Fin. Manag. Persp. 2025, 15(3), 9-32; DOI:10.48308/jfmp.2025.241238.1522

Financial Management Perspective
Journal homepage: https://jfmp.sbu.ac.ir/

Original Article

Analysis of Factors Affecting Systemic Risk of Banks During Price Bubble Periods Using a Machine Learning Approach

Marjan Izadkhah*
Reza Raei**
Reza Eivazlu***

Abstract

Introduction: Systemic risk is one of the most significant challenges facing financial systems, particularly banking networks. This type of risk, especially during financial crises and the Bust of price bubbles, can cause widespread disruptions in the financial system's functioning and transmit its negative effects to the entire economy. This research aims to investigate the simultaneous impact of financial variables and banking network structure indicators on systemic risk during the formation and collapse periods of price bubbles. Within this framework, network structure indicators such as centrality measures are analyzed as channels for shock transmission. Alongside, financial variables are considered as factors increasing banks' vulnerability to systemic risks. The combined analysis of these two sets of variables can provide supervisory and regulatory bodies with more efficient analytical and policy tools for managing systemic risks, while also identifying banks with the highest potential for spreading crises.

Method: Using data from banks listed on the Stock Exchange from 2014 to 2023, this study examines the simultaneous impact of financial variables and banking network structure indicators on systemic risk in the presence of price bubbles, employing the Random Forest algorithm. The results of this model can show the overall importance of each variable in predicting systemic risk. Subsequently, using the Shapley value approach, the role and contribution of each feature in increasing or decreasing systemic risk are analyzed more precisely.

Received; 24 July2025 Accepted; 30 October 2025
* Ph. D. Student, Department of Finance, College of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. (**Corresponding Author**).
Email: Marjan.Izadkhah@ut.ac.ir
** Professor, Department of Finance, College of Management, University of Tehran, Tehran, Iran.
** Assistant Professor, Department of Finance, College of Management, University of Tehran, Tehran, Iran.

Results and Discussion: The research findings indicate that during both the Boom and Bust phases of price bubbles, banks' network structure variables played a more effective role in predicting systemic risk compared to financial variables. However, the relative importance of these two sets of features changes across different stages of the bubble cycle, highlighting the necessity of period-specific analysis. During the bubble formation phase, financial variables, particularly bank size and loan growth, had the highest share in increasing systemic risk. Also, among network structure indicators, betweenness centrality and degree centrality were of high importance. During the bubble collapse phase, the contribution of loan growth increased significantly; this indicates the amplifying role of this variable in triggering systemic risk during crisis periods. Furthermore, the financial leverage variable also gained more importance in risk prediction compared to the previous phase. Conversely, the impact of some network indicators, including closeness centrality and degree centrality, decreased.

Conclusion: These changes suggest that during crisis conditions, the internal characteristics of banks and their financial risk-taking levels play a more significant role in predicting systemic risk than their structural position in the financial network. Particularly during collapse periods, large, highly leveraged banks with an intermediary position in the network have the greatest impact on increasing systemic risk. In contrast, during formation periods, variables such as lending growth and bank size are the most important factors increasing systemic risk, while the role of financial leverage is less prominent in this stage. Based on the research findings, banks, due to differences in financial characteristics and network structure, have varying levels of contribution to systemic risk. Particularly, banks that are larger, have higher leverage ratios, or hold an intermediary position in the banking network play a more prominent role in the transmission of financial crises. Under such conditions, applying uniform prudential regulations to all banks is not only inefficient but could also lead to neglect of high-risk banks and a waste of supervisory resources. Therefore, it is essential for supervisory institutions and policymakers to utilize risk-based supervision frameworks instead of traditional approaches based on uniform requirements; an approach where the intensity of supervision and prudential requirements is determined proportionally to the systemic risk level of each bank. Such an approach not only increases the efficiency of the supervisory system but also enhances its ability to prevent the occurrence of systemic crises.

Keywords: Systemic Risk, Asset Price Bubbles, Banking Network Structure Features, Bank Financial Variables, Machine Learning.

How to Cite: Izadkhah, M. , Raei, R. and eivazlu, R. (2025). Analysis of Factors Affecting Systemic Risk of Banks During Price Bubble Periods Using a Machine Learning Approach. *Financial Management Perspective*,15 (3),9 -32. doi: 10.48308/jfmp.2025.241238.1522. *(In Persian).*

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

چشم انداز مدیریت مالی ،۱۴۰۴ دوره ۱۵، شماره ۳ صص ۹-۳۲ ، DOI: 10.48308/jfmp.2025.241238.1522

چشم انداز مدیریت مالی
Journal homepage: https://jfmp.sbu.ac.ir/

نوع مقاله: پژوهشی

تجزیه و تحلیل عوامل مؤثر بر ریسک سیستمی بانک‌ها در دوره‌های حباب قیمتی با رویکرد یادگیری ماشین

مرجان ایزدخواه*
رضا راعی**
رضا عیوضلو***

چکیده

هدف: ریسک سیستمی یکی از مهم‌ترین چالش‌های پیش‌روی نظام‌های مالی، به‌ویژه در شبکه‌های بانکی، به‌شمار می‌رود. این نوع از ریسک، به‌ویژه در زمان وقوع بحران‌های مالی و فروپاشی حباب‌های قیمتی، می‌تواند موجب اختلال‌های گسترده در عملکرد سیستم مالی و سرایت آثار منفی آن به کل اقتصاد شود. پژوهش حاضر با هدف بررسی تأثیر هم‌زمان متغیرهای مالی و شاخص‌های ساختار شبکه‌ای بانک‌ها بر ریسک سیستمی در دوره‌های شکل‌گیری و فروپاشی حباب‌های قیمتی انجام شده است. در این چارچوب، شاخص‌های ساختار شبکه‌ای نظیر معیارهای مرکزیت به‌عنوان مسیرهایی برای انتقال شوک و سرایت بحران در شبکه بانکی تحلیل شده‌اند. در کنار آن، متغیرهای مالی نیز به‌عنوان عوامل مؤثر در افزایش آسیب‌پذیری بانک‌ها نسبت به ریسک‌های سیستمی مورد توجه قرار گرفته‌اند. تحلیل ترکیبی این دو دسته متغیر می‌تواند ضمن شناسایی بانک‌های دارای بیشترین پتانسیل در گسترش بحران، ابزارهای تحلیلی و سیاستی کارآمدتری در اختیار نهادهای ناظر و تنظیم‌گر برای مدیریت و کنترل ریسک‌های سیستمی قرار دهد.

روش: در این پژوهش، با استفاده از داده‌های بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس طی بازه زمانی ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۲، تأثیر هم‌زمان متغیرهای مالی و شاخص‌های ساختار شبکه‌ای بانک‌ها بر ریسک سیستمی در شرایط وجود حباب‌های قیمتی، با بهره‌گیری از الگوریتم جنگل تصادفی بررسی شده است. نتایج این مدل می‌تواند اهمیت کلی هر یک از متغیرها را در پیش‌بینی ریسک سیستمی نشان دهد. در ادامه، با استفاده از رویکرد ارزش شیپلی، نقش و سهم هر ویژگی در افزایش یا کاهش ریسک سیستمی به‌صورت دقیق‌تری تحلیل شده است.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۰۸

* دانشجوی دکتری بانکداری، دانشکدگان مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران(**نویسنده مسئول**)، Email: Marjan.Izadkhah@ut.ac.ir
** استاد، گروه مالی، دانشکدگان مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
*** استادیار، گروه مالی، دانشکدگان مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

یافته‌ها: یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که در هر دو مرحله‌ی شکل‌گیری و فروپاشی حباب‌های قیمتی، متغیرهای ساختار شبکه‌ای بانک‌ها نقش مؤثرتری در پیش‌بینی ریسک سیستمی نسبت به متغیرهای مالی ایفا کرده‌اند. با این حال، اهمیت نسبی این دو دسته از ویژگی‌ها در مراحل مختلف چرخه حباب دچار تغییر می‌شود؛ امری که ضرورت توجه به تحلیل‌های مبتنی بر تفکیک دوره‌ای را نشان می‌دهد. در مرحله‌ی شکل‌گیری حباب، متغیرهای مالی، به‌ویژه اندازه بلنک و رشد تسهیلات، بیشترین سهم را در افزایش ریسک سیستمی داشته‌اند. همچنین، در میان شاخص‌های ساختار شبکه‌ای، مرکزیت بینابینی و مرکزیت درجه از اهمیت بالایی برخوردار بوده‌اند. در مرحله‌ی فروپاشی حباب، سهم رشد تسهیلات به‌طور قابل توجهی افزایش یافته است؛ این موضوع نشان‌دهنده‌ی نقش تشدیدکننده‌ی این متغیر در بروز ریسک سیستمی طی دوره‌های بحرانی است. همچنین، متغیر اهرم مالی نیز نسبت به مرحله‌ی قبل اهمیت بیشتری در پیش‌بینی ریسک داشته است. در مقابل، میزان اثرگذاری برخی شاخص‌های شبکه‌ای از جمله مرکزیت نزدیکی و مرکزیت درجه کاهش یافته است.

نتیجه‌گیری: نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که در شرایط بحرانی، ویژگی‌های درونی بانک‌ها بیش از موقعیت ساختاری‌شان در شبکه مالی، در پیش‌بینی ریسک سیستمی نقش‌آفرین هستند. به‌ویژه در دوره‌های فروپاشی حباب، بانک‌های بزرگ و با نسبت اهرمی بالا که موقعیت واسطه‌ای در شبکه دارند، بیشترین تأثیر را بر افزایش ریسک سیستمی ایفا می‌کنند. این یافته‌ها با نظریه‌های مالی موجود، که بر نقش کلیدی اهرم مالی و اندازه در تشدید بحران‌های بانکی تأکید دارند، هم‌راستا هستند. در مقابل، در دوره‌های شکل‌گیری، متغیرهایی چون رشد وام‌دهی و اندازه بلنک مهم‌ترین عوامل مؤثر در افزایش ریسک سیستمی به شمار می‌روند، در حالی که نقش اهرم مالی در این مرحله کم رنگ‌تر است. بر این اساس، پیشنهاد می‌شود که سیاست‌های نظارتی در دوره‌های شکل‌گیری، تمرکز بیشتری بر کنترل رشد اعتباری و پیش‌گیری از انبساط بیش از حد ترازنامه بانک‌ها داشته باشند، تا از انباشت ریسک‌های نهفته و تشدید آسیب‌پذیری سیستم مالی در مراحل بعدی چرخه جلوگیری شود. بر اساس یافته‌های پژوهش، بانک‌ها به‌واسطه تفاوت در ویژگی‌های مالی و ساختار شبکه‌ای، سطوح متفاوتی از مشارکت در ریسک سیستمی دارند. به‌ویژه بانک‌هایی که دارای اندازه بزرگ‌تر، نسبت اهرمی بالاتر یا موقعیت واسطه‌ای در شبکه بانکی هستند، نقش پررنگ‌تری در سرایت بحران‌های مالی ایفا می‌کنند. در چنین شرایطی، اعمال مقررات احتیاطی یکنواخت برای تمامی بانک‌ها نه‌تنها ناکارآمد، بلکه می‌تواند منجر به غفلت از بانک‌های پرریسک و اتلاف منابع نظارتی شود. بر این اساس، ضرورت دارد که نهادهای ناظر و سیاست‌گذار، به جای رویکردهای سنتی مبتنی بر اعمال الزامات یکسان، از چارچوب‌های نظارت مبتنی بر ریسک بهره‌گیرند؛ رویکردی که در آن، شدت نظارت و الزامات احتیاطی متناسب با سطح ریسک سیستمی هر بانک تعیین می‌شود. چنین رویکردی، نه‌تنها بهره‌وری سازوکار نظارتی را افزایش می‌دهد، بلکه توانایی آن در پیشگیری از بروز بحران‌های سیستمی و ارتقای ثبات مالی را نیز تقویت خواهد کرد.

کلیدواژه‌ها: ریسک سیستمی؛ حباب قیمت دارایی‌ها؛ ویژگی‌های ساختار شبکه بانک‌ها؛ متغیرهای مالی بانک‌ها؛ یادگیری ماشین.

استناد دهی: ایزدخواه, مرجان , راعی, رضا و عیوضلو, رضا . (۱۴۰۴). تجزیه و تحلیل عوامل مؤثر بر ریسک سیستمی بانک‌ها در دوره‌های حباب قیمتی با رویکرد یادگیری ماشین .*چشم انداز مدیریت مالی* ,۱۵(۳)-۹-۳۲.

