5766667
41	['361']	['57']	3	0.2776578	0.8333333
42	['3443']	['3022', '2581']	3.6	0.2658222	0.8
47	['3443']	['57']	3.6	0.2222222	0.8
48	['361']	['57', '2847']	3	0.2222222	0.6666667
49	['361']	['2883', '3019']	3	0.3822222	0.4256667
50	['57']	['2883', '3019']	3	0.3524528	0.5686667
51	['361']	['2883', '57']	3	0.2777778	0.8333333
52	['3019']	['3209', '2929']	3.6	0.1242222	0.8
53	['3019']	['361', '2929']	3.6	0.2777778	1
54	['3019']	['2929', '57']	3.6	0.2765778	1
55	['3209']	['361', '2929']	3.6	0.1523458	1
56	['3209']	['2929', '57']	3.6	0.2222222	1
57	['361']	['2929', '57']	3	0.2765878	0.8333333
58	['3019']	['3209', '361']	3.6	0.2222222	0.8
59	['3019']	['3209', '57']	3.6	0.2222222	0.8
60	['3019']	['361', '57']	3	0.2777778	1
68	['2948']	['1263', '1035', '2883']	3	0.2222222	1
69	['2948']	['1263', '1035', '2899']	3	0.2222222	1
70	['1572']	['1035', '2747', '2899']	3.6	0.368222	0.8
71	['3111']	['2883', '1035', '1639']	3.6	0.2222222	1
72	['3111']	['1035', '1639', '2899']	3.6	0.2256485	1
73	['1035', '1928']	['2883', '224']	3.6	0.2222222	1
74	['1035', '1928']	['224', '2899']	3	0.2254532	1
75	['1035', '2021']	['2883', '2918']	3.6	0.2222222	0.8
76	['1035', '224']	['2478', '2883']	3	0.3542658	0.6666667

سومین خروجی در مورد الگوی ارتباط بین افراد در روند سرمایه‌گذاری بود. با استفاده از الگوریتم یادگیری قانون وابستگی در این مرحله از تحقیق، مجموعاً ۲۰۵ قانون توسط یادگیری ماشین تشخیص داده شد که بخشی از آن در جدول شماره۲ نشان داده شده است. همان‌طور که مشخص است، برخی از قوانین شامل IF های تکراری می‌شود. به عبارتی به ازای حضور سرمایه‌گذار اول، افراد بیشتری احتمال سرمایه‌گذاری دارند. همچنین برخی از IF ها شامل گروه‌های دو یا چند نفره هستند. برای نمونه چند عدد از قوانین استخراج‌شده را مرور می‌کنیم :

قانون شمارهٔ ۴۱: فرد شماره ۳۶۱ در ۲۷٪ از پروژه‌ها سرمایه‌گذاری کرده است و در ۸۳٪ از این موارد، فرد شماره ۵۷ نیز سرمایه‌گذاری کرده است.

قانون شمارهٔ ۵۸: فرد شماره ۳۰۱۹ در ۲۲٪ از پروژه‌ها سرمایه‌گذاری کرده است و در ۸۰٪ از این سرمایه‌گذاری‌ها، افراد شماره ۳۲۰۹ و ۳۶۱ نیز سرمایه‌گذاری کرده‌اند. قانون شمارهٔ ۵۹ و ۶۰ نیز احتمال حضور دو گروه دیگر از افراد (۳۲۰۹و۵۷) و (۳۶۱و ۵۷) به ازای سرمایه‌گذاری فرد شماره ۳۱۰۹ در پروژه‌ها را بیان می‌کنند. در ادامه ارتباط خروجی‌ها با هدف تحقیق مورد بحث و نتیجه‌گیری قرار خواهد گرفت.