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

۱. مقدمه

در سال‌های اخیر، پیچیدگی فزاینده‌ی نظام‌های مالی و گسترش پیوندهای درون‌سیستمی میان مؤسسات مالی، موجب شده است که ریسک‌های سیستمی به یکی از مهم‌ترین چالش‌های پیش‌روی سیاست‌گذاران اقتصادی، نهادهای نظارتی و فعالان بازارهای مالی تبدیل شود[۲،۱]. تجربه بحران مالی جهانی سال ۲۰۰۸ به‌روشنی نشان داد که ناتوانی در شناسایی و مهار ریسک‌های انباشته‌شده در سطح سیستم، به‌ویژه از مسیر ارتباطات شبکه‌ای و مشابهت‌های رفتاری، می‌تواند ثبات کل نظام مالی را به خطر اندازد[۵،۶]. در این زمینه، نهادهای بین‌المللی از جمله صندوق بین‌المللی پول، بانک تسویه بین‌المللی و هیئت ثبات مالی، بر ضرورت اتخاذ چارچوب‌های کلان‌احتیاطی تأکید کرده‌اند که هدف آن‌ها شناسایی، ارزیابی و کاهش ریسک‌هایی است که نه در سطح بنگاه منفرد، بلکه در سطح کل سیستم ایجاد و منتشر می‌شوند[۱۸].

در ادبیات نوین نظارت مالی، تمایز مهمی میان نظارت خرد و نظارت کلان‌احتیاطی قائل می‌شوند. در حالی‌که نظارت خرد بر سلامت و کفایت سرمایه هر نهاد مالی به‌طور منفرد تمرکز دارد، نظارت کلان‌احتیاطی بر پویایی‌های جمعی و تعاملات شبکه‌ای میان نهادها متمرکز است و هدف آن، محدود ساختن انباشت تدریجی آسیب‌پذیری‌های سیستمی در طول زمان و تقویت تاب‌آوری کل نظام مالی در برابر شوک‌های کلان است[۶، ۱۱]. در این میان، شناسایی عوامل ساختاری و رفتاری که زمینه‌ساز افزایش احتمال بحران‌های سیستمی هستند، از اهمیت حیاتی برخوردار است[۱۳].

یکی از مهم‌ترین پدیده‌هایی که در دهه‌های اخیر به‌عنوان محرک ریسک سیستمی مورد توجه قرار گرفته، تشکیل و فروپاشی حباب‌های قیمتی در بازار دارایی‌ها، به‌ویژه بازار سهام، است[۲۰]. نوسانات شدید در ارزش دارایی‌ها، می‌تواند از طریق کانال‌هایی مانند بی‌ثباتی ترازنامه‌ای و سرایت شبکه‌ای، وضعیت نقدینگی و کفایت سرمایه بانک‌ها را متزلزل ساخته و به بروز بحران سیستمی منجر شود[۵، ۱۵]. این مسأله، به‌ویژه در نظام‌های بانکی با تمرکز بالا، روابط میان‌بانکی گسترده و ضعف در مقررات احتیاطی، تشدید می‌گردد. در چنین شرایطی، تحلیل هم‌زمان دو دسته از عوامل شامل ویژگی‌های مالی بانک‌ها مانند اندازه، رشد اعتبارات و نسبت اهرمی و شاخص‌های ساختار شبکه‌ای مانند مرکزیت درجه، مرکزیت بینابینی، مرکزیت نزدیکی و مرکزیت ویژه، می‌تولند درک عمیق‌تری از سازوکارهای انتقال، تشدید یا تضعیف ریسک سیستمی فراهم کند[۳،۷]. اهمیت این تحلیل زمانی دوچندان می‌شود که نقش این متغیرها در مراحل مختلف چرخه بازار، یعنی دوره‌های شکل‌گیری[1] و فروپاشی[2] حباب قیمتی، ممکن است متفاوت و حتی متضاد باشد[۸].

پژوهش حاضر، با بهره‌گیری از داده‌های بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس طی دوره ۱۳۹۳ الی ۱۴۰۲ و با اتکا به الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی[3] به تحلیل نقش متغیرهای فوق در تبیین و پیش‌بینی ریسک سیستمی در شرایط حباب می‌پردازد. افزون بر این، برای تحلیل اهمیت نسبی هر متغیر و افزایش تفسیرپذیری مدل‌های یادگیری ماشین، از رویکرد ارزش شیپلی[4] بهره گرفته شده است[۲۱،۲۷].

یافته‌های این پژوهش می‌تولند شواهدی تجربی برای بهبود چارچوب‌های نظارت مبتنی بر ریسک[5]، طراحی سیاست‌های کلان‌احتیاطی متناسب با مرحله چرخه مالی و اولویت‌بندی بانک‌ها بر اساس نقش آن‌ها در سرایت سیستمی ارائه دهد. به‌ویژه آنکه نتایج این تحلیل‌ها می‌توانند در جهت‌گیری نظارت تفکیکی، تخصیص بهینه منابع نظارتی و پیشگیری از بحران‌های آتی در نظام بانکی ایران مؤثر واقع شوند.

---

[1] boom
[2] bust
[3] Random Forest
[4] Shapley Values
[5] Risk-Based Supervision

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

آچاریا و همکاران(۲۰۲۰) در مطالعه‌ای با عنوان حباب قیمت دارایی‌ها و ریسک سیستمی با استفاده از داده‌های بانکی ۳۰ ساله با تمرکز بر ویژگی‌های نهادی بانک‌ها، دریافتند که ریسک سیستمی بانک‌ها در مراحل شکل‌گیری و فروپاشی حباب‌ها افزایش می‌یابد، به‌طوری‌که در فروپاشی‌های مسکن، بانک‌های با اهرم بالا تا ۷۰٪ افزایش ریسک تجربه می‌کنند[۱].

برونرمایر و همکاران(۲۰۱۳) در مقاله‌ای با عنوان حباب‌ها، بحران‌های مالی و ریسک سیستمی مراحل شکل‌گیری و فروپاشی حباب را شناسایی کردند و در مرحله بحرانی به اندازه‌گیری ریسک سیستمی پرداختند که در این دوره، مکانیسم‌های تشدیدکننده مانند بازخورد اعتبار–قیمت نقش کلیدی دارند[۲]. چن و همکاران(۲۰۲۱) در مقاله‌ای با عنوان حباب قیمت سهام، اهرم و ریسک سیستمی دریافتند که ریسک سیستمی در مراحل شکل‌گیری حباب افزایش می‌یابد و این ریسک در مرحله فروپاشی حباب به صورت محسوسی افزایش می‌یابد[۳]. رابرت جارو و همکاران(۲۰۲۲) در مقاله‌ای با عنوان صرف ریسک، حباب قیمت دارایی‌ها و سیاست پولی نشان دادند که سیاست‌های پولی انبساطی منجر به تشکیل حباب‌های قیمتی بزرگتر می‌شود و ریسک سیستمی را افزایش می‌دهد و سیاست پولی انقباضی، صرف ریسک را افزایش می‌دهد[۴]. سامانی‌پور، محمدی و همکاران(۱۳۹۹) در مقاله‌ای با عنوان الزامات نظارت احتیاطی کلان و تأثیر آن بر ثبات نظام بانکی ایران نشان دادند که اجرای سیاست‌های احتیاطی کلان منجر به پیشگیری از تشکیل حباب‌های قیمتی در بخش‌های مختلف اقتصادی و ایجاد ثبات در بازارهای مالی و بانکی می‌شود[۸].

آلن و گیل(۲۰۰۰) در مقاله‌ای با عنوان سرایت مالی نشان دادند که سیستم‌های با ارتباطات ناقص مالی ممکن است پایدارتر از سیستم‌های با ارتباطات کامل باشند. در بازارهای کامل، یک شوک به یک بانک می‌تواند مستقیماً همه بانک‌ها را تحت تأثیر قرار دهد، در حالی که در بازارهای ناکارا، شوک ممکن است محدودتر باشد[۹]. گای و کاپادیا(۲۰۱۰) در مقاله‌ای با عنوان سرایت در شبکه‌های مالی با استفاده از مدل شبکه تصادفی نشان دادند که یک اثر آستانه‌ای وجود دارد: زیر یک سطح خاص از اتصال، سیستم پایدار است، اما بالاتر از سطح آن، حتی شوک‌های کوچک می‌توانند به شکست‌های آسیب تبدیل شوند[۱۰]. می و هالدن(۲۰۱۱) در مقاله‌ای با عنوان ریسک سیستمی در اکوسیستم‌های بانکی استدلال کردند که پیچیدگی و اتصال زیاد سیستم مالی آن را مستعد ریسک سیستمی می‌کند[۸]. فورفین(۲۰۰۳) شبکه وام‌دهی بین‌بانکی ایالات متحده را تحلیل کرد و نشان داد بانک‌های بزرگ نقش کلیدی در انتشار شوک‌ها دارند[۹]. آپر و وارم(۲۰۰۴) بازار بین‌بانکی آلمان را بررسی کردند و نتیجه گرفتند که خطر انتقال محدود است، اما برخی بانک‌ها از نظر موقعیت شبکه‌ای حیاتی هستند[۱۶]. امینی و همکاران(۲۰۱۶) مدلی برای ارزیابی تاب‌آوری شبکه‌های مالی ارائه دادند و نشان دادند که ساختار شبکه در برابر شوک‌ها تعیین‌کننده است[۱۷]. ریسک سیستمی در بخش بانکی ارتباط نزدیکی با ویژگی‌های مالی مختلف بانک‌ها دارد. تحقیقات نشان داده است که عواملی مانند سودآوری، سرمایه‌گذاری، مدل‌های کسب‌وکار و شیوه‌های مدیریت ریسک به طور قابل‌توجهی بر مشارکت بانک در ریسک سیستمی تأثیر می‌گذارند.

سودآوری بانک با مشارکت در ریسک سیستمی و ریسک خاص آن ارتباط منفی دارد[۱۹]. با این حال، منبع سودآوری مهم است؛ اتکای بیش از حد به درآمد بدون بهره و اهرم مالی با ریسک بالاتری همراه است. مطالعه‌ای نشان داد که رقابت بیشتر باعث افزایش تنوع‌پذیری ریسک و کاهش شکنندگی سیستم می‌شود[۲۲]، اما مطالعه دیگری بیان می‌کند که رقابت بانکی با سهم در ریسک سیستمی ارتباط بالایی دارد[۲۳]. تحول دیجیتال نیز با بهبود رقابت‌پذیری و کاهش هزینه‌های مرزی، ریسک سیستمی را مهار می‌کند[۲۵]. بر این اساس، سیاست‌گذاران باید بر

فهم منابع سودآوری و ارتقای چارچوب‌های حاکمیت ریسک تمرکز کنند[۲۶]. مرور مطالعات نشان می‌دهد که ریسک سیستمی ناشی از برهم‌کنش ویژگی‌های مالی بانک‌ها و ساختار شبکه‌ای روابط آن‌ها است. پژوهش‌های بین‌المللی و داخلی اهمیت تغییرات بازار دارایی‌ها و نقش بانک‌های بزرگ در سرایت مالی را نشان داده‌اند. با این حال، بیشتر مطالعات یا صرفاً بر ویژگی‌های مالی یا ساختار شبکه متمرکز بوده‌اند، از مدل‌های خطی استفاده کرده‌اند که روابط غیرخطی را شناسایی نمی‌کنند و حباب قیمت دارایی‌ها به‌عنوان متغیر مستقل کمتر بررسی شده‌اند. همچنین کاربرد رویکردهای یادگیری ماشین و ابزارهای تفسیری مانند ارزش شیپلی در ادبیات ریسک سیستمی محدود است، در حالی که این روش‌ها می‌توانند تصویر دقیق‌تری از اهمیت نسبی متغیرها ارائه دهند.

۳. روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر در دسته تحقیقات کاربردی قرار می‌گیرد زیرا نتایج حاصل از آن می‌تواند مستقیماً مورد استفاده نهادهای نظارتی بازار پول و سیاست‌گذاران پولی و بانکی و همچنین مدیران بانک‌ها قرار گیرد. این تحقیق بر اساس داده‌های بانک‌ها در طی بازه زمانی ۱۳۹۳ الی۱۴۰۲ جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها با استفاده از نرم افزار پایتون انجام شده است. برای تجزیه و تحلیل عوامل موثر بر ریسک سیستمی بانک ها در دوره های حباب قیمتی، ابتدا دوره‌های حباب قیمتی بازارسهام با استفاده از روش سوپریمم عمومی دیکی فولر بازگشتی(BSADF) بدست آمده و در ادامه برای ارزیابی صحت نتایج دوره‌های بدست آمده از روش فیلتر هودریک پرسکات(HP) استفاده شده است. سپس ریسک سیستمی بانک‌ها با استفاده از روش تفاوت ارزش در معرض ریسک شرطی(ΔCoVaR) اندازه‌گیری شده و متغیرهای مالی بانک‌ها نظیر اهرم، اندازه بانک و رشد وام مورد بررسی و تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند. برای اندازه‌گیری ویژگی‌های ساختار شبکه بانک‌ها ابتدا با استفاده از رویکرد خودرگرسیو برداری(VAR) و تحلیل تجزیه واریانس به اندازه‌گیری معیارهای مرکزیت نظیر مرکزیت درجه، بینابینی، نزدیکی و بردار ویژه می‌پردازد. سپس با استفاده از روش جنگل تصادفی که می‌تواند روابط پیچیده و تعاملات بین متغیرها را کشف کند، اهمیت متغیرها در این مدل بر اساس تأثیر هر ویژگی بر کاهش خطای پیش‌بینی اندازه‌گیری می‌شود. این شاخص کمک می‌کند تا متغیرهایی که شاید در مدل خطی معنادار نباشند اما در پیش‌بینی کل سیستم نقش حیاتی دارند، شناسایی شوند. سپس از روش ارزش شیپلی برای تفسیر سهم و اهمیت هر متغیر در پیش‌بینی جنگل تصادفی استفاده شده است.

شناسایی ادوار حباب با استفاده از روشBSADF**:** حباب قیمتی وضعیتی است که در آن قیمت دارایی‌ها فراتر از ارزش بنیادی آن‌ها افزایش می‌یابد و در نهایت با سقوط شدید و ناگهانی قیمت‌ها، به فروپاشی بازار منجر می‌شود[۳]. از جمله روش‌هایی که در اکثر پژوهش‌ها برای شناسایی و اندازه‌گیری حباب استفاده می‌شود، روش سوپریمم عمومی دیکی فولر بازگشتی(BSADF) است. این روش براساس آزمون ریشه واحد در سری‌های زمانی طراحی شده و به شناسایی دوره‌های حبابی(زمان‌هایی که قیمت از روند اساسی خود انحراف دارد) کمک می‌کند. روش BSADF آزمون را بر اساس پنجره‌های پویا و بازگشتی انجام می‌دهد. آماره BSADF به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$BSADF=\sup_{r_0\le r_1\le r_2\le 1} ADF_{r_1,r_2} \qquad (۱)$$

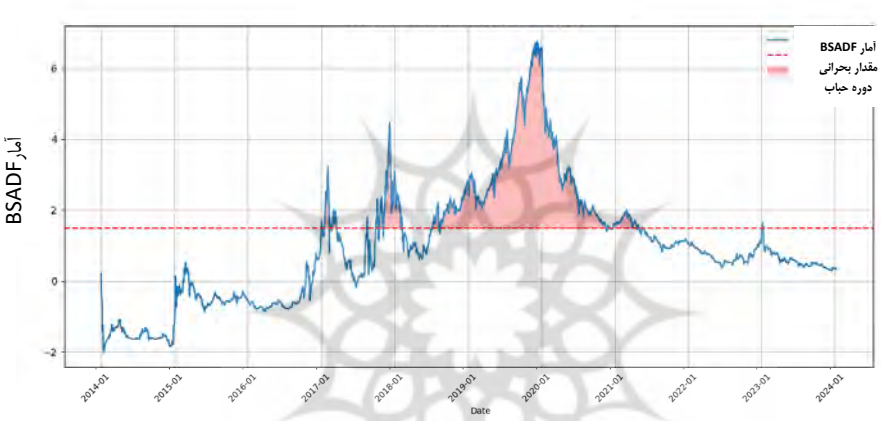
r_0: بخشی از نمونه اولیه که برای آزمون استفاده می‌شود.

r_1: نقطه شروع پنجره بازگشتی.

r_2: نقطه پایان پنجره بازگشتی.

ADF_{r_1,r_2}: آماره ADF محاسبه‌شده برای پنجره $[r_1, r_2]$

آزمون BSADF از پنجره‌های کوچکتر استفاده می‌کند تا رفتار انفجاری در بازه‌های زمانی کوتاه را شناسایی کند. مقدارsup(بیشینه) مقادیر آماره ADF به‌عنوان BSADF ذخیره می‌شود. دوره‌هایی که مقدار BSADF از مقدار بحرانی تعریف‌شده فراتر رود، به‌عنوان دوره حباب شناسایی می‌شوند. لذا برای این منظور ابتدا دوره‌های حبابی با استفاده از روش ارائه شده توسط فیلیپس و همکاران(۲۰۱۵) شناسایی می‌شوند. برای این منظور ابتدا اعداد شاخص کل بازار سهام در بازه‌ی زمانی ۱۳۹۳ الی ۱۴۰۲ استخراج گردیده است سپس به جهت کاهش نوسانات و بهبود نتایج، داده‌ها به صورت لگاریتمی تغییر یافته‌اند. سپس اندازه اولین زیرمجموعه داده‌ها که آزمون ADF به صورت بازگشتی از آن آغاز می‌شود، تعیین می‌گردد. با معیار BIC یا AIC تعداد وقفه‌ها تعیین می‌گردند. سپس آزمون ADF برای هر پنجره از ابتدا تا نقطه r به صورت بازگشتی اجرا می‌گردد. در مرحله بعد در تمامی پنجره‌های بازگشتی، مقدار بیشینه ADF به عنوان آماره محاسبه می‌شود. در مرحله بعد مقدار بحرانی با استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو برای مقایسه با مقدار آماره BSADF به دست آمده در مرحله قبل مقایسه می‌شوند. نقطه شروع حباب اولین تاریخی است که مقدار بحرانی از مقدار آماره BSADF بیشتر می‌شود. نتایج بدست آمده در این مرحله به شرح نمودار(۱) می‌باشد:



نمودار ۱. *آزمون BSADF برای تشخیص حباب های قیمتی*

- **ارزیابی صحت ادوار حبابی شناسایی شده با استفاده از روش فیلتر هودریک پرسکات(HP):**

فیلترHP یک روش متداول در تحلیل سری‌های زمانی اقتصادی و مالی است که برای جدا کردن روند بلندمدت از نوسانات کوتاه‌مدت استفاده می‌شود. این روش فرض می‌کند هر سری زمانی y_t از دو جزء تشکیل شده است: روند بلندمدت(τ_t) و نوسان کوتاه‌مدت(c_t) به طوری که $y_t = \tau_t + c_t$.

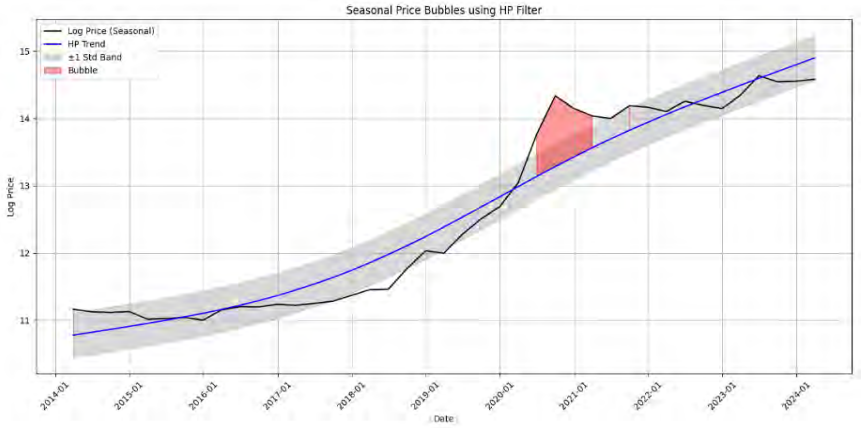
فیلترHP با حل یک مسئله کمینه‌سازی، روندی صاف و روان پیدا می‌کند که نوسانات کوتاه‌مدت را از داده جدا می‌سازد و پارامتر هموارسازی λ میزان صاف بودن روند را کنترل می‌کند؛ مقادیر بزرگ‌تر λ روندی صاف‌تر ایجاد می‌کنند. این روش در تحلیل قیمت دارایی‌ها، رشد اقتصادی، و تشخیص حباب‌های مالی کاربرد فراوان دارد و به پژوهشگران امکان می‌دهد تا تأثیر روند بلندمدت و نوسانات کوتاه‌مدت را به‌طور جداگانه بررسی کنند(هدریک و پرسکات،۱۹۹۷). HP با حل مسئله کمینه‌سازی زیر عمل می‌کند:

$$\min_{\tau} \sum_{t=1}^{T} (y_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1})]^2 \qquad (۲)$$

جمله اول: مجموع مربعات انحرافات سری اصلی از روند

جمله دوم: مقدار تغییر شتاب روند

(λ) پارامتر هموارسازی است و هر چه بزرگتر باشد، روند صاف‌تر است و نوسانات کوتاه‌مدت حذف می‌شوند اما هر چه کوچک‌تر باشد روند انعطاف پذیرتر است و نوسانات بیشتری در روند باقی می‌ماند.



***نمودار ۲**. تشخیص حباب قیمتی دارایی ها با استفاده از روش HP*

انتخاب روش BSADF به دلیل توانایی آن در شناسایی حباب‌های چندگانه و پشت‌سرهم در سری‌های زمانی بدون نیاز به بازگشت کامل به روند میان حباب‌ها است. از آنجا که تمرکز تحقیق بر تحلیل کاربردی داده‌ها و تطابق زمانی حباب‌ها با سایر متغیرهای کلیدی بوده است، استفاده از BSADF با ساختار پنجره‌های بازشونده1 پاسخ‌گوی اهداف تحقیق بود. در کنار آن از فیلتر(HP) نیز برای بررسی روند و چرخه قیمت‌ها و تأیید نتایج به‌دست‌آمده از آزمونBSADF بهره گرفته شد. گرچه روش GSADF در برخی مطالعات برای پوشش همزمان ساختارهای پیچیده‌تر پیشنهاد شده، اما با توجه به محدودیت‌های محاسباتی، حساسیت بیشتر به انتخاب پارامترها و عدم وجود شواهد کافی از بروز حباب‌های همپوشان(هنگامی که قیمت‌ها بدون وقفه از یک دوره حبابی وارد حباب دیگر می‌شوند، یا چند موج قیمتی در دل یک روند ناپایدار ایجاد می‌شود) در داده‌های این تحقیق، به‌کارگیری آن ضرورتی نداشت. ترکیب نتایج حاصل از BSADF و فیلتر HP توانست شواهد کافی برای شناسایی و تحلیل دوره‌های حبابی ارائه دهد. نتایج حاصل از این دو روش نشان می‌دهد:

- ✓ در دوره‌هایی مانند ۲۰۱۷ و ۲۰۲۱، هر دو روش به طور همزمان وجود حباب قیمتی را تأیید کرده‌اند که نشان‌دهنده قابلیت اطمینان بالای نتایج در این بازه‌ها است.
- ✓ همبستگی مثبت بین نتایج دو روش در اکثر دوره‌ها، کارایی ترکیب این دو روش را در شناسایی حباب‌ها تأیید می‌کند.

یافته‌های این مطالعه بر اهمیت استفاده ترکیبی از روش‌های مختلف در شناسایی حباب‌های قیمتی تأکید دارد. در حالی که روشBSADF در شناسایی حباب‌های انفجاری کوتاه‌مدت کارایی دارد، فیلترHP می‌تولند انحرافات پایدارتر از روند بلندمدت را تشخیص دهد. ترکیب این دو روش می‌تواند به سیاست‌گذاران و سرمایه‌گذاران در تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر کمک کند.

[1] expanding window

تخمین ریسک سیستمی: در این پژوهش برای اندازه‌گیری ریسک سیستمی از روش تفاوت ارزش در معرض ریسک شرطی($\Delta CoVaR$) استفاده شده است. این شاخص نشان‌دهنده تأثیر یک نهاد مالی خاص بر ریسک کل سیستم در شرایط بحرانی است و از طریق تفاوت بین $CoVaR$ در شرایط عادی و بحرانی محاسبه می‌شود. فرمول کلی $\Delta CoVaR$ به صورت زیر است:

$$\Delta CoVaR_i = CoVaR_i^{distress} - CoVaR_i^{median} \qquad (۳)$$

$CoVaR_i^{distress}$: ارزش در معرض ریسک شرطی سیستم مالی با فرض اینکه نهاد مالی i در وضعیت بحرانی قرار دارد.

$CoVaR_i^{median}$: ارزش در معرض ریسک شرطی سیستم مالی با فرض اینکه نهاد مالی i در وضعیت میانه (عادی) قرار دارد.

از مدل رگرسیون کوانتایل شرطی برای تخمین $CoVaR$ استفاده می‌شود:

$$R_m = \beta_0 + \beta_i R_1 + \varepsilon \qquad (۴)$$

در این مدل β_i ارتباط بین بازده بانک i و بازده سیستم را در شرایط بحرانی نشان می‌دهد. مقدار $CoVaR$ و در نتیجه $\Delta CoVaR$ برای هر بانک محاسبه می‌شود.