۴-۲- بحث

در این قسمت یافته‌های تحقیق شامل فاصلهٔ زمانی ثبت‌نام تا سرمایه‌گذاری، بازهٔ زمانی سرمایه-گذاری و الگوی ارتباط بین افراد در روند سرمایه‌گذاری، در راستای اهداف و سوألات تحقیق مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد. دو خروجی اول به تأثیر زمان و خروجی سوم به شبکهٔ ارتباطی افراد می‌پردازد. بررسی خروجی اول (شکل شماره ۳) نشان می‌دهد که:

- بیشترین فراوانی مشارکت در ماه اول پس از ثبت‌نام است.
- تعداد سرمایه‌گذران با زیاد شدن فاصلهٔ زمانی از ثبت‌نام شیب نزولی می‌گیرد.
- احتمال سرمایه‌گذاری افراد بعد از ۱۸ ماه از زمان ثبت‌نام، بسیار کم می‌شود.

در نتیجه این فرضیه را تقویت می‌کند که بین مشارکت افراد و زمان ثبت‌نام آنان رابطه معنی‌داری وجود دارد. لذا با هدف افزایش موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه، می‌توان افراد تازه ثبت‌نام کرده را به دلیل احتمال بالای سرمایه‌گذاری، در یک گروه مورد پی‌گیری ویژه قرار داد. به این افراد برای اولین سرمایه‌گذاری پیشنهاد ویژه‌ای داد و یا از روش‌های مختلف جهت ایجاد ارتباط قوی‌تر با آن‌ها استفاده کرد.

دومین خروجی (شکل شماره ۴) نشان می‌دهد بین زمان عرضهٔ یک پروژه در طول سال و میزان مشارکت افراد رابطهٔ معناداری وجود دارد. در بازهٔ زمانی مورد مطالعه این پژوهش، در آبان میزان مشارکت و حجم سرمایه‌گذاری بیش از سایر ماه‌ها می‌باشد. لذا این فرضیه را تقویت می‌کند که زمان عرضهٔ یک پروژه، بر میزان مشارکت افراد و در نتیجه موفقیت تأمین مالی تاثیرگذار است. این یافته در

صورت وجود اطلاعات بیشتر مانند نمودار چندین سال و یا تفکیک پروژه‌ها بر اساس نوع آن‌ها، با اعتبار بیشتری قابل بررسی است.

اگر چه در برخی تحقیقات پیشین فاکتور " مدت زمان کمپین" (Deng et al., 2022)و (Felipe & Agrawal et al., ، (Peng et al., 2021)، (Silva et al., 2020).، (Shi et al., 2021)،Ferreira, 2020) (Yeh & Chen, 2020)،(Yu et al., 2018)،2015) و فاکتور "فاصله زمانی بین پروژه‌ها" (Deng et al., 2022) به عنوان عامل موفقیت تأمین مالی جمعی مورد بررسی قرار گرفته است، اما در هیچ کدام فاصلهٔ زمانی ثبت‌نام تا سرمایه‌گذاری و بازهٔ زمانی سرمایه‌گذاری مورد بررسی قرار نگرفته است.

جدول ۳. بخشی از قوانین استخراجی

Rules	IF	THEN	Lift	Support	Confidence	
111	['1035', '1263']	['2883', '2899']	3	0.25	1	
31	['1455']	['2021', '2847']	3.428571	0.208333	0.7185714	
135		['2021', '1639', '2847']	3.428571	0.208333	0.7142714	
134	['1639', '1263']	['2883', '2747']	3.428571	0.208333	0.7142714	
194	['2021', '3990']	['4057', '2883']	3.428571	0.208333	0.7142814	
267		['4057', '2883', '1639']	3.428571	0.208333	0.7142814	
18	['2478']	['224', '1035']	3.428571	0.208333	1	
0	['2769']	['57']	3	0.25	1	کاربر ۵۷ در تمام پروژه‌های ۲۷۶۹ شرکت کرده است، البته قبل از ایشان هم مشارکت می‌کرده است.
32		['57', '1639']	3.333333	0.208333	0.8333333	پروژه‌هایی که ۵۷ و ۱۶۳۹ مشترک در آن شرکت کرده‌اند، زیرمجموعه پروژه‌های ۲۷۶۹ است.
53		['2883', '361']	3.333333	0.208333	0.8333333	
54		['2883', '57']	3.428571	0.25	1	مجموعه ۲۸۸۳ و۵۷ در تمام پروژه‌های ۲۷۶۹ مشارکت کرده‌اند .
140		['2883', '57', '1639']	4	0.208333	0.8333333	
192		['2021', '57', '2883']	3.333333	0.208333	0.8333333	
198		['2883', '361', '57']	3.333333	0.208333	0.8333333	
136	['3019', '1504']	['361', '2929']	3.428571	0.208333	1	
60	['3019']	['2929', '57']	3.428571	0.208333	0.7185714	
200		['361', '2929', '57']	3.428571	0.208333	0.7142814	
1	['3209']	['57']	3	0.25	1	کاربر ۵۷ در تمام پروژه‌های ۳۲۰۹ مشارکت کرده اما ۲ روز زودتر در اولین پروژه مشارکت کرده است.