در ادبیات ریسک سیستمی معیارهای متعددی معرفی شده است. از جمله شاخص $\Delta CoVaR$[۳] که بر سرریز ریسک یک بانک به کل سیستم تمرکز دارد، شاخصMES[۲] که سهم بانک در زیان‌های سیستم در شرایط بحرانی را نشان می‌دهد و شاخص$SRISK$[۴] که بر کسری سرمایه بانک‌ها در زمان بحران تأکید می‌کند. هر یک از این معیارها ابعاد متفاوتی از ریسک سیستمی را پوشش می‌دهند. با این حال انتخاب $\Delta CoVaR$ در این پژوهش به دلیل قابلیت آن در سنجش مستقیم اثر انتقال ریسک، امکان رتبه‌بندی بانک‌ها و سازگاری با تحلیل‌های شبکه‌ای صورت گرفته است. در مقابل MES و $SRISK$ بیشتر بر زیان‌های مورد انتظار و کفایت سرمایه تمرکز دارند و برای اهداف پژوهش حاضر که بررسی پیوندهای شبکه‌ای بانک‌هاست، مناسب‌تر از $\Delta CoVaR$ نبودند. جدول(۱) آمار توصیفی ریسک سیستمی محاسبه شده برای هر کدام از بانک‌ها را نشان می‌دهد.

***جدول*۱.** *آمار توصیفی ریسک سیستمی(درصد)*

بانک	میانگین	انحراف معیار	کمینه	میانه	بیشینه
ملت	۱/۸	۱/۱	۰/۱	۱/۸	۳/۵
پاسارگاد	۱/۹	۱/۲	۰/۱	۲/۰	۳/۵
تجارت	۲/۲	۱/۴	۰/۱	۲/۲	۵/۹
صادرات	۲/۳	۱/۳	۰/۱	۲/۵	۴/۹
پارسیان	۲/۳	۱/۳	۰/۱	۲/۵	۴/۹
شهر	۱/۳۶	۹۴/۰	۰/۵	۲/۴	۶/۵
اقتصاد نوین	۳/۲	۱/۲	۱/۰	۳/۳	۵/۱
خاور	۳/۰	۱/۳	۱/۰	۲/۸	۵/۹
سامان	۳/۴	۲/۰	۰/۴	۳/۱	۶/۵
پست بانک	۲/۷	۱/۹	۰/۱	۲/۷	۹/۹
کارآفرین	۳/۵	۱/۵	۰/۷	۳/۹	۶/۷
دی	۲/۸	۱/۸	۰/۷	۲/۴	۶/۶

رسالت	۱/۰۸	۶/۲	۰/۲	۰/۶	۱/۲
گردشگری	۱/۸۱	۳/۵	۰/۲	۰/۶	۸/۶
سینا	۲/۷	۱/۵	۰/۸	۲/۶	۸/۷
ملل	۰/۰۰۹	۲/۱	۰/۴	۲/۸	۴/۳
سرمایه	۰/۳۰۱	۱/۴	۰/۵	۲/۵	۷/۲
ایران زمین	۵۸/۱	۳/۷	۰/۲	۳/۱	۷/۴
آینده	۲/۰	۲/۲	۰/۲	۱/۹	۹/۷

نتایج نشان می‌دهد میانگین شاخص CoVaR بانک‌های مورد بررسی بین ۱.۸۰٪ تا ۳.۵۰٪ بوده که بیانگر سطح متوسط تا نسبتاً بالای ریسک سیستمی در نظام بانکی ایران و ضرورت توجه ویژه به مدیریت آن است. بانک ملت کم‌ریسک‌ترین(۱.۸۰٪) و بانک‌های کارآفرین(۳.۵۰٪) و سامان(۳.۴۰٪) پرریسک‌ترین بانک‌ها شناسایی شده‌اند. از نظر نوسان، بانک آینده بیشترین بی‌ثباتی(انحراف معیار ۲.۲۰٪) و بانک ملی پایدارترین عملکرد(۱.۱۰٪) را داشته‌اند. همچنین، در برخی دوره‌ها، پست بانک(۹.۸۷٪) و بانک آینده(۹.۷۱٪) با اوج‌گیری شدید ریسک سیستمی مواجه شده‌اند که احتمالاً با رویدادهای اقتصادی یا تغییرات سیاست پولی مرتبط بوده است.

ویژگی‌های ساختاری شبکه: برای شناسایی ارتباطات پویای میان بانک‌ها و استخراج ساختار شبکه‌ای، از مدل خودرگرسیون برداری(VAR) و تجزیه واریانس خطای پیش‌بینی(FEVD) استفاده شد. در این رویکرد، بازده روزانه سهام بانک‌ها محاسبه و سپس یک مدل VAR چندمتغیره به‌صورت زیر برآورد گردید:

$$R_t = \sum_{i=1}^{p} A_i R_{t-i} + \varepsilon_t \qquad (۵)$$

R_t :بردار بازده سهام بانک‌ها در زمان t.

A_i :ماتریس ضرایب برآوردی.

P: وقفه بهینه تعیین‌شده بر اساس معیارهای اطلاعاتی (BIC و AIC).

ε_t :بردار جملات خطا.

سپس با استفاده از روش دیبولد و ییلماز (۲۰۱۴)، سهم هر بانک در واریانس خطای پیش‌بینی سایر بانک‌ها محاسبه شد.

$$\theta_{ij}^{(H)} = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A^h \Sigma e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A^h \Sigma A^{h'} e_i)} \qquad (۶)$$

H: افق پیش‌بینی

e_i : بردار انتخابی با مقدار یک در مؤلفه i

Σ: ماتریس کوواریانس جملات خطا

خروجی این محاسبات ماتریس وابستگی جهت‌دار میان بانک‌هاست که به‌عنوان ماتریس مجاورت شبکه بانکی در نظر گرفته می‌شود. این ماتریس نشان‌دهنده شدت اثرگذاری بانک j بر بانکi در یک افق زمانی مشخص است. در نهایت، بر اساس این شبکه وزنی، شاخص‌های مرکزیت محاسبه و برای تحلیل ساختار شبکه و سنجش نقش هر بانک در سرایت ریسک استفاده شدند. در این پژوهش برای اندازه‌گیری ویژگی‌های ساختار شبکه از شاخص‌های مرکزیت، برگرفته از مقالات اردکانی و همکاران(۲۰۲۰) و یانک و همکاران(۲۰۲۳) استفاده شده است.

مرکزیت درجه: تعداد ارتباطات مستقیم یک بانک با سایر بانک‌های شبکه را اندازه‌گیری می‌کند و نشان‌دهنده سطح فعالیت یا مشارکت بانک در شبکه است.

$$\text{Degree}_i = \sum_i A_{ij} \qquad (۷)$$

A_{ij}: مقدار باینری که وجود(۱) یا عدم وجود(۰) ارتباط بین بانک i و j را نشان می‌دهد.

مرکزیت بینابینی: میزان واسطه‌گری یک بانک در مسیرهای کوتاه بین سایر بانک‌ها را اندازه‌گیری می‌کند. مرکزیت بینابینی بیشتر نشان‌دهنده نفوذ بیشتر در کنترل جریان‌ها در شبکه است.

$$\text{Betweenness}_i = \sum_{s\neq i\neq t} \frac{\sigma_{st(i)}}{\sigma_{st}} \qquad (۸)$$

σ_{st}: تعداد کل مسیرهای کوتاه بین گره s و t.

$\sigma_{st}(i)$: تعداد مسیرهای کوتاه که از گره i عبور می‌کنند.

مرکزیت نزدیکی: نشان می‌دهد که یک بانک چقدر سریع می‌تواند به سایر بانک‌های شبکه دسترسی پیدا کند. مرکزیت نزدیکی بالاتر به معنای مرکزی‌تر بودن بانک و فاصله کوتاه‌تر آن با سایر بانک‌ها است.

$$\text{Closeness}_i = \frac{1}{\sum_i d(i,j)} \qquad (۹)$$

$d(i,j)$: کوتاه‌ترین فاصله بین بانک i و j.

مرکزیت ویژه: اهمیت یک بانک را در کل شبکه اندازه‌گیری می‌کند، به‌گونه‌ای که نه تنها تعداد ارتباطات بانک، بلکه کیفیت یا تأثیرگذاری بانک‌های مرتبط با آن را نیز در نظر می‌گیرد.

$$\text{Eigenvector}_i = \lambda \sum_i A_{ij}.\, \text{Eigenvector}_j \qquad (۱۰)$$

λ : مقدار ویژه مرتبط با بردار مرکزیت.

A_{ij}: عنصر ماتریس مجاورت بین بانک i و j.

بر اساس نتایج اندازه‌گیری ویژگی‌های ساختار شبکه در جدول(۲) بانک ملت با بالاترین مرکزیت درجه(۱.۸۴) و مقادیر قابل توجه در مرکزیت نزدیکی(۰.۸۷) و بردار ویژه(۰.۲۷)، جایگاه محوری و نفوذ بالایی در شبکه دارد، هرچند مرکزیت بینابینی آن(۰.۰۲) نشان‌دهنده نقش متوسط در واسطه‌گری است. بانک رسالت نیز با بالاترین مرکزیت نزدیکی(۰.۹۵) و مرکزیت بردار ویژه(۰.۲۸) از نظر دسترسی و اهمیت ساختاری در موقعیت برجسته‌ای قرار دارد، اما مرکزیت بینابینی پایین(۰.۰۱) بیانگر محدودیت نقش واسطه‌ای آن است. در مقابل، بانک گردشگری با کمترین مرکزیت درجه(۱.۰۰) جایگاه حاشیه‌ای‌تری دارد، اما همچنان در شاخص نزدیکی(۰.۸۵) و بردار ویژه(۰.۲۶) عملکرد قابل قبولی نشان می‌دهد. بانک‌هایی مانند تجارت و صادرات با مرکزیت بینابینی صفر، نقش اندکی در واسطه‌گری دارند، ولی مرکزیت درجه نسبتاً بالا(۱.۵۱ و ۱.۳۴) و نزدیکی مناسب(۰.۷۲ و ۰.۷۹) نشان‌دهنده ارتباطات مستقیم قوی آن‌هاست. بانک‌های سامان، شهر و کارآفرین با مقادیر متعادل در هر چهار شاخص(مرکزیت درجه ۱.۶۳ تا ۱.۷۳، نزدیکی ۰.۸۳ تا ۰.۹۰، بردار ویژه ۰.۲۵ تا ۰.۲۷ و بینابینی ۰.۰۲) جایگاهی پایدار و متوازن داشته و هم در ارتباطات و هم در انتقال منابع و اطلاعات نقش مؤثری ایفا می‌کنند. در این میان، بانک آینده با مرکزیت بردار ویژه ۰.۲۱ و نزدیکی ۰.۷۹ اهمیت کمتری در ساختار شبکه دارد، اما مرکزیت درجه ۱.۳۹ نشان می‌دهد که همچنان با تعداد قابل توجهی از بانک‌ها ارتباط مستقیم دارد.