در مورد سومین خروجی، (جدول شماره ۲) با توجه به تعداد زیاد قوانین، این جدول بر حسب نفر یا گروه ستون "IF" مرتب و اسامی تکراری با هم ادغام شدند تا افرادی که وابستگان بیشتر و احتمالا تأثیرگذاری بیشتری دارند، مشخص و همچنین درک روابط بین سرمایه‌گذاران آسان‌تر گردد. برای اطمینان بیشتر برخی روابط استخراجی به وسیله هوش انسانی نیز تست گردید که نتایج به دست آمده، مورد تأیید بود. در جدول شماره ۳ قسمتی از نتایج نشان داده شده است.

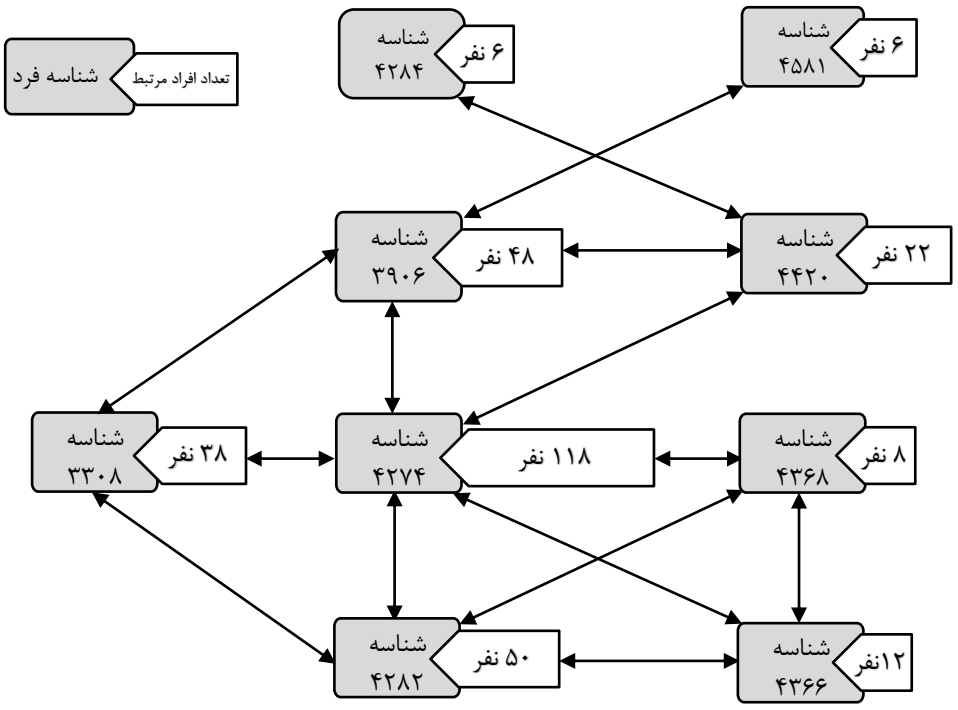
با فرض اینکه افراد دارای شبکهٔ ارتباط بیشتر افراد مهم‌تری باشند، جایگاه و اهمیت آن‌ها متفاوت می‌باشد. با کمک قوانین زیر جدول طولانی خروجی ساده‌سازی گردید و افراد کلیدی شناسایی گردیدند.