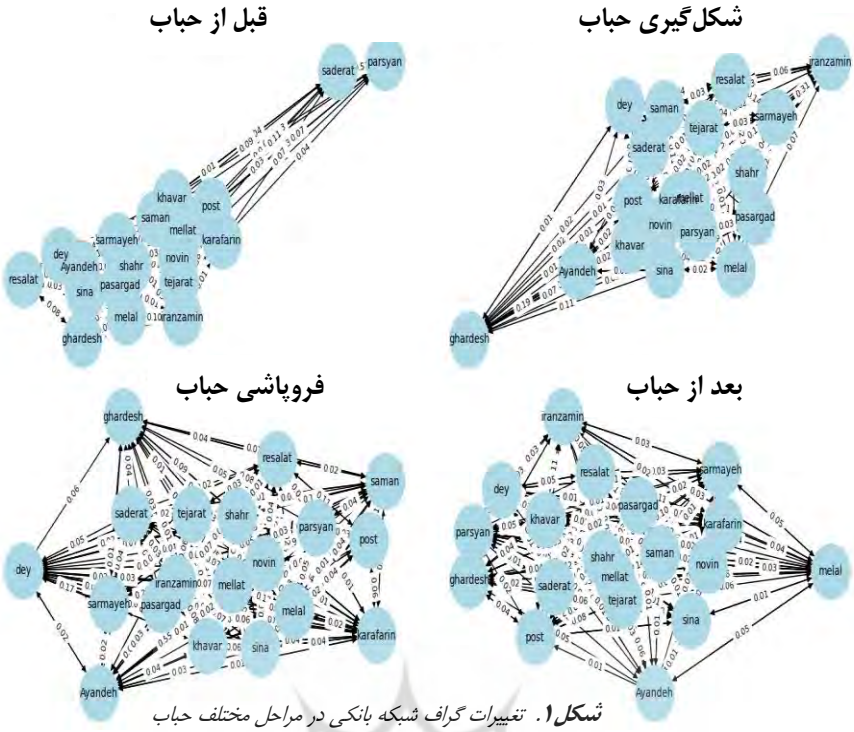
جدول ۲. *ویژگی‌های ساختار شبکه بانک‌ها*

	مرکزیت بردار ویژه	مرکزیت بینابینی	مرکزیت نزدیکی	مرکزیت درجه
ملت	۰/۲۷	۰/۰۲	۰/۸۷	۱/۸۴
پاسارگاد	۰/۲۳	۰/۰۱	۰/۷۹	۱/۷۲
تجارت	۰/۱۹	۰/۰۰	۰/۷۲	۱/۵۱
صادرات	۰/۲۳	۰/۰۰	۰/۷۹	۱/۳۴
پارسیان	۰/۲۲	۰/۰۱	۰/۷۸	۱/۳۸
شهر	۰/۲۵	۰/۰۲	۰/۸۶	۱/۶۳
نوین	۰/۲۴	۰/۰۱	۰/۸۱	۱/۶۹
خاور	۰/۲۳	۰/۰۱	۰/۷۸	۱/۵۹
سامان	۰/۲۷	۰/۰۲	۰/۸۶	۱/۷۲
پست	۰/۲۵	۰/۰۲	۰/۸۳	۱/۶۵
کارآفرین	۰/۲۶	۰/۰۲	۰/۸۵	۱/۷۳
دی	۰/۲۶	۰/۰۲	۰/۹۰	۱/۵۶
رسالت	۰/۲۸	۰/۰۱	۰/۹۵	۱/۶۲
گردش	۰/۲۶	۰/۰۰	۰/۸۵	۱/۰۰
سینا	۰/۲۶	۰/۰۱	۰/۸۵	۱/۶۹
ملل	۰/۲۶	۰/۰۱	۰/۸۴	۱/۵۸
سرمایه	۰/۲۸	۰/۰۱	۰/۹۳	۱/۶۶
آینده	۰/۲۱	۰/۰۰	۰/۷۹	۱/۳۹
ایران زمین	۰/۲۷	۰/۰۰	۰/۹۰	۱/۳۸

در شکل(۱) گراف وضعیت شبکه بانکی در مراحل مختلف حباب، ترسیم گردیده است.

تحلیل گراف‌های شبکه بین‌بانکی در چهار مقطع چرخه حباب نشان می‌دهد که ساختار روابط مالی بانک‌ها هم‌زمان با تغییر شرایط بازار دچار دگرگونی‌های قابل توجهی می‌شود. در مرحله پیش از حباب، شبکه با وزن ارتباطات پایین(۰/۰۱ تا ۰/۰۴) و توزیع متعادل روابط میان گره‌ها، ساختاری پایدار و غیرمتمرکز دارد و بانک صادرات با وجود نقش مرکزی، نفوذ محدودی در شبکه دارد. در مرحله شکل‌گیری حباب، افزایش محسوس وزن یال‌ها(تا ۰/۱۹) و تراکم شبکه، همراه با ارتقای جایگاه مرکزی بانک ایران‌زمین و ایجاد ارتباطات قوی با بانک‌هایی مانند پارسیان و صادرات، نشانه‌ای از رشد فعالیت‌های مالی و احتمال ورود سرمایه‌های سفته‌بازانه است.

با ورود به مرحله فروپاشی حباب، وزن ارتباطات کاهش می‌یابد(۰/۰۶ تا ۰/۰۷) اما شبکه همچنان متراکم باقی می‌ماند و بانک گردشگری و دی نقش پررنگ‌تری در مدیریت نقدینگی و کنترل بحران ایفا می‌کنند. در مرحله پس از حباب، کاهش بیشتر وزن‌ها(۰/۰۳ تا ۰/۰۵)و افت تراکم شبکه، همراه با نقش محوری بانک ملت در بازسازی و هدایت روابط مالی، حاکی از احتیاط بیشتر بانک‌ها در تعاملات بین‌بانکی و تلاش برای بازگشت به ثبات است.



شکل۱. *تغییرات گراف شبکه بانکی در مراحل مختلف حباب*

متغیرهای مالی بلنک‌ها: در این پژوهش از متغیرهای کلیدی مانند لندازه بلنک، رشـــد وام و اهرم مالی برگرفته از مقاله برونمیر و همکاران(۲۰۱۹) به عنوان متغیرهای مستقل به شرح زیر استفاده شده است:

اهرم مالی[1]: در دوران شـــکل‌گیری حباب اگر ســـپرده‌ها به دلیل ســـرمایه‌گذاری در دارایی‌هایی با بازدهی بیش‌تر هدایت شوند، میزان پایداری سپرده‌های بانک‌ها کاهش می‌یابد و بانک‌ها برای جذب منابع بیشتر به استقراض روی می‌آورند. در این صورت اهرم مالی افزایش یافته و بانک‌ها در برابر شوک‌های اقتصادی آسیب‌پذیرتر می‌شوند. لذا در این پژوهش برای اندازه‌گیری این متغیر از حاصل نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌های بانک استفاده شده است.

رشـد وام[2]: در دوران شـکل‌گیری حباب معمولاً نرخ‌های بهره به نسـبت پایین‌تر از حد معمول اسـت و این شـرایط باعث می‌شـــود که افراد برای تأمین منابع مالی خود به وام گرفتن و دریافت منابع ارزان قیمت روی بیاورند. در این دوران تقاضـای وام سـرمایه‌گذاران برای اسـتفاده از بازدهی فرصـت‌های سـرمایه‌گذاری، افزایش می‌یابد. همچنین در دوران فروپاشـی حباب نیز بانک‌ها برای حفظ نقدینگی خود از اعطای وام خودداری می‌کنند. لذا در این پژوهش برای اندازه‌گیری میزان رشـــد وام‌های اعطایی بانک‌ها، از حاصـــل تفاوت لگاریتم طبیعی کل بدهی بانک‌ها در طول دوره محاسبه می‌شود.

اندازه بانک[3]: اندازه بانک‌ها در دوران حباب نقش حیاتی در ریسک سیستمی ایفا می‌کند. بانک‌های بزرگ‌تر به دلیل نقش سیستمی، استفاده از اهرم مالی بیشتر، وابستگی به دارایی‌های خاص و رقابت بالا برای جذب منابع، می‌توانند به طور قابل توجهی بر شدت ریسک سیستمی تاثیر بگذارند. برای محاسبه اندازه بانک از لگاریتم طبیعی کل دارایی‌ها استفاده می‌شود.

[1] Leverage
[2] Loan Growth
[3] Size

با توجه به تمرکز این پژوهش بر ویژگی‌های درون‌زا و ساختار شبکه‌ای بانک‌ها، متغیرهای کلان اقتصادی به‌صورت مستقیم وارد مدل نشده‌اند؛ با این حال، اثرات آن‌ها به‌طور غیرمستقیم از طریق متغیرهای زمان–مقطعی و شاخص‌های بازار کنترل شده‌اند. در این پژوهش، تمرکز اصلی بر ویژگی‌های مالی بانک‌ها و ساختار شبکه‌ای ارتباطات آن‌ها به‌عنوان عوامل درون‌زا و قابل مدیریت توسط نظام بانکی است. اگرچه متغیرهای کلان اقتصادی نظیر تورم، نرخ بهره یا رشد اقتصادی می‌توانند بر شکل‌گیری حباب‌های قیمتی و تغییرات ریسک سیستمی اثرگذار باشند[۱۲]، اما ورود مستقیم آن‌ها به مدل از چند جهت مناسب تشخیص داده نشد. نخست، هدف پژوهش تحلیل درون‌بخشی شبکه بانکی در سطح خرد و میانه است و ورود متغیرهای کلان، سطح تحلیل را از تمرکز بر بانک‌ها به سطح کلان تغییر می‌دهد که می‌تواند موجب انحراف از پرسش اصلی تحقیق گردد. دوم، متغیرهای کلان در بسیاری از موارد از طریق متغیرهای مالی بانک‌ها(مانند اهرم مالی، رشد تسهیلات یا نقدینگی) بر ریسک سیستمی اثر می‌گذارند و افزودن آن‌ها به مدل، خطر همخطی چندگانه و دوگانگی اثر[1] را افزایش می‌دهد[۱۸]. سوم، اثرات کلان اقتصادی به‌طور غیرمستقیم از طریق متغیرهای زمان–مقطعی[2] و شوک‌های بازار سهام که در مدل لحاظ شده‌اند کنترل می‌شوند، به همین دلیل ضرورتی برای ورود مستقیم آن‌ها وجود ندارد. در نهایت، یافته‌های مبتنی بر متغیرهای مالی و شبکه‌ای بانک‌ها، به دلیل قابلیت اعمال در حوزه سیاست‌گذاری بانکی و نظارت کلان‌احتیاطی، برای مقام ناظر کاربردی‌تر است؛ در حالی که متغیرهایی چون تورم یا نرخ بهره عمدتاً در قلمرو سیاست‌های کلان اقتصادی قرار دارند و خارج از کنترل مستقیم نهادهای ناظر بانکی محسوب می‌شوند. بر این اساس، عدم ورود متغیرهای کلان اقتصادی به مدل، نه یک محدودیت، بلکه انتخابی آگاهانه در راستای حفظ تمرکز پژوهش و افزایش قابلیت کاربرد نتایج در سیاست‌گذاری بانکی بوده است.

برای اجرای مدل‌های پیش‌بینی، ابتدا داده‌ها پاک‌سازی و آماده‌سازی شدند. این مرحله شامل اصلاح داده‌های ناقص، نرمال‌سازی مقادیر و تبدیل متغیرها به فرمت مناسب برای مدل بود. سپس داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی و آزمون تقسیم شدند تا مدل بتواند با داده‌های آموزشی آموزش ببیند و با داده‌های آزمون عملکرد آن سنجیده شود. در مرحله بعد، مدل با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین آموزش داده شد و پارامترهای کلیدی مدل به گونه‌ای تنظیم شدند که دقت پیش‌بینی بهینه شود. به‌طور خاص، برای انتخاب بهترین مقادیر پارامترهای مدل از الگوریتم بهینه‌سازی استفاده شد، که به طور هوشمند بهترین ترکیب پارامترها را بر اساس عملکرد مدل پیدا می‌کند.

استفاده از رویکرد الگوریتم جنگل تصادفی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها: در این پژوهش، الگوریتم جنگل تصادفی به‌عنوان یکی از روش‌های یادگیری ماشین نظارتی برای تحلیل ریسک سیستمی بانک‌ها انتخاب شده است. مزایای این روش نسبت به سایر الگوریتم‌ها مانند XGBoost، SVM و شبکه‌های عصبی شامل تفسیرپذیری بالا، مقاومت در برابر بیش‌برازش، پایداری در برابر داده‌های پرت و نویزی، سادگی پیاده‌سازی و کارایی مناسب در داده‌های چندبعدی و غیرخطی است. جنگل تصادفی با ترکیب تعداد زیادی درخت تصمیم‌گیری و استفاده از نمونه‌گیری تصادفی، توانایی مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرها را بدون نیاز به فروض سخت‌گیرانه مدل‌های اقتصادسنجی کلاسیک فراهم می‌سازد. افزون بر این، قابلیت استخراج اهمیت متغیرها و سازگاری با روش‌هایی مانند ارزش شیپلی امکان تحلیل دقیق‌تری از عوامل اثرگذار بر ریسک سیستمی را ایجاد می‌کند.

شواهد تجربی نیز نشان می‌دهند که در شرایط عادی بازارهای مالی، مدل‌های خطی مانند رگرسیون پانل و VAR کفایت نسبی در توضیح تغییرات ریسک دارند، اما در شرایط بحران و شکل‌گیری یا ترکیدن حباب‌های قیمتی که روابط میان متغیرها پیچیده و غیرخطی می‌شوند، الگوریتم‌هایی چون جنگل تصادفی برتری محسوسی دارند.