الف - هر گره مستطیلی‌شکل نشان‌دهندهٔ یک فرد می‌باشد، که شناسهٔ آن فرد در مستطیل نوشته شده است.

ب -خط ارتباطی بین دو گره (فرد) نشان می‌دهد که بین تصمیم این دو نفر به سرمایه‌گذاری، یک رابطهٔ معنادار تشخیص داده شده است.

ج - تعداد افرادی که رفتارشان در هنگام سرمایه‌گذاری رابطهٔ معناداری با تصمیم یک شخص دارد، به صورت یک عدد در شکل ۵ ضلعی جلوی شناسه فرد نوشته می‌شود. می‌توان گفت هر چه این عدد بالاتر باشد احتمالاً اهمیت آن فرد از نظر تاثیرگذاری بیشتر است.

شکل شماره ۵ - افراد دارای روابط پرتکرار



پس از ساده‌سازی خروجی به کمک سه قانون فوق، و با توجه به اینکه میزان ارتباط افراد، معیار تاثیرگذاری و اهمیت آنان در نظر گرفته شد، افراد دارای روابط پرتکرار به عنوان افراد کلیدی شناسایی گردیدند (شکل شمارهٔ ۵). همانطور که در شکل ۵ مشخص است افراد کلیدی دارای سطح روابط مختلفی هستند و همچنین روابط معناداری بین برخی از افراد کلیدی با افراد کلیدی دیگر وجود دارد، لذا خود این افراد نیز دارای درجهٔ اهمیت متفاوتی هستند.

اگر چه در برخی تحقیقات پیشین، فاکتورهایی مانند " تجربه (موفق) قبلی سرمایه‌گذاران" (Deng et al., 2022)، "سرمایه اجتماعی (تعداد پست‌ها، کامنت‌ها، فالورها)" (Deng et al., 2022), (Shi et al., 2021).، (Silva et al., 2020)، (Peng et al., 2021)، (Agrawal et al., 2015)، (Zhang et al., 2017)، (Yeh & Chen, 2020)، "تعداد سرمایه‌گذاران" (Deng et al., 2022), (Yeh & Chen, 2020)، (Yu et al., 2018)، (Silva et al., 2020) که به مسائل انسانی می‌پردازد مورد بررسی قرار گرفته است، ولی هیچ کدام به بررسی رابطهٔ همبستگی بین سرمایه‌گذاران نپرداخته، اما این پژوهش علاوه بر پرداختن به این موضوع، فعالیت تک‌تک سرمایه‌گذران را به عنوان یک فاکتور مورد بررسی قرار داده است.

۶- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر مشخص گردید که در بین ارکان تامین مالی جمعی، به رکن سرمایه‌گذاران کمتر پرداخته شده است، لذا تمرکز بر این رکن قرار گرفت. ابتدا رابطه فاصلهٔ ثبت‌نام افراد تا اولین سرمایه‌گذاری و همچنین زمان عرضهٔ پروژه، با موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه مورد بررسی قرار گرفت. در ادامه با استفاده از" قواعد یادگیری انجمنی"، تلاش شد الگوهای رفتاری سرمایه‌گذاران، رابطهٔ بین تصمیم افراد به سرمایه‌گذاری و سرمایه‌گذاران کلیدی شناسایی گردند.

از نتایج پژوهش مشخص گردید بین فاصلهٔ زمانی ثبت‌نام افراد در سکو و تصمیم به اولین سرمایه‌گذاری رابطهٔ معنی‌دار و مثبتی وجود دارد. این نتیجه اهمیت افراد جدید را نشان می‌دهد، لذا به کار بردن سیاست و ابزارهایی در جهت ترغیب افراد تازه وارد به سرمایه‌گذاری، می‌تواند باعث بهبود موفقیت تامین مالی جمعی گردد. همچنین بین تاریخ قرار گرفتن پروژه در سکو و میزان موفقیت آن رابطهٔ معناداری وجود دارد. این نتیجه به انتخاب زمان مناسب جهت عرضه یک پروژه بر روی سکو کمک خواهد کرد. اگرچه بهتر است این چرخهٔ زمانی در سال‌های آتی مورد آزمایش قرار گیرد تا اعتبار نتایج بالاتر برود.

با استخراج الگوهای ارتباطی در مشارکت افراد، روابط معناداری مابین سرمایه‌گذاران و افراد کلیدی که بر تصمیم سایر سرمایه‌گذاران تاثیرگذارند، شناسایی شدند. شناسایی این افراد کلیدی که حدود ۰,۱ ٪ از سرمایه‌گذاران هستند (۱۰ نفر از ۱۰,۰۰۰ نفر)، نتیجهٔ ارزشمندی جهت تاثیرگذاری مثبت بر موفقیت تأمین مالی جمعی پروژه‌ها دارد. به‌کارگیری ابزار و سیاست‌های مناسب در جهت ترغیب آن‌ها به سرمایه گذاری و یا استخراج ویژگی‌های این افراد می‌تواند سرعت و حجم تأمین مالی جمعی پروژه را بهبود بخشد.

پژوهش حاضر می‌تواند برای مالکان پروژه، صاحبان استارتاپ‌ها و یا کسب و کارهای کوچک و متوسط، مدیران سکوها، سیاست‌گذاران تأمین مالی جمعی، سرمایه‌پذیران و پژوهشگران مفید باشد. به خاطر تازه‌تأسیس‌بودن سکوهای تأمین مالی جمعی در ایران، اطلاعات مورد استفاده از نظر حجم اطلاعات، بازهٔ زمانی فعالیت و تنوع اطلاعات ثبت‌شده محدودیت‌هایی داشت. همچنین پراکندگی جغرافیایی سرمایه‌گذاران و اطلاعات ثبت‌نامی افراد محدود بود و امکان تحلیل آن وجود نداشت. پژوهش‌های آتی می‌تواند نتایج حاضر را توسعه دهد و به گروه‌بندی و تشکیل پورتفولیوی سرمایه‌گذاران، تدوین سیاست‌های بهبود مشارکت سرمایه‌گذاران خاموش، تحلیل ویژگی سرمایه‌گذاران کلیدی و راهکارهای افزایش مشارکت سرمایه‌گذاران کلیدی بپردازد.

منابع

امام جمعه زاده, محمد حامد, اکرمی, سعید, ارشادی, محمود. بررسی موانع تأمین مالی پروژه های EPCF در ایران: با نگاهی به تحولات قراردادهای EPCF کشور .*بهبود مدیریت*, ۱۳۹۹; ۱۴(۲): ۱۴۵-۱۱۷.

doi: 10.22034/jmi.2020.113837

زرندی, سعید; عساکره, سجاد; سجاد; افشارپور; محسن (۱۳۹۴): مطالعه ی تطبیقی مدل های کسب و کار پلتفرم های برتر تأمین مالی جمعی در جهان. فصلنامه مدیریت توسعه فناوری ۳ (۳), صص. ۱۲۷—۱۵۰.

نجفی, علی; چیت ساز, احسان (۱۴۰۰): خوشه بندی فناوری های مورد علاقه سرمایه‌گذاران در تأمین مالی جمعی بر اساس تکنیک های هوش مصنوعی. نخستین کنفرانس بین المللی بلاک چین رمز ارزها و اقتصاد جهانی. تهران. باشگاه نوآوری و فناوری یونسکو

نوروزی, محمد, عاشری, محمدرضا, بلادیان, سید مصطفی. عوامل حیاتی موفقیت در پیاده سازی پروژه های مشارکت عمومی-خصوصی در حوزه انرژی جمهوری اسلامی ایران (مورد مطالعه: صنعت برق). *بهبود مدیریت*, ۱۳۹۴; ۹(۳): ۱۰۸-۸۳.

Agrawal, Ajay; Catalini, Christian; Goldfarb, Avi (2015): Crowdfunding: Geography, social networks, and the timing of investment decisions. In *Journal of Economics & Management Strategy* 24 (2), pp. 253–274.

Agrawal, Rakesh; Imieliński, Tomasz; Swami, Arun (Eds.) (1993): Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data. Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data.

Amendomar, A. D.A. (2015): O crowdfunding de recompensas como alternativa de capital empreendedor para EBTs no Brasil: um estudo descritivo-exploratório. 2015. 227 f. Dissertação (Mestrado em Administração)-Faculdade de Economia, Administração …

Andreas Kaplan; Michael Haenlein (2019): Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. In *Business Horizons* 62 (1), pp. 15–25. DOI: 10.1016/j.bushor.2018.08.004.

Best, Jason; Neiss, Sherwood; Swart, Richard; Lambkin, Anthony; Raymond, Sam (2013): Crowdfunding's potential for the developing world. The World Bank.

Brynjolfsson, Erik; Mcafee, ANDREW (2017): Artificial intelligence, for real. In *Harvard business review* 1, pp. 1–31.

Chang, C.-L., & Lee, Y.-S. (۲۰۲۳). Predicting the Success Rate of Reward-Based Crowdfunding Campaigns: Evidence from Machine Learning .*International Journal of Information & Management Sciences*, ۳٤(3).

Chen, M.-Y., Chang, J.-R., Chen, L.-S., & Shen, E.-L. (۲۰۲۲). The key successful factors of video and mobile game crowdfunding projects using a lexicon-based feature selection approach .*Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 1–19.

Chen, Ming-Syan; Park, Jong Soo; Yu, Philip S. (Eds.) (1996): Data mining for path traversal patterns in a web environment. Proceedings of 16th International Conference on Distributed Computing Systems. IEEE.

Cheng, Chaoran; Tan, Fei; Hou, Xiurui; Wei, Zhi (2019): Success Prediction on Crowdfunding with Multimodal Deep Learning. In : Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-19: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, pp. 2158–2164. Available online at https://doi.org/10.24963/ijcai.2019/299.

Chen, X., Ding, H., Fang, S., & Chen, W. (۲۰۲۲). Predicting the Success of Internet Social Welfare Crowdfunding Based on Text Information .*Applied Sciences*, ۱۲(3), 1572.

Deng, Lingfei; Ye, Qiang; Xu, DaPeng; Sun, Wenjun; Jiang, Guangxin (2022): A literature review and integrated framework for the determinants of crowdfunding success. In *Financ Innov* 8 (1), p. 955. DOI: 10.1186/s40854-022-00345-6.

Drover, Will; Busenitz, Lowell; Matusik, Sharon; Townsend, David; Anglin, Aaron; Dushnitsky, Gary (2017): A review and road map of entrepreneurial equity financing research: venture capital, corporate venture capital, angel investment, crowdfunding, and accelerators. In *Journal of management* 43 (6), pp. 1820–1853.

Felipe, Israel José dos Santos; Ferreira, Bruno César Franca (2020): Determinants of the success of equity crowdfunding campaigns. In *Rev. contab. financ.* 31 (84), pp. 560–573. DOI: 10.1590/1808-057x202010460.

Kaminski, Jermain C.; Hopp, Christian (2020): Predicting outcomes in crowdfunding campaigns with textual, visual, and linguistic signals. In *Small Business Economics* 55 (3), pp. 627–649.

Kao, Shu-Chen (2021a): A crowdfunding prediction model: a data-driven approach. In : The 8th Multidisciplinary International Social Networks Conference, pp. 63–70.

Kaplan, Andreas; Haenlein, Michael (2020): Rulers of the world, unite! The challenges and opportunities of artificial intelligence. In *Business Horizons* 63 (1), pp. 37–50.

Lambert, Thomas; Schwienbacher, Armin (2010): An empirical analysis of crowdfunding. In *Social Science Research Network* 1578175 (1), p. 23.

Lukkarinen, Anna; Teich, Jeffrey E.; Wallenius, Hannele; Wallenius, Jyrki (2016): Success drivers of online equity crowdfunding campaigns. In *Decision Support Systems* 87, pp. 26–38.

McCarthy, John; Minsky, Marvin L.; Rochester, Nathaniel; Shannon, Claude E. (2006): A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955. In *AI magazine* 27 (4), p. 12.

Mollick, Ethan (2014): The dynamics of crowdfunding: An exploratory study. In *Journal of Business Venturing* 29 (1), pp. 1–16.

Moy, N., Chan, H. F., Septianto, F., Mathmann, F., & Torgler, B. (٢٠٢٤). Confidence is Good? too Much, not so Much: Exploring the effects on crowdfunding success .*Journal of Business Research*, *182*, 114711.

Oduro, M. S., Yu, H., & Huang, H. (٢٠٢٢). Predicting the entrepreneurial success of crowdfunding campaigns using model-based machine learning methods .*International Journal of Crowd Science*, ٦(1), 7–16.

Pekar, V., Candi, M., Beltagui, A., Stylos, N., & Liu, W. (٢٠٢٤). Explainable text-based features in predictive models of crowdfunding campaigns .*Annals of Operations Research*, 1–31.

Peng, Nianjiao; Zhou, Xinlei; Niu, Ben; Feng, Yuanyue (2021): Predicting Fundraising Performance in Medical Crowdfunding Campaigns Using Machine Learning. In *Electronics* 10 (2), p. 143.

Shi, Jiatong; Yang, Kunlin; Xu, Wei; Wang, Mingming (2021): Leveraging deep learning with audio analytics to predict the success of crowdfunding projects. In *The Journal of Supercomputing* 77 (7), pp. 7833–7853.

Silva, Lafaiet; Silva, Nádia Félix; Rosa, Thierson (2020): Success prediction of crowdfunding campaigns: a two-phase modeling. In *International Journal of Web Information Systems* 16 (4), pp. 387–412. DOI: 10.1108/IJWIS-05-2020-0026.

technavio (2022): Crowdfunding Market. Crowdfunding Market Growth, Size, Trends, Analysis Report by Type, Application, Region and Segment Forecast 2022-2026. Available online at https://www.technavio.com/report/crowdfunding-market-industry-service-analysis.

Vismara, Silvio (2019): Sustainability in equity crowdfunding. In *Technological Forecasting and Social Change* 141, pp. 98–106. DOI: 10.1016/j.techfore.2018.07.014.

Voorbraak, KJPM; Tanrisever, F.; Mahieu, R. J. (2011): Crowdfunding for financing new ventures: consequences of the financial model on operational decisions: Technische Universiteit Eindhoven.

Yang, K.-F., Lin, Y.-R., & Chen, L.-S. (٢٠٢٣). Discovering Critical Factors in the Content of Crowdfunding Projects .*Algorithms*, ١٦(1), 51.

Yeh, Jen-Yin; Chen, Chi-Hua (2020): A machine learning approach to predict the success of crowdfunding fintech project. In *JEIM* 16820 (7-8), p. 1. DOI: 10.1108/JEIM-01-2019-0017.

Yu, Pi-Fen; Huang, Fu-Ming; Yang, Chuan; Liu, Yu-Hsin; Li, Zi-Yi; Tsai, Cheng-Hung (2018): Prediction of crowdfunding project success with deep learning. In : 2018 IEEE 15th international conference on e-business engineering (ICEBE). IEEE, pp. 1–8.

Zhang, Qizhen; Ye, Tengyuan; Essaidi, Meryem; Agarwal, Shivani; Liu, Vincent; Loo, Boon Thau (2017): Predicting startup crowdfunding success through longitudinal social engagement analysis. In : Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management, pp. 1937–1946.

Zhong, C., Xu, W., & Du, W. (۲۰۲۲). Success prediction of crowdfunding campaigns with project network: A machine learning approach .*Journal of Electronic Commerce Research*, ۲۳(2), 99–11