[1] double counting
[2] time fixed effects

مطالعاتی نظیر وانگ و همکاران(۲۰۲۰) و کو و همکاران(۲۰۲۱) نشان داده‌اند که جنگل تصادفی در پیش‌بینی نکول و تحلیل ریسک بانکی، تعادلی میان دقت پیش‌بینی و تفسیرپذیری برقرار کرده و عملکردی بهتر از بسیاری از مدل‌های خطی و حتی برخی روش‌های Boosting دارد. بر این اساس، انتخاب جنگل تصادفی در این پژوهش به‌عنوان ابزاری کارآمد برای تحلیل ریسک سیستمی بانک‌ها موجه است. برای اجرای الگوریتم جنگل تصادفی، ابتدا داده‌ها جمع‌آوری و پیش‌پردازش می‌شوند که شامل پاکسازی مقادیر ناقص یا نادرست، نرمال‌سازی متغیرها و تفکیک داده‌ها به مجموعه‌های آموزش و آزمون است. پس از آن، ویژگی‌های مؤثر شناسایی شده و مدل با تعیین هایپرپارامترهای کلیدی مانند تعداد درخت‌ها، عمق درخت و تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده تصادفی در هر گره آموزش داده می‌شود. پیش‌بینی‌ها با تجمیع خروجی تمام درخت‌ها(میانگین برای مسائل رگرسیون و رأی‌گیری اکثریت برای مسائل طبقه‌بندی) تولید شده و عملکرد مدل با معیارهایی مانند RMSE، MAE و R^2 ارزیابی می‌گردد. در نهایت، اهمیت ویژگی‌ها با استفاده از شاخص‌های داخلی جنگل تصادفی یا روش‌هایی مانند ارزش شیپلی تحلیل می‌شود تا نقش متغیرها در پیش‌بینی ریسک سیستمی به‌صورت شفاف و قابل تفسیر ارائه گردد.

تفسیر مدل با ارزش شیپلی: ارزش شیپلی، مبتنی بر نظریه بازی‌ها، یک ابزار قدرتمند برای تفسیر سهم و اهمیت هر متغیر در پیش‌بینی مدل‌های یادگیری ماشین است. این روش با بررسی تمامی ترکیب‌های ممکن از متغیرها و محاسبه تغییرات خروجی مدل در اثر اضافه شدن هر متغیر، سهم آن را به‌صورت میانگین در تمامی سناریوهای ممکن ارزیابی می‌کند. یکی از ویژگی‌های برجسته مقادیر شیپلی، توانایی آن در شناسایی اثرات متقابل بین متغیرها و ارائه تفسیری منصفانه و جامع از نقش هر متغیر در پیش‌بینی خروجی مدل است. این روش به‌ویژه در مدل‌های پیچیده‌ای مانند جنگل تصادفی که روابط غیرخطی و چندبعدی بین متغیرها را مدل‌سازی می‌کنند، بسیار کاربردی است. همچنین، مقادیر شیپلی امکان شناسایی و تحلیل دقیق متغیرهای کلیدی و اثرات متقابل آنها را فراهم می‌آورد. این تحلیل نه‌تنها اهمیت نسبی متغیرها را مشخص کرد، بلکه جهت تأثیر (مثبت یا منفی) و نحوه تعامل آنها را نیز آشکار ساخت، که برای تصمیم‌گیری سیاستی بسیار ارزشمند است. بر اساس معادله(۷)، ارزش شیپلی یک متغیر در یک مدل N متغیره با تابع ارزش v، میانگین ارزش افزودهای است که آن متغیر به ازای پیوستن به هر گروه ممکنی از دیگر متغیرها، ایجاد می کند:

$$\emptyset_i(v) = \sum_{S \subseteq N\{i\}} \frac{|S|!(|N|-|S|-1)!}{|N|!} [v((S \cup \{i\})) - v(S)] \qquad (۱۱)$$

$\emptyset_i(v)$:مقدار شیپلی برای بازیکن i؛

N: تعداد کل بازیکنان ؛

S: زیر مجموعه ای از بازیکنان به غیر از بازیکن i؛

|S|: تعداد اعضای زیر مجموعه S؛

$v((S \cup \{i\})) - v(S)$: سهم نهایی بازیکن i هنگام پیوستن به زیرمجموعهS؛

$\frac{|S|!(|N|-|S|-1)!}{|N|!}$: وزن شاپلی یا ضریب ترکیبی، احتمال وقوع یک ترتیب خاص از ورود بازیکنان را نشان می‌دهد.

٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

برای آموزش مدل جنگل تصادفی، انتخاب هایپرپارامترها به‌صورت نظام‌مند و بر اساس فرایند اعتبارسنجی متقاطع (Cross-Validation) انجام شد. به‌طور مشخص، تعداد درخت‌ها(n_estimators)، عمق حداکثر درخت‌ها

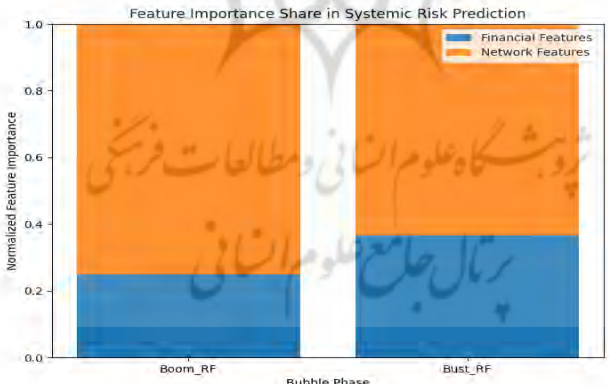
(max_depth) و حداقل نمونه در هر برگ(min_samples_leaf) با استفاده از جست‌وجوی شبکه‌ای (Grid Search) و معیارهایی مانند ریشه میانگین مربعات خطا(RMSE) و ضریب تعیین(R^2) در داده‌های اعتبارسنجی انتخاب گردید. این رویکرد به ما اطمینان داد که مقادیر انتخاب‌شده برای هایپرپارامترها بهینه بوده و از بیش‌برازش مدل جلوگیری می‌شود[۴،۵]. به این ترتیب، انتخاب پارامترها نه به‌صورت دلخواه بلکه در چارچوب روش‌های معتبر آماری و یادگیری ماشین صورت گرفته است.

جدول۳. *مقادیر بهینه‌شده هایپرپارامترهای مدل به تفکیک دوره‌های حباب*

هایپرپارامتر	شکل‌گیری حباب (Boom)	فروپاشی حباب (Bust)	تفاوت‌های کلیدی
n_estimators	۱۵۰	۲۵۰	نیاز به درختان بیشتر در دوره بحرانی
max_features	sqrt	log2	تنوع ویژگی‌های مؤثر در دوره بحران
min_samples_split	۳	۸	تقسیم‌بندی محتاطانه‌تر در بحران
min_samples_leaf	۱	۳	جلوگیری از بیش‌برازش در نوسانات شدید
max_depth	۱۲	۸	عمق کمتر برای اجتناب از الگوهای پیچیده بحرانی

مدل در دوره شکل‌گیری حباب با هایپرپارامترهای ساده‌تر(۱۵۰ درخت، عمق ۱۲) تنظیم شد، در حالی که برای دوره فروپاشی از ساختار پیچیده‌تر(۲۵۰ درخت، عمق ۸) با معیارهای تقسیم محتاطانه‌تر(min_samples_split=۸) استفاده گردید. این تنظیمات متفاوت، انعطاف‌پذیری مدل در برخورد با الگوهای آرام رشد در مقابل نوسانات شدید بحرانی را تضمین می‌کند. نتایج نشان داد افزایش min_samples_leaf به ۳ در دوره بحران، از بیش‌برازش مدل در شرایط پرنوسان جلوگیری می‌نماید.

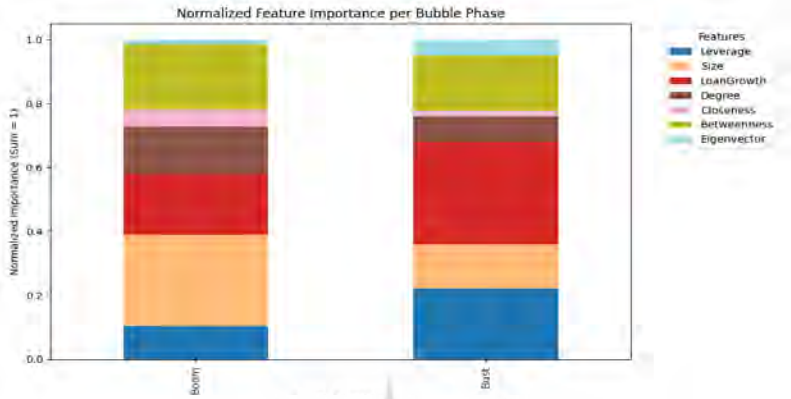
توضیح پذیری مدل جنگل تصادفی: نمودار(۳) نشان می‌دهد که در هر دو مرحله‌ی شکل‌گیری و فروپاشی حباب بازار، سهم ویژگی‌های شبکه‌ای بانک‌ها در پیش‌بینی ریسک سیستمی بیشتر از ویژگی‌های مالی بوده است. با این حال، نکات کلیدی زیر قابل توجه‌اند:



نمودار۳. *اهمیت سهم هر ویژگی در پیش بینی ریسک سیستمی*

- **مرحله‌ی شکل‌گیری حباب:** سهم ویژگی‌های مالی حدود 25% است، در حالی که ویژگی‌های شبکه‌ای حدود 75% از اهمیت را به خود اختصاص داده‌اند. این موضوع نشان می‌دهد که در دوره‌ی شکل‌گیری حباب، ارتباطات بین‌بانکی و موقعیت ساختاری بانک‌ها در شبکه مالی نقش مهم‌تری در تبیین ریسک سیستمی ایفا می‌کنند.

- **مرحله‌ی فروپاشی حباب:** در این مرحله، سهم ویژگی‌های مالی افزایش یافته و به حدود 36% رسیده است. این تغییر نشان می‌دهد که با شروع فروپاشی حباب و افزایش فشارهای مالی، ویژگی‌های بنیادی و ترازنامه‌ای بانک‌ها نیز اهمیت بیشتری در ارزیابی ریسک سیستمی پیدا می‌کنند. این نمودار از اهمیت استفاده‌ی همزمان از ویژگی‌های مالی و ساختار شبکه‌ای در مدل‌های پیش‌بینی ریسک سیستمی حمایت می‌کند. به ویژه، نتایج نشان می‌دهد که در مراحل مختلف حباب، وزن و اهمیت هر دسته از ویژگی‌ها تغییر می‌کند و لازم است که در تحلیل‌های دوره‌ای، به این تفاوت‌ها توجه شود.



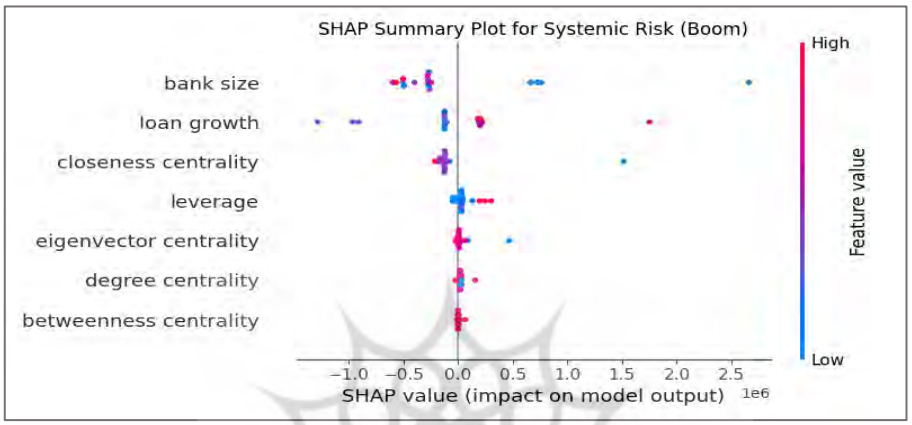
نمودار ٤. *اهمیت هر ویژگی در هر فاز*

نمودار(۴)، سهم نرمال‌شده اهمیت هر یک از متغیرهای مالی و ساختار شبکه‌ای را در پیش‌بینی ریسک سیستمی بر اساس شاخص(CoVaR) با استفاده از مدل جنگل تصادفی در دو دوره‌ی شکل‌گیری حباب و فروپاشی حباب نشان می‌دهد. در این نمودار، سهم هر متغیر طوری نرمال شده است که مجموع آن‌ها در هر دوره دقیقاً برابر با ۱ باشد؛ بنابراین، می‌توان مقایسه‌ای دقیق از میزان تأثیرگذاری هر ویژگی در شرایط متفاوت بازار ارائه داد.

- **تحلیل دوره‌ی شکل‌گیری حباب:** در این دوره، متغیرهای مالی به‌ویژه اندازه بانک و رشد تسهیلات بیشترین سهم را در پیش‌بینی ریسک سیستمی به خود اختصاص داده‌اند. اهرم مالی نیز نقش دارد، اما به میزان کمتر. از سوی دیگر، در میان متغیرهای ساختار شبکه‌ای، شاخص‌هایی مانند مرکزیت بینابینی و مرکزیت درجه سهم قابل توجهی دارند. این الگو نشان می‌دهد که در شرایط رشد بازار، هم وضعیت مالی داخلی بانک و هم موقعیت آن در شبکه بانکی نقش مهمی در شکل‌گیری ریسک سیستمی ایفا می‌کنند.
- **تحلیل دوره فروپاشی حباب:** در این دوره، سهم متغیر رشد تسهیلات به‌طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته که نشان‌دهنده‌ی نقش پررنگ آن در تشدید ریسک سیستمی هنگام بروز بحران است. همچنین، اهرم مالی نیز نقش بیشتری نسبت به دوره‌ی شکل‌گیری پیدا کرده است. در مقابل، سهم بسیاری از شاخص‌های ساختار شبکه‌ای مانند مرکزیت نزدیکی و مرکزیت درجه کاهش یافته است. این تغییر بیانگر آن است که در شرایط بحرانی، ویژگی‌های داخلی و ریسک‌پذیری مالی بانک‌ها بیش از موقعیت ساختاری آن‌ها در شبکه مالی در پیش‌بینی ریسک سیستمی اهمیت دارند. در مجموع، نمودار(۴) اهمیت نرمال‌شده ویژگی‌ها در پیش‌بینی ریسک سیستمی در فازهای حباب؛ همان‌طور که مشاهده می‌شود، ویژگی‌های مالی تغییرات بیشتری میان دوره‌های شکل‌گیری و فروپاشی دارند(افزایش نقش اهرم و کاهش رشد وام)، در حالی که ویژگی‌های شبکه‌ای سهم بالاتری داشته و از پایداری نسبی برخوردارند. این نتایج می‌تواند در تدوین سیاست‌های احتیاطی کلان و ابزارهای مدیریت ریسک سیستمی بسیار مؤثر باشد.

تفسیر نتایج با ارزش شیپلی: در این پژوهش، از روش ارزش شیپلی برای تفسیر نتایج مدل جنگل تصادفی استفاده شده است. این روش مبتنی بر نظریه بازی‌ها، سهم هر متغیر را در پیش‌بینی مدل به صورت کمی و کیفی نشان می‌دهد. در نمودارهای خلاصه شیپلی، نقاط رنگی(قرمز برای مقادیر بالا و آبی برای مقادیر پایین) تأثیر هر متغیر بر پیش‌بینی را نمایش می‌دهند. محور افقی میزان تأثیر(مثبت یا منفی) و محور عمودی اهمیت نسبی متغیرها را نشان می‌دهد. این روش به شناسایی مهم‌ترین متغیرها، جهت تأثیر و شدت آن کمک کرده و روابط غیرخطی را آشکار می‌سازد. با توجه به نمودارهای خلاصه ارزش شیپلی(۵) و (۶) در دو حالت شکل‌گیری و فروپاشی حباب، تحلیل توضیح پذیری نتایج نمودارها به شرح زیر است:

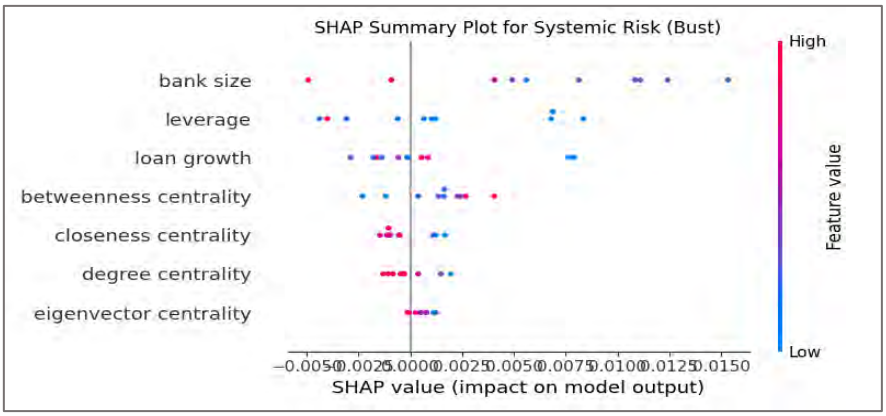
نتایج ارزش شیپلی در مرحله شکل‌گیری حباب(Boom):



نمودار ۵. *یافته‌های حاصل از عوامل موثر بر پیش بینی ریسک سیستمی در شرایط شکل گیری حباب*

بر اساس نتایج نمودار(۵)، رشد وام‌دهی به عنوان قوی‌ترین پیش‌بینی‌کننده افزایش ریسک سیستمی شناسایی شده است که نشان‌دهنده نقش محوری گسترش بی‌رویه اعتبار در شکل‌گیری حباب‌های مالی است. پس از آن، اندازه بلنک تأثیر مثبت اما کم‌رنگ‌تری دارد. در مقابل، اهرم مالی در این مرحله اهمیت آماری خود را از دست می‌دهد و حتی مقادیر تأثیر آن نزدیک به صفر یا منفی هستند که حاکی از تمایل بانک‌ها به افزایش سوداگری در شرایط رونق است. متغیرهای مرکزیت شبکه نیز تأثیر محدودی نشان می‌دهند. در نتیجه، سیاست‌های نظارتی در این مرحله باید بر کنترل رشد اعتبار و مانع‌تراشی در برابر انبساط ترازنامه بانک‌ها متمرکز شوند، نه افزایش الزامات احتیاطی مبتنی بر اهرم.

نتایج ارزش شیپلی در مرحله فروپاشی حباب(Bust): بر اساس نتایج نمودار(۶)، اهرم مالی به عنوان قوی‌ترین پیش‌بینی‌کننده افزایش ریسک سیستمی عمل می‌کند و بانک‌های با اهرم بالا بیشترین نقش را در تشدید بحران دارند. پس از آن، اندازه بانک تأثیر قابل‌توجهی نشان می‌دهد که نشانگر نقش کلیدی بانک‌های بزرگ در انتشار شوک‌های مالی است. در میان متغیرهای شبکه، مرکزیت بینابینی اهمیت نسبی دارد و نشان می‌دهد بانک‌های دارای موقعیت واسطه‌ای، مسیرهای بحران را تسهیل می‌کنند. در نتیجه، نظارت در این مرحله باید بر بانک‌های بزرگ با اهرم بالا و نقش محوری در شبکه متمرکز شود.



نمودار٦ . *یافته‌های حاصل از عوامل موثر بر پیش بینی ریسک سیستمی در شرایط فروپاشی حباب*

ارزیابی متقاطع سری زمانی: برای ارزیابی عملکرد مدل پیش‌بینی ریسک سیستمی بانک‌ها و اطمینان از قابلیت تعمیم نتایج به داده‌های خارج از نمونه، از روش اعتبارسنجی متقاطع زمانی استفاده شده است. این روش که در پژوهش‌های مرتبط با داده‌های سری زمانی توصیه شده است(برگمیر و همکاران، ۲۰۱۸)، با حفظ توالی زمانی داده‌ها و جلوگیری از نشت اطلاعات بین دوره‌های آموزشی و آزمون، امکان ارزیابی دقیق‌تر مدل را فراهم می‌کند. در این فرآیند، داده‌ها به چند بخش زمانی متوالی(fold) تقسیم می‌شوند و مدل به صورت ترتیبی بر روی داده‌های آموزش هر بخش آموزش داده شده و سپس بر روی داده‌های آزمون مربوط به همان بخش ارزیابی می‌شود. این روش امکان سنجش عملکرد مدل در شرایطی مشابه با پیش‌بینی‌های واقعی در بازارهای مالی را فراهم می‌آورد و از اغراق در دقت مدل جلوگیری می‌کند. هرکدام از معیارهای ارزیابی زیر به ترتیب ریشه میانگین مربعات خطا(RMSE)، میانگین خطای مطلق(MAE)، میانگین مربعات خطا(MSE) و میانگین درصد خطای مطلق(MAPE) را نشان می‌دهند(جیمز و همکاران، ۲۰۱۳). نتایج نشان داد که مدل توانسته است ریسک سیستمی را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی کرده و عملکردی پایدار در طول دوره‌های مختلف زمانی داشته باشد. به‌منظور ارزیابی دقت و پایداری مدل پیشنهادی در پیش‌بینی ریسک سیستمی بانک‌ها، از روش اعتبارسنجی متقاطع زمانی بر داده‌های دوره ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۲ استفاده شد. این روش برای داده‌های سری زمانی مناسب است و امکان بررسی عملکرد مدل در شرایط متوالی بازار را فراهم می‌سازد. جدول(۴) نتایج حاصل از پنج بخش متوالی را نشان می‌دهد:

جدول ٤ . *نتایج حاصل از ارزیابی متقاطع*

Fold	RMSE	MAE	MSE	MAPE
۱	۰/۰۳۲	۰/۰۲۵	۰/۰۰۱۰۲	۳/۲
۲	۰/۰۳۴	۰/۰۲۷	۰/۰۰۱۱۶	۳/۵
۳	۰/۰۳۶	۰/۰۲۹	۰/۰۰۱۳۰	۳/۸
۴	۰/۰۳۵	۰/۰۲۸	۰/۰۰۱۲۳	۳/۶
۵	۰/۰۳۳	۰/۰۲۶	۰/۰۰۱۰۹	۳/۳
میانگین	۰/۰۳۴	۰/۰۲۷	۰/۰۰۱۱۶	۳/۴۸
انحراف معیار	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۰۱۱	۰/۲۵

نتایج نشان می‌دهد که میانگین ریشه میانگین مربعات خطا(RMSE) برابر با ۰.۰۳۴ و میانگین خطای مطلق(MAE) برابر با ۰.۰۲۷ است که بیانگر پایین بودن خطای پیش‌بینی و دقت قابل‌قبول مدل می‌باشد. میانگین درصد خطای مطلق(MAPE) برابر ۳.۴۸٪ است که در حوزه پیش‌بینی‌های بانکی، خطایی بسیار پایین محسوب

می‌شود و حاکی از نزدیکی زیاد پیش‌بینی‌ها به مقادیر واقعی است. نزدیکی مقادیر RMSE و MAE نیز نشان‌دهنده محدود بودن خطاهای بزرگ و عدم حساسیت بیش‌ازحد مدل به داده‌های پرت است. همچنین، انحراف معیار پایین معیارها(RMSE و MAE برابر با ۰.۰۰۱۶ و MAPE برابر با ۰.۲۵) نشان‌دهنده پایداری عملکرد مدل در تمامی بخش‌ها و در شرایط مختلف بازار می‌باشد. بهترین عملکرد مدل در بخش اول(RMSE=۰.۰۳۲ و MAPE= ۳.۲۰) و ضعیف‌ترین عملکرد در بخش سوم(RMSE=۰.۰۳۶ و MAPE= ۳.۸۰) ثبت شده است که می‌تواند ناشی از تغییرات ناگهانی بازار یا افزایش نوسانات در آن بازه باشد. به‌طور کلی، این نتایج نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی با استفاده از ترکیب ویژگی‌های مالی و شاخص‌های ساختار شبکه‌ای بانک‌ها، توانسته عملکردی دقیق، باثبات و قابل اعتماد در پیش‌بینی ریسک سیستمی ارائه دهد و می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد در فرآیند پایش کلان‌احتیاطی و تصمیم‌گیری‌های نظارتی مورد استفاده قرار گیرد.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش به بررسی پیش‌بینی ریسک سیستمی بانک‌ها با استفاده از ترکیب ویژگی‌های مالی و شاخص‌های ساختار شبکه‌ای پرداخته است. یافته‌ها نشان می‌دهند که اهمیت نسبی هر دسته از ویژگی‌ها در طول چرخه‌های مالی تغییر می‌کند. در مرحله شکل‌گیری حباب، سهم ویژگی‌های شبکه‌ای حدود ۷۵٪ و سهم ویژگی‌های مالی حدود ۲۵٪ است[۱، ۵]. متغیرهایی مانند اندازه بانک، رشد وام‌دهی و شاخص‌های مرکزیت شبکه‌ای مانند مرکزیت درجه و بینابینی بیشترین اهمیت را دارند، در حالی که اهرم مالی نقش کمتری ایفا می‌کند[۴]. در مرحله فروپاشی حباب، سهم ویژگی‌های مالی به حدود ۳۶٪ افزایش یافته و نقش ویژگی‌های شبکه‌ای کاهش می‌یابد[۳، ۲]. این نشان می‌دهد که با بروز بحران، عوامل درونی بانک‌ها، به ویژه اهرم مالی و اندازه بانک و موقعیت واسطه‌ای در شبکه، مهم‌ترین محرک‌های تشدید ریسک سیستمیک هستند. تحلیل ارزش شیپلی نشان داد که در شکل‌گیری، رشد سریع وام‌دهی و اندازه بانک بیشترین تأثیر مثبت بر افزایش ریسک دارند، در حالی که اثر اهرم مالی کمتر یا حتی منفی است[۹]. در فروپاشی، اهرم مالی بالا، اندازه بزرگ و موقعیت واسطه‌ای در شبکه بیشترین اثر را در افزایش ریسک سیستمی دارند[۱، ۵]. ارزیابی مدل با استفاده از اعتبارسنجی متقاطع سری زمانی نشان داد که مدل توانسته است ریسک سیستمی را با دقت بالا و پایدار پیش‌بینی کند. میانگین RMSE برابر ۰.۰۳۴ و میانگین MAE برابر ۰.۰۲۷ است، همچنین میانگین MAPE تنها ۳.۴۸٪ می‌باشد و انحراف معیار پایین معیارها نشان‌دهنده ثبات عملکرد مدل در دوره‌های مختلف است[۶،۸].

در مجموع یافته‌های این تحقیق نشان می‌دهد که متغیرهای ساختار شبکه‌ای اگرچه اهمیت بالاتری در پیش‌بینی ریسک سیستمی دارند، اما اثرگذاری مستقیم آن‌ها نسبت به متغیرهای مالی کمتر است. این تفاوت ناشی از ماهیت نقش این متغیرهاست؛ به‌گونه‌ای که شاخص‌های شبکه‌ای بیش از آنکه خود به‌طور مستقل محرک ایجاد ریسک باشند، به‌عنوان کانال‌های انتشار و تقویت آن عمل می‌کنند. در مقابل، متغیرهای مالی نظیر رشد تسهیلات یا اهرم مالی مستقیماً بر سطح ریسک اثر می‌گذارند و بنابراین ضرایب معنادارتری در مدل‌های رگرسیونی نشان می‌دهند. بدین ترتیب می‌توان نتیجه گرفت که متغیرهای شبکه‌ای در تبیین پویایی و گسترش ریسک در سطح سیستم اهمیت دارند، در حالی‌که متغیرهای مالی منشأ اصلی بروز شوک‌های سیستمی محسوب می‌شوند.

پیشنهادهای سیاستی: یافته‌های پژوهش نشان می‌دهند که مدیریت ریسک سیستمیک در نظام بانکی نیازمند رویکردی چندبعدی و مبتنی بر وضعیت بازار و ساختار شبکه‌ای است. نخست، نظارت دوره‌ای بر مبنای چرخه‌های مالی اهمیت ویژه‌ای دارد؛ در مرحله شکل‌گیری حباب قیمتی، کنترل رشد اعتباری و جلوگیری از انبساط بیش‌ازحد ترازنامه‌ها ضروری است، زیرا افزایش سریع اعتبارات و تمرکز منابع مالی می‌تواند بانک‌ها را به کانال‌های اصلی

انتقال ریسک تبدیل کند و تاب‌آوری سیستم بانکی را کاهش دهد. در مقابل، در دوران فروپاشی حباب، توجه به مدیریت اهرم مالی بالا نقش کلیدی در کاهش آسیب‌پذیری بانک‌ها و جلوگیری از انتشار شوک‌های سیستمیک دارد[۳،۷]. دوم، استفاده از چارچوب‌های نظارت مبتنی بر ریسک می‌تواند کارایی سیاست‌های نظارتی را بهبود بخشد. شدت نظارت و الزامات احتیاطی باید بر اساس سطح ریسک سیستمی هر بانک تعیین شود تا منابع نظارتی به‌طور هدفمند بر نهادهای پرخطر متمرکز شوند و از تمرکز بی‌رویه منابع در بانک‌های کم‌ریسک جلوگیری گردد[۲]. سوم، پایش مستمر شاخص‌های شبکه‌ای، به‌ویژه متغیرهایی مانند مرکزیت بینابینی و مرکزیت درجه، ضرورت دارد. این شاخص‌ها موقعیت هر بانک در شبکه بین‌بانکی و قدرت انتقال ریسک آن را نشان می‌دهند. بررسی منظم این شاخص‌ها به سیاست‌گذاران اجازه می‌دهد بانک‌های با نقش سیستمی برجسته را شناسایی کرده و اقدامات پیشگیرانه متناسب با ساختار شبکه اعمال کنند[۵]. چهارم، ترکیب داده‌های مالی و شبکه‌ای در مدل‌های هشدار زودهنگام می‌تواند دقت پیش‌بینی ریسک سیستمی را به‌طور چشمگیری افزایش دهد. استفاده همزمان از ویژگی‌های مالی نظیر اندازه بانک، نسبت اهرم و رشد تسهیلات، به همراه شاخص‌های شبکه‌ای، امکان شناسایی بانک‌های پرخطر و مسیرهای احتمالی انتشار شوک‌های سیستمیک را فراهم می‌کند. این رویکرد یکپارچه، مزیت قابل توجهی نسبت به مدل‌های صرفاً مالی دارد و به طراحی سیاست‌های احتیاطی دقیق‌تر کمک می‌کند[۱]. پنجم، هدف‌گذاری مقررات کلان‌احتیاطی برای بانک‌های بزرگ و پرریسک که نقش واسطه‌ای در شبکه دارند، از اهمیت بالایی برخوردار است. اعمال محدودیت‌های اهرمی و الزامات احتیاطی به بانک‌هایی که مرکزیت بالایی در شبکه دارند، می‌تواند از گسترش بحران و سرایت شوک‌ها به سایر نهادها جلوگیری کند و تاب‌آوری سیستم بانکی را تقویت نماید[۴،۲]. در مجموع، این پنج رویکرد مکمل یکدیگر هستند و تاکید می‌کنند که مدیریت ریسک سیستمیک نیازمند توجه همزمان به متغیرهای مالی، وضعیت بازار و ساختار شبکه‌ای بانک‌ها است. ترکیب پایش مستمر، چارچوب‌های مبتنی بر ریسک، تحلیل شبکه‌ای و هدف‌گذاری مقرراتی، امکان کاهش آسیب‌پذیری و افزایش تاب‌آوری نظام بانکی را فراهم می‌آورد و سیاست‌گذاران را قادر می‌سازد با اتخاذ اقدامات پیشگیرانه، از وقوع بحران‌های گسترده مالی جلوگیری کنند.

محدودیت‌های پژوهش: با وجود دستاوردهای قابل توجه، این پژوهش محدودیت‌هایی نیز دارد که توجه به آن‌ها برای تحقیقات آتی ضروری است:

۱. دسترسی محدود به داده‌ها: داده‌های مالی و شبکه‌ای مورد استفاده مربوط به بانک‌های فعال در بورس بوده و ممکن است نماینده کامل نظام بانکی کشور نباشند.

۲. عدم ورود مستقیم متغیرهای کلان اقتصادی :در این پژوهش متغیرهایی مانند تورم، نرخ بهره و رشد اقتصادی به‌صورت مستقیم وارد مدل نشده‌اند. هرچند این متغیرها ممکن است بر شکل‌گیری حباب‌های قیمتی و ریسک سیستمی اثرگذار باشند، اثرات آن‌ها به‌صورت غیرمستقیم از طریق متغیرهای زمان–مقطعی و شاخص‌های بازار لحاظ شده است. بنابراین، نتایج مدل ممکن است انعکاس کامل اثرات کلان اقتصادی را ندهد، هرچند این انتخاب آگاهانه و مطابق با هدف تمرکز بر ویژگی‌های بانک‌ها و شبکه بانکی بوده است.

۳. تمرکز بر دوره زمانی مشخص: پژوهش دوره ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۲ را بررسی کرده است و ممکن است نتایج در شرایط اقتصادی بسیار متفاوت یا در دوره‌های کوتاه‌تر متفاوت باشد.

٤. تعمیم به سایر کشورها: یافته‌ها مبتنی بر ساختار شبکه بانکی و ویژگی‌های مالی ایران است و تعمیم مستقیم آن‌ها به سایر کشورها بدون در نظر گرفتن تفاوت‌های نهادی ممکن نیست.

با توجه به این محدودیت‌ها، پژوهش‌های آتی می‌توانند از داده‌های گسترده‌تر، مدل‌های ترکیبی یادگیری ماشین و تحلیل‌های بین‌کشوری برای افزایش قابلیت تعمیم و دقت پیش‌بینی ریسک سیستمی بهره‌گیرند.

تعارض منافع: برای ارائه مطلب و نگارش این مقاله هیچ‌گونه کمک مالی از هیچ فرد، نهاد و ســـازمانی دریافت نشده است و نتایج و دستاوردهای این مقاله به نفع یا ضرر سازمان یا فردی خاص نخواهد بود. حضور نویسندگان در این پژوهش به‌عنوان شاهدی بی‌طرف ولی متخصص بوده است و نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی ندارند.

Reference

1. Acemoglu, D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2015). Systemic risk and stability in financial networks. *American Economic Review*, 105(2), 564–608.
2. Acharya, V. V., Engle, R., & Richardson, M. (2012). Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systemic risks. *American Economic Review*, 102(3), 59–64.
3. Adrian, T., & Brunnermeier, M. K. (2016). CoVaR. American Economic Review, 106(7), 1705–1741.
4. Allen, F., & Gale, D. (2000). Financial contagion. *Journal of Political Economy*, 108(1), 1–33.
5. Battiston, S., Puliga, M., Kaushik, R., Tasca, P., & Caldarelli, G. (2012). DebtRank: Too central to fail? Scientific Reports, 2, 541.
6. Benoit, S., Colletaz, G., Hurlin, C., & Pérignon, C. (2017). Where the risks lie: A survey on systemic risk. Review of Finance, 21(1), 109–152.
7. Brownlees, C. T., & Engle, R. F. (2017). SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk. *The Review of Financial Studies*, 30(1), 48–79.
8. Battiston, S., Puliga, M., Kaushik, R., Tasca, P., & Caldarelli, G. (2012). DebtRank: Too central to fail? *Financial networks*, the FED and systemic risk. Scientific Reports, 2(1), 541.
9. Billio, M., Getmansky, M., Lo, A. W., & Pelizzon, L. (2012). Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of Financial Economics*, 104(3), 535–559.
10. Brunnermeier, M. K., & Oehmke, M. (2013). Bubbles, financial crises, and systemic risk. In G. M. Constantinides, M. Harris, & R. M. Stulz (Eds.), Handbook of the Economics of Finance (Vol. 2, pp. 1221–1288). Elsevier.
11. Craig, B., & von Peter, G. (2014). Interbank tiering and money center banks. *Journal of Financial Intermediation*, 23(3), 322–347.
12. Claessens, M. S., & Kose, M. A. (2013). Financial crises explanations, types, and implications.
13. Chen, C. R., Wei, K. C. J., & Zhang, Y. (2021). Financial networks and systemic risk in the banking sector. *Journal of Banking & Finance*, 125, 106096.
14. Danielsson, J., Shin, H. S., & Zigrand, J. P. (2012). Procyclical leverage and endogenous risk. *NBER Working Paper*, No. 18043.
15. Drehmann, M., Borio, C., & Tsatsaronis, K. (2012). Characterising the financial cycle: Don't lose sight of the medium term!. BIS Working Papers No. 380.
16. Elliott, M., Golub, B., & Jackson, M. O. (2014). Financial networks and contagion. *American Economic Review*, 104(10), 3115–3153.
17. Glasserman, P., & Young, H. P. (2016). Contagion in financial networks. *Journal of Economic Literature*, 54(3), 779–831.
18. Gujarati, D. N. (2009). Basic econometrics.
19. Huang, X., Zhou, H., & Zhu, H. (2012). Systemic risk contributions. *Journal of Financial Services Research*, 42(1), 55–83.
20. IMF.(2009).Global Financial Stability Report: Responding to the Financial Crisis and Measuring Systemic Risk. *International Monetary Fund*.

21. IMF, BIS, & FSB. (2009). Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations. Report to the G20 *Finance Ministers and Governors*.
22. Jordà, Ò., Schularick, M., & Taylor, A. M. (2015). Leveraged bubbles. *Journal of Monetary Economics*, 76(S), S1–S20.
23. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. Advances in Neural Information Processing Systems, 30.
24. Laeven, L., Ratnovski, L., & Tong, H. (2016). Bank size, capital, and systemic risk: Some international evidence. *Journal of Banking & Finance*, 69, S25–S34.
25. López-Espinosa, G., Moreno, A., Rubia, A., & Valderrama, L. (2012). Short-term wholesale funding and systemic risk: A global bank network perspective. *Journal of Financial Stability*, 8(4), 242–254.
26. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. Advances in Neural Information Processing Systems, 30.
27. Minsky, H. P. (1982). Can “It” Happen Again? Essays on Instability and Finance. M.E. Sharpe.
28. Reinhart, C. M., & Rogoff, K. S. (2009). This Time Is Different: Eight Centuries of Financial Folly. Princeton University Press.
29. Silva, T. C., Zhao, L., & Aste, T. (2020). Machine learning for financial networks. *Journal of Network Theory in Finance*, 6(1), 1–20.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی