

Predicting Extreme Losses in Periods of Financial Stress Using the Asymptotic Marginal Expected Shortfall Decision Criterion

1. Mojtaba Khoddam^{ID}: Department of Accounting, Khomein Branch, Islamic Azad University, Khomein, Iran

2. Azar Moslemi^{ID*}: Department of Accounting, Khomein Branch, Islamic Azad University, Khomein, Iran. Email: azar.moslemi@iau.ac.ir (Corresponding Author)

3. Mohsen Rashidi^{ID}: Associate Professor of Accounting, Faculty of Management and Economics, Lorestan University, Khorramabad, Iran

Article history



Received: 13 March 2025

Revised: 23 September 2025

Accepted: 29 September 2025

Initial Publish: 04 October 2025

Final Publish: 22 December 2025

Abstract:

This study aims to examine and predict extreme losses during periods of financial stress by applying the asymptotic marginal expected shortfall (AMES) criterion and to compare its predictive capacity with traditional systemic risk measures. The AMES measure was theoretically defined and formulated based on multivariate extreme value theory to model tail dependencies between banks. Daily price data of twelve active banks listed on the Tehran Stock Exchange from 2017 to 2022 were analyzed. Each bank's contribution to systemic risk was calculated, and the predictive performance of AMES was tested against the conventional marginal expected shortfall. The results revealed that AMES significantly outperforms the traditional marginal expected shortfall in forecasting severe losses during extreme systemic events, offering distinct and richer information about systemic vulnerability and bank-level risk contributions. The additive property of AMES makes it a robust and practical tool for fair systemic risk allocation among banks. Relying solely on simple characteristics such as size or individual risk is insufficient; AMES provides a more accurate basis for supervisory decisions and capital requirement design in times of financial crisis.

Keywords: marginal expected shortfall, asymptotic marginal expected shortfall, systemic risk

Citation: Khoddam, M., Moslemi, A., & Rashidi, M. (2025). Predicting Extreme Losses in Periods of Financial Stress Using the Asymptotic Marginal Expected Shortfall Decision Criterion. *Accounting, Finance and Computational Intelligence*, 3(4), 1-13.



Copyright: © 2025 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

Extended Abstract

Introduction

Systemic risk, defined as the potential for distress or failure in one or several financial institutions to propagate and destabilize the entire financial system, remains a central concern for regulators and market participants alike (Acharya et al., 2012; Segoviano & Goodhart, 2009). The 2008 global financial crisis and subsequent regional banking turbulences highlighted the limitations of traditional risk measures, such as Value-at-Risk (VaR) and Marginal Expected Shortfall (MES), in capturing tail dependencies and co-movements among financial institutions (Chan-Lau, 2010; Huang et al., 2009; Zhou, 2010). Although MES has been widely used to estimate expected losses conditional on market-wide distress, it requires defining a systemic threshold and a market index, assumptions that can be fragile and may reduce predictive reliability (Brownlees & Engle, 2016; Sharifi & Fallah, 2017).

In response to these shortcomings, the Asymptotic Marginal Expected Shortfall (AMES) has emerged as a more robust tail risk measure. AMES leverages multivariate extreme value theory to model tail dependence structures without relying on parametric assumptions about market returns (Cai et al., 2015; Qin & Zhou, 2021). Its additive property allows systemic risk to be decomposed across individual institutions, offering regulators a fair and economically interpretable allocation of capital requirements (Chen et al., 2013; Tarashev et al., 2010). Empirical studies have demonstrated that AMES can outperform traditional MES in predicting severe future losses and identifying systemically important financial institutions (Banulescu & Dumitrescu, 2015; Chen et al., 2025).

Research in emerging markets, including Iran, has reinforced these findings, highlighting the inadequacy of conventional models when market data exhibit heavy tails and complex dependence structures (Eyvazloo & Rameshg, 2019; Jamshidi & Razavi, 2015). Scholars have emphasized that relying solely on size or individual volatility indicators risks underestimating systemic fragility (Ja'fari & Nikoukar, 2016; Karimi & Kazemi, 2018). Moreover, new directions in risk forecasting integrate machine learning and high-frequency data with advanced tail measures to enhance early warning systems (Song et al., 2024; Stoiber et al., 2024; Zhao, 2024). In Iran's banking system—characterized by concentration, market frictions, and regulatory asymmetries—such sophisticated models are essential for anticipating extreme losses and managing systemic crises effectively (Mousavi & Hosseini, 2015; Rezaei & Ahmadi, 2019).

This study builds on this body of knowledge by empirically evaluating the predictive power of AMES relative to MES for extreme bank losses during periods of financial stress in Iran. By focusing on tail dependencies and additive systemic risk allocation, the research provides evidence to refine capital requirement design and macroprudential oversight (Acharya et al., 2017; Chen et al., 2025).

Methods and Materials

To test the hypotheses, the Asymptotic Marginal Expected Shortfall (AMES) was first theoretically formulated using multivariate extreme value theory to capture joint tail events among banks. Daily equity return data from twelve active banks listed on the Tehran Stock Exchange over the period 2017–2022 were collected. The banks included met strict criteria regarding consistent fiscal year-end and data availability. For each bank, tail risk parameters and dependence structures were estimated to compute AMES and MES. Panel regressions with time-fixed effects were conducted to assess whether adding AMES improves out-of-sample prediction of each bank's share of system-wide losses in future extreme market downturns compared to MES.

Findings

The empirical analysis revealed that AMES provides significantly better predictive accuracy for extreme losses than MES. Regression models incorporating AMES showed positive and statistically significant coefficients, while those relying on MES alone lacked explanatory power for future tail losses. Adjusted R-squared values improved notably when AMES was included, and Wald tests confirmed the incremental predictive content of AMES over MES.

Furthermore, rank ordering of banks based on AMES diverged from that based on MES. While some large banks maintained high systemic risk rankings, several mid-sized institutions exhibited disproportionately high AMES scores, suggesting hidden tail vulnerability not captured by size-based proxies. The Pearson and Spearman correlations between AMES and MES were relatively low, reinforcing that AMES captures distinct tail risk information.

Overall, AMES proved more sensitive to simultaneous tail events and better aligned with observed extreme loss patterns during market stress periods. It provided a clearer and more granular decomposition of systemic risk, highlighting that reliance on traditional indicators such as market capitalization or individual volatility could misallocate capital buffers and obscure contagion channels.

Discussion and Conclusion

This study's results affirm the theoretical and empirical advantages of the Asymptotic Marginal Expected Shortfall as a tool for systemic risk measurement and allocation. By accurately modeling tail dependencies without imposing rigid parametric structures, AMES overcomes key limitations of MES and other traditional metrics. Its ability to deliver additive and economically interpretable risk contributions is particularly valuable for regulatory and supervisory frameworks seeking to implement fair, risk-sensitive capital surcharges ([Acharya et al., 2017](#); [Chen et al., 2025](#)).

The divergence observed between AMES-based and MES-based systemic rankings underscores the danger of oversimplification. Banks that appear moderate in size or volatility may nonetheless exhibit high tail co-dependence and pose latent systemic threats—a finding aligned with earlier Iranian and international evidence ([Brownlees & Engle, 2016](#); [Eyvazloo & Rameshg, 2019](#); [Jamshidi & Razavi, 2015](#)). Regulators using only MES or balance-sheet indicators risk overlooking these vulnerabilities, which could delay interventions and amplify crisis contagion.

Another important implication is the practical integration of AMES with emerging data analytics. Combining this robust tail measure with machine learning models and alternative data sources can enhance early detection of fragility and support macroprudential stress testing ([Song et al., 2024](#); [Stoiber et al., 2024](#); [Sydow, 2024](#)). Such integration is particularly relevant for markets like Iran's, where data irregularities and structural shifts complicate risk forecasting ([Mousavi & Hosseini, 2015](#); [Rezaei & Ahmadi, 2019](#)).

In conclusion, AMES offers a theoretically sound and empirically validated framework for anticipating extreme losses and allocating systemic risk more equitably among banks. By moving beyond simple size-based capital charges and embracing tail-aware, additive risk measures, policymakers and risk managers can strengthen the resilience of the financial system and mitigate the severity of future crises. This research contributes to both global systemic risk literature and its contextual adaptation for emerging markets, advancing practical solutions for robust macroprudential regulation and crisis prevention.

Authors' Contributions

Authors equally contributed to this article.

Acknowledgments

Authors thank all participants who participate in this study.

Declaration of Interest

The authors report no conflict of interest.

Funding

According to the authors, this article has no financial support.

Ethical Considerations

All procedures performed in this study were under the ethical standards.

پیش‌بینی زیان‌های حدی در دوره‌های تنش‌های مالی با استفاده از معیار تصمیم‌گیری ریزش انتظاری نهایی مجانبی

تاریخچه مقاله



تاریخ دریافت: ۲۳ اسفند ۱۴۰۳

تاریخ بازنگری: ۱ مهر ۱۴۰۴

تاریخ پذیرش: ۷ مهر ۱۴۰۴

تاریخ چاپ اولیه: ۱۲ مهر ۱۴۰۴

تاریخ چاپ نهایی: ۱ دی ۱۴۰۴

۱. مجتبی خدام^{ID}: گروه حسابداری، واحد خمین، دانشگاه آزاد اسلامی، خمین، ایران

۲. آذر مسلمی^{ID*}: گروه حسابداری، واحد خمین، دانشگاه آزاد اسلامی، خمین، ایران. ایمیل: azar.moslemi@iau.ac.ir
(نویسنده مسئول)

۳. محسن رشیدی^{ID}: دانشیار رشته حسابداری، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

چکیده

هدف این پژوهش بررسی و پیش‌بینی زیان‌های حدی در دوره‌های تنش‌های مالی با استفاده از معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی و مقایسه کارایی آن با معیارهای سنتی در اندازه‌گیری سهم هر نهاد مالی از ریسک سیستمیک است. ابتدا معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی به عنوان ابزار پیش‌بینی زیان‌های شدید تعریف و چارچوب نظری آن بر مبنای نظریه مقادیر حدی چندمتغیره تبیین شد. سپس با مدل‌سازی وابستگی‌های آستانه‌ای میان بانک‌ها، داده‌های روزانه قیمت سهام ۱۲ بانک فعال در بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۴۰۱ مورد تحلیل قرار گرفت. بر اساس این مدل، سهم هر بانک از ریسک سیستمیک محاسبه و قدرت پیش‌بینی معیار جدید با معیار ریزش انتظاری نهایی سنتی مقایسه شد. نتایج نشان داد معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی در پیش‌بینی زیان‌های شدید در رویدادهای سیستماتیک عملکرد برتری نسبت به ریزش انتظاری نهایی دارد و اطلاعات متفاوت و غنی‌تری در شناسایی نهادهای بحرانی و ارزیابی دقیق ریسک سیستمیک ارائه می‌دهد. ریزش انتظاری نهایی مجانبی با ویژگی جمع‌پذیری خود ابزاری کارآمد برای تخصیص متصفانه ریسک سیستمیک به بانک‌هاست. اتکا صرف به ویژگی‌های ساده مانند اندازه یا ریسک فردی بانک‌ها کافی نیست و این معیار می‌تواند مبنای علمی برای سیاست‌گذاری‌های نظارتی و طراحی الزامات سرمایه‌ای دقیق‌تر در شرایط بحران مالی فراهم کند.

کلیدواژه‌گان: ریزش انتظاری نهایی، ریزش انتظاری نهایی مجانبی، ریسک سیستمیک

شیوه استناددهی: خدام، مجتبی، مسلمی، آذر، و رشیدی، محسن. (۱۴۰۴). پیش‌بینی زیان‌های حدی در دوره‌های تنش‌های مالی با استفاده از معیار تصمیم‌گیری ریزش انتظاری نهایی مجانبی. *حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی*، ۳(۴)، ۱-۱۳.



نظام مالی هر کشور به عنوان شریان حیاتی اقتصاد، در معرض انواع ریسک‌های سیستمیک قرار دارد که می‌تواند کل ساختار بانکی و سرمایه‌گذاری را تحت تأثیر قرار دهد. وقوع بحران‌های مالی جهانی و منطقه‌ای نشان داده است که زیان‌های حدی و هم‌زمان در نهادهای مالی می‌تواند ثبات بازار را تهدید و انتقال شوک‌ها را به بخش‌های مختلف اقتصادی تسریع کند (Acharya et al., 2012; Segoviano & Goodhart, 2009). از این رو، شناسایی و پیش‌بینی دقیق ریسک سیستمیک و زیان‌های شدید، به‌ویژه در بانک‌ها، به یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های سیاست‌گذاران، نهادهای نظارتی و مدیران ریسک تبدیل شده است (Huang et al., 2009; Tarashev et al., 2009).

در ادبیات مالی، روش‌های متعددی برای اندازه‌گیری ریسک سیستمیک پیشنهاد شده‌اند؛ اما بسیاری از این روش‌ها در شرایط بحرانی کارایی محدودی دارند (Chan-Lau, 2010; Zhou, 2010). معیارهایی نظیر ارزش در معرض ریسک و کسری مورد انتظار سنتی، اگرچه در مدیریت ریسک فردی مفید هستند، اما در شناسایی وابستگی‌های شدید میان نهادهای مالی و انتقال شوک در شرایط تنش مالی ناکافی‌اند (Brownlees & Engle, 2016; Sharifi & Fallah, 2017). از این منظر، تمرکز پژوهش‌ها بر توسعه معیارهایی است که بتوانند ضمن برخورداری از ویژگی جمع‌پذیری، سهم هر نهاد از ریسک کل سیستم را به‌دقت نشان دهند و در شرایط بحرانی، پیش‌بینی قابل اتکاتری از زیان‌های حدی ارائه کنند (Acharya et al., 2017; Chen et al., 2013).

کسری مورد انتظار نهایی (MES) به عنوان معیاری پرکاربرد برای سنجش زیان‌های احتمالی بانک‌ها در صورت بروز بحران سیستمیک معرفی شد (Acharya et al., 2015; Banulescu & Dumitrescu, 2017). با وجود این، پژوهش‌ها نشان داده‌اند که MES در مواجهه با رویدادهای بسیار شدید ممکن است دقت کافی نداشته باشد، زیرا نیازمند تعریف شاخص سیستم و آستانه فشار سیستمیک است (Hosseini & Mousavi, 2017; Mousavi & Hosseini, 2015). برای رفع این محدودیت، معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی یا Asymptotic Marginal Expected Shortfall (AMES) معرفی شد که بر پایه نظریه مقادیر حدی چندمتغیره بنا شده و بدون نیاز به تعریف شاخص سیستم یا آستانه از پیش تعیین‌شده، قادر به مدل‌سازی وابستگی‌های آستانه‌ای و رفتار مشترک نهادهای مالی در شرایط افراطی است (Cai et al., 2015; Qin & Zhou, 2021).

AMES با حفظ خاصیت جمع‌پذیری، این امکان را به سیاست‌گذاران می‌دهد که سهم هر بانک از ریسک سیستمیک را دقیق‌تر محاسبه و بر اساس آن، الزامات سرمایه‌ای منصفانه‌تری طراحی کنند (Chen et al., 2025; Rezaei & Ahmadi, 2019). این ویژگی از منظر کلان‌احتیاطی حائز اهمیت است، زیرا بدون جمع‌پذیری، معیار ریسک در سطح بانک‌ها قابل تفسیر و استفاده عملی برای تخصیص ریسک نیست (Tarashev et al., 2009, 2010). مطالعات تجربی در بازارهای مالی ایران نیز نشان داده‌اند که AMES نسبت به MES در شناسایی نهادهای بحرانی و پیش‌بینی زیان‌های شدید عملکرد بهتری دارد (Ahmadi & Rezaei, 2018; Eyvazloo & Rameshg, 2019; Jamshidi & Razavi, 2015). افزون بر این، پژوهش‌های داخلی بیان کرده‌اند که اتکا به شاخص‌های ساده‌ای مانند اندازه بانک یا ریسک فردی، اغلب تصویر ناقصی از ریسک سیستمیک ارائه می‌دهد و می‌تواند به تخصیص نادرست منابع و سرمایه منجر شود (Ja'fari & Nikoukar, 2016; Karimi & Kazemi, 2018).

تحولات اخیر در حوزه تحلیل داده و یادگیری ماشین، زمینه را برای بهبود پیش‌بینی ریسک سیستمیک فراهم کرده است. استفاده از مدل‌های پیشرفته مبتنی بر داده‌های بزرگ و تکنیک‌های نوین می‌تواند دقت تحلیل وابستگی‌های پیچیده در شبکه بانکی را افزایش دهد (Song et al., 2024; Zhao, 2024). این رویکردها در کنار روش‌های مالی کلاسیک، ابزارهای قدرتمندی برای تشخیص زودهنگام بحران و مدیریت ریسک سیستمیک فراهم می‌آورند (Stoiber et al., 2024; Sydow, 2024). همچنین، در فضای بازارهای نوظهور، پژوهشگران بر اهمیت تحلیل پویای ریسک و در نظر گرفتن شوک‌های بازار تأکید کرده‌اند (Sethi, 2025; Shami et al., 2025).

بازار مالی ایران به دلیل ساختار خاص بانکی و وابستگی بالای نظام اعتباری به بانک‌ها، حساسیت بیشتری نسبت به ریسک‌های سیستمیک دارد. شواهد تجربی نشان می‌دهد که ابزارهای متداول غربی گاه با ساختار ریسک در ایران سازگاری کامل ندارند و نیاز به مدل‌های بومی‌سازی‌شده و دقیق‌تر احساس می‌شود (Hosseini & Mousavi, 2017). AMES (Jamshidi & Razavi, 2015) با انعطاف‌پذیری در مدل‌سازی وابستگی‌ها و عدم نیاز به فروض پارامتریک سخت‌گیرانه، می‌تواند برای تحلیل و مدیریت ریسک بانک‌های ایرانی مناسب‌تر باشد (Eyvazloo & Rameshg, 2019; Rezaei & Ahmadi, 2019).

اگرچه مطالعات متعددی به تحلیل MES و شاخص‌های مشابه پرداخته‌اند (Banulescu & Dumitrescu, 2015; Brownlees & Engle, 2016)، اما همچنان شکاف دانشی در زمینه کاربرد AMES برای پیش‌بینی زیان‌های حدی در شرایط تنش مالی شدید وجود دارد، به‌ویژه در بازارهای نوظهوری مانند ایران که داده‌های بازده بانکی رفتار غیرخطی و شوک‌پذیر دارند (Acharya et al., 2017; Chen et al., 2025). از سوی دیگر، درک بهتر از ویژگی‌های جمع‌پذیری و اطلاعات متفاوت AMES می‌تواند به نهادهای نظارتی کمک کند تا مقررات سرمایه‌ای و سیاست‌های کلان‌احتیاطی دقیق‌تری طراحی کنند و در مواجهه با بحران‌های مالی واکنش به‌موقع‌تری داشته باشند (Segoviano & Goodhart, 2009; Tarashev et al., 2010).

بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف پیش‌بینی زیان‌های حدی در دوره‌های تنش‌های مالی و مقایسه عملکرد معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی با معیار سنتی ریزش انتظاری نهایی در شناسایی و تخصیص ریسک سیستمیک بانک‌ها طراحی شده است.

روش پژوهشی و مواد

برای انتخاب نهایی، از بین شرکت‌های موجود، شرکت‌هایی که واجد هر یک از شرایط زیر نبوده‌اند، حذف شده و در نهایت شرکت‌های باقی مانده برای انجام آزمون انتخاب شده‌اند. به منظور همگن شدن نمونه شرکت‌های مورد مطالعه در سال‌های مورد بررسی، شرکت‌ها قبل از سال ۱۳۹۵ در بورس اوراق بهادار پذیرفته شده باشند و به منظور افزایش مقایسه‌پذیری، پایان سال مالی شرکت‌های مورد مطالعه اسفند ماه باشد. نمونه آماری شامل شرکت‌های سرمایه‌گذاری و واسطه‌گری مالی، واسپاری، بانک‌ها و بیمه‌ها نمی‌شود و طی دوره زمانی این پژوهش شرکت‌ها تغییر ماهیت نداشته و یا دوره مالی خود را تغییر نداده باشند. در نهایت شرکت‌های مورد بررسی در این پژوهش، شامل ۱۲۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بوده است. به ترتیبی که از بین کلیه شرکت‌های بورسی ۱۵۹ شرکت به علت عدم تطابق پایان سال مالی، ۶۳ شرکت به علت فعالیت در صنعت واسطه‌گری و سرمایه‌گذاری و ۱۴۴ شرکت نیز به علت عدم دسترسی به اطلاعات تفصیلی طی دوره زمانی پژوهش حذف گردید.

با در نظر گرفتن سیستمی متشکل از d بانک، بازده حقوق صاحبان سهام بانک i ام برابر با r_i و بازده موزون سیستم به برابر با $r^m = \sum_{i=1}^d s_i r_i$ می‌باشد. از آنجایی که تمرکز ما بر ریسک دنباله پایین است، بازدهی منفی بانک i را با $X_i = -r_i$ و بازده تجمعی سیستم را با $X = -r^m = \sum_{i=1}^d s_i X_i$ نشان می‌دهیم. رویداد بحران سیستمی به وسیله $Y > t$ برای آستانه بالای t می‌باشد. ریسک سیستمی با استفاده از معیار ریزش مورد انتظار به صورت $E(Y|Y > t)$ سنجیده می‌شود. این عبارت می‌تواند به صورت $E(Y|Y > t) = \sum_{i=1}^d s_i E(X_i|Y > t)$ تجزیه گردد. واضح است که معیار ریزش انتظاری نهایی کل بانک‌ها، از مجموع معیار ریسک کل سیستم به دست می‌آید. معیار ریزش مورد انتظار سیستم ریزش انتظاری نهایی مجانبی به عنوان سهم حدی ریزش انتظاری نهایی بانک‌ها در ریسک سراسری کل سیستم به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود

$$AMES_i = \lim_{t \rightarrow \infty} s_i \frac{E(X_i|Y > t)}{E(Y|Y > t)} \quad (1)$$

به صورت تئوریک $\sum_{i=1}^d AMES_i = 1$ که ویژگی جمع‌پذیری را نتیجه می‌دهد و از نظر اقتصادی، سهم ریسک سیستمی را زمانی که بازده سیستم متحمل زیان بسیار زیادی می‌شود، اندازه‌گیری می‌کند (برونلیس و اینگل، ۲۰۱۶). علاوه بر این، مقایسه ریزش انتظاری نهایی مجانبی در داده‌های پانلی کمک می‌کند تا مشخص شود کدام بانک بیشتر در ریسک سیستمیک نقش دارد، یعنی از نظر سیستمی ریسک بیشتری دارد. در ادامه نشان خواهیم داد که تحت مدل تئوری مقدار حدی چند متغیره، چنین محدودی وجود دارد و می‌تواند بر اساس مشخصات ریسک نهایی بانک i و ساختار وابستگی دنباله توزیع‌ها در همه بانک‌ها محاسبه شود.

از آنجایی که برآورد معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی بر اساس رویکرد تئوری مقدار حدی چند متغیره می‌باشد قبل از معرفی روش‌های محاسبه و تخمین ریزش انتظاری نهایی مجانبی، ابتدا مروری بر مدل تئوری مقدار حدی چند متغیره ارائه می‌گردد. $Var_i(\delta)$ به عنوان ارزش در معرض خطر X_i در سطح احتمال دنباله δ نشان داده می‌شود به عبارتی دیگر $\delta = P(X_i > Var_i(\delta))$. علاوه بر این، معیار ریزش مورد انتظار X_i در سطح احتمال دنباله δ ، به صورت $ES_i(\delta) = E(X_i | X_i > Var_i(\delta))$ در سطح احتمال دنباله δ ، نشان داده می‌شود. معیارهای ES و Var را می‌توان به عنوان معیارهای ریسک انفرادی در نظر گرفت. رویکرد تئوری مقدار حدی چند متغیره تک متغیره فروزی در مورد ویژگی‌های دنباله تابع توزیع (برای مثال ویژگی دنباله پهن) در نظر می‌گیرد. فرض کنید X_i از تابع توزیع دنباله پهن پیروی می‌کند، یعنی تابع توزیع دنباله $P(X_i > t)$ به طور

منظم به صورت $P(X_i > t) = t^{-\alpha_i} I_i(t)$ تغییر می‌کند، که $\alpha_i > 0$ شاخص دنباله و $I_i(t)$ تابعی است که به تدریج با $t \rightarrow \infty$ تغییر می‌کند. برای سادگی، فرض می‌شود که تابع $I_i(t)$ دارای یک حد مثبت محدود به A_i با $t \rightarrow \infty$ است. به عبارت دیگر با حرکت $t \rightarrow \infty$ خواهیم داشت $P(X_i > t) \sim A_i t^{-\alpha_i}$. در اینجا علامت $\sim$ نشان می‌دهد که نسبت بین سمت چپ و سمت راست با حرکت $t \rightarrow \infty$ به عدد یک تمایل پیدا می‌کند. ما A_i را مقیاس می‌نامیم. سپس، بر اساس تئوری مقدار حدی تک متغیره، و $\delta \rightarrow 0$ خواهیم داشت

$$VaR_i(\delta) \sim \left(\frac{A_i}{\delta}\right)^{\frac{1}{\alpha_i}} \quad (2)$$

$$ES_i(\delta) \sim VaR_i(\delta) \frac{\alpha_i}{\alpha_i - 1} \quad (3)$$

تئوری مقدار حدی چند متغیره مدل‌های گسترده‌ای را در مورد وابستگی دنباله توابع توزیع (از جمله حرکت‌های مشترک شدید در میان بازده‌های منفی موسسات مالی) ارائه می‌کند. به طور خاص، برای هر $x_1, x_2, \dots, x_d > 0$ با فرض $\delta \rightarrow 0$ خواهیم داشت:

$$\frac{P(X_1 > VaR_1(\delta x_1) \text{ or } \dots \text{ or } X_d > VaR_d(\delta x_d))}{\delta} \rightarrow L(x_1, x_2, \dots, x_d), \quad (4)$$

جاییکه تابع L یک تابع برقرارکننده‌ی شرط زیر می‌باشد

$$\max(x_1, x_2, \dots, x_d) \leq L(x_1, x_2, \dots, x_d) \leq x_1, x_2, \dots, x_d \quad (5)$$

براساس تعریف تابع L هم حرکتی وقایع حدی را مشخص می‌کند. رویکردهای مختلفی برای تصریح تابع L وجود دارد.

فرض کنید که $X = (X_1, X_2, \dots, X_d)$ از فرایند d بعدی تئوری مقدار حدی چند متغیره با شاخص دنباله نهایی α ، پارامتر مقیاس نهایی A_i برای $i \geq 1$ ، مقیاس طیفی H بر روی W پیروی کند. بازده وزنی سیستم مالی $Y = \sum_{i=1}^d s_i X_i$ باید از یک توزیع با همان شاخص دنباله α پیروی کند. علاوه بر این، توزیع دنباله آن را می‌توان به صورت $P(Y > t) \sim A t^{-\alpha} : t \rightarrow \infty$ بیان کرد، که در آن A پارامتر مقیاس برای Y است. علاوه بر این، خواهیم داشت

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{E(X_i | Y > t)}{E(Y | Y > t)} = \frac{\int (A_i w_i)^{1/\alpha} (\sum_{j=1}^d s_j (A_j w_j)^{1/\alpha})^{\alpha-1} H(dw)}{\int (\sum_{j=1}^d s_j (A_j w_j)^{1/\alpha})^{\alpha} H(dw)} \quad (6)$$

در نتیجه

$$AMES_i = \frac{\int (A_i w_i)^{1/\alpha} (\sum_{j=1}^d s_j (A_j w_j)^{1/\alpha})^{\alpha-1} H(dw)}{\int (\sum_{j=1}^d s_j (A_j w_j)^{1/\alpha})^{\alpha} H(dw)} \quad (7)$$

فرمول محاسبه ریزش انتظاری نهایی مجانبی در معادله (۷) شامل عناصر وزن s_i ، شاخص دنباله مشترک α ، پارامترهای مقیاس فردی A_i و ساختار وابستگی دنباله H می‌باشد. در عمل، به منظور تفسیر اقتصادی اندازه گیری ریزش انتظاری نهایی، ما از معیار اندازه (مارکت کپ) به عنوان وزن s_i استفاده می‌کنیم. پارامترهای ریسک دنباله α و A_i توسط بازده سهام بانک‌ها برآورد می‌شوند و ریسک‌های انفرادی را منعکس می‌کنند. در نهایت، اندازه گیری H نشان دهنده ارتباط درونی سیستم است. به طور خلاصه، ریزش انتظاری نهایی مجانبی اطلاعات مربوط به اندازه، ریسک انفرادی و وابستگی بانک‌های سیستم را ترکیب می‌کند که این امر با تفسیر اقتصادی ریسک سیستمی مطابقت دارد. ریزش انتظاری نهایی مجانبی با در نظر گرفتن زیان‌های شدید با ریزش انتظاری نهایی متفاوت است، و از آنجایی که آن حد سهم ریزش انتظاری نهایی یک بانک است، می‌توان ریزش انتظاری نهایی مجانبی را با محاسبه نسبت بین ریزش انتظاری نهایی و کل ریزش مورد انتظار سیستمی نسبت به یک آستانه معین تقریب زد. در این قسمت به مقایسه این دو رویکرد می‌پردازیم و نشان داده می‌شود که چرا رویکرد تئوری مقدار حدی چند متغیره ترجیح داده شده است.

تفاوت اصلی بین روش‌های برآورد ریسک ریزش انتظاری نهایی مجانبی و ریزش انتظاری نهایی در نحوه بررسی وابستگی دنباله توزیع در بین بانک‌ها است. آچاریا و همکاران (۲۰۱۷) فرض می‌کند که زیان بانک‌ها از طریق یک مدل پارامتریک به هم وابسته است: به عنوان مثال مدل قیمت‌گذاری دارایی سرمایه، یعنی $r_i = \beta^i r^m + \epsilon^i$. به طور خاص،

خدمات و همکاران

آن‌ها فرض می‌کنند که عامل مشترک I^m بازده تجمیعی سیستم است که بر اساس آن ریزش انتظاری نهایی تعریف شده است. سپس، با فرض پهن بودن دنباله توزیع بازده سیستم، آچار یا و همکاران (۲۰۱۷) یک روش برون یابی برای تخمین معیار ریزش انتظاری نهایی ارائه می‌دهد. در نقطه مقابل، روش برآورد معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی هیچ ساختار وابستگی پارامتریکی بر بازده سهام بانک‌ها تحمیل نمی‌کند.

یافته‌ها

در این بخش ابتدا با استفاده از شاخص ارزش بازار بانک‌ها، نسبت اندازه هر بانک به سرمایه کل بازار در سیستم را به‌عنوان نسبت اندازه این بانک‌ها در پایان دوره محاسبه می‌کنیم که در تخمین ریزش انتظاری نهایی مجانبی به کار می‌رود. با استفاده از برآوردگر ریزش انتظاری نهایی مجانبی، ۱۲ بانک را رتبه‌بندی می‌کنیم تا سهم آن‌ها در ریسک سیستماتیک نشان داده شود. علاوه بر این، ریزش انتظاری نهایی را با استفاده از ریزش انتظاری نهایی مجانبی به شرح زیر تخمین می‌زنیم: ابتدا ریسک کل سیستم را محاسبه می‌کنیم که به‌صورت کاهش مورد انتظار بازده سیستم ضرب در اندازه کل سیستم تخمین زده می‌شود. بازده سیستم به‌صورت میانگین وزنی بازده همه بانک‌ها با نسبت اندازه به‌عنوان وزن محاسبه می‌شود. کاهش مورد انتظار سیستم تخمین زده می‌شود. ریسک هر بانک سپس به‌صورت حاصلضرب ریزش انتظاری نهایی مجانبی در کاهش مورد انتظار سیستم محاسبه می‌شود. این نتایج در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. برآورد ریسک مبتنی بر ریزش انتظاری نهایی مجانبی

بانک	میانگین	میان	AMES	MES	تفاوت
صادرات	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۱۰۱۱۹	۰/۰۲۵۹۶۴	۰/۰۰۰۰
ملت	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۳۳۶۰۰	۰/۰۲۵۸۸۴	۰/۰۰۰۰
تجارت	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۱۰۴۳۲	۰/۰۳۰۱۳۶	۰/۰۰۰۰
پارسیان	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۷۰۷۸	۰/۰۲۴۰۲۱	۰/۰۰۰۰
پاسارگاد	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۰	۰/۰۱۲۹۰۰	۰/۰۱۶۶۴۵	۰/۰۰۰۰
پست بانک	۰/۰۰۲۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۲۶۱۷	۰/۰۲۱۷۲۵	۰/۰۰۰۰
اقتصاد نوین	۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۳۱۷۵	۰/۰۲۸۳۷۳	۰/۰۰۰۰
رسالت	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰۱۵۸	۰/۰۰۱۶۷۸	۰/۰۰۰۰
ملل	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۴۷۱۶	۰/۰۲۱۷۸۹	۰/۰۰۰۰
خاورمیانه	۰/۰۰۲۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۳۴۴۱	۰/۰۲۶۴۸۰	۰/۰۰۰۰
کارآفرین	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱۳۱۰	۰/۰۰۷۳۹۹	۰/۰۰۰۰
سینا	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰۷۹۱	۰/۰۱۲۲۸۷	۰/۰۰۰۰

جدول ۱ همچنین اندازه و ریسک مختص به ۱۲ بانک را گزارش می‌کند، که ریسک خاص هر بانک بر اساس معیار ریزش انتظاری نهایی اندازه‌گیری شده و رتبه‌بندی مربوطه نیز ارائه شده است. رتبه‌بندی ریزش انتظاری نهایی مجانبی متفاوت از رتبه‌بندی ریزش انتظاری نهایی است، اگرچه شباهت‌هایی نیز دارد. این نشان می‌دهد که سهم ریسک سیستماتیک ارتباط نزدیکی با اندازه یا ریسک خاص هر بانک دارد، اما تنها بر اساس آن تعیین نمی‌شود. بیشترین اختلاف رتبه برای بانک‌های ملت، پاسارگاد و اقتصاد نوین است، که نشان می‌دهد سهم کمتری در ریسک سیستماتیک بازار نسبت به اندازه خود دارند. در مقابل، بانک‌های صادرات، پست بانک، اقتصاد نوین، سینا و ملل رتبه ریزش انتظاری نهایی مجانبی بالاتری نسبت به رتبه ریزش انتظاری نهایی خود دارند که اهمیت سیستماتیک بالای سیستم بانکی را نشان می‌دهد.

در ادامه به منظور بررسی میزان همبستگی معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی با معیار ریزش انتظاری نهایی جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲. همبستگی بین ریزش انتظاری نهایی مجانبی و ریزش انتظاری نهایی

بانک	AMES	MES
AMES	۱/۰۰۰۰	-۰/۴۸۱۵
MES	-۰/۳۱۷۲	۱/۰۰۰۰

جدول ۲ ضرایب همبستگی پیرسون و اسپیرمن بین دو شاخص ریسک سیستمی ریزش انتظاری نهایی مجانبی و ریزش انتظاری نهایی را نشان می‌دهد. به طور کلی، همبستگی‌ها پایین هستند. این موضوع تأیید می‌کند که ریزش انتظاری نهایی مجانبی و ریزش انتظاری نهایی محتوای اطلاعاتی متفاوتی ارائه می‌دهد. در نهایت، به منظور بررسی توان پیش‌بینی معیار ریزش مورد انتظار نهایی مجانبی نسبت به معیار ریزش مورد انتظار نهایی در پیش‌بینی زبان‌های حدی در دوره‌های تنش‌های جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳. مقایسه بین قدرت پیش‌بینی معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی و ریزش انتظاری نهایی

مدل ۲			مدل ۱		
متغیر	ضریب	آماره t	VIF	ضریب	آماره Z
نسبت اندازه	۰/۰۸۷۴	*۲/۹۹۱۸	۱/۰۶	۰/۱۵۳۹	*۳/۶۵۱۵
AMES	۰/۱۸۲۳	**۲/۱۴۶۱	۱/۰۸	-	-
MES	-	-	-	۰/۱۰۹۸	۱/۴۳۰۱
جز ثابت	۰/۳۹۴۲	۰/۹۷۳۶	-	۰/۳۷۷۸	*۹/۴۷۸۸
ضریب تعیین تعدیل شده	۰/۳۸۴۴	۰/۱۷۱۶	-	۰/۱۷۱۶	-
آماره وولدریج	(۰/۲۳۱)۱/۴۹۱	(۰/۲۳۴)۱/۶۳۹	-	(۰/۲۳۴)۱/۶۳۹	-
آزمون ناهمسانی	(۰/۲۱۱)۱/۹۰۹	(۰/۲۶۰)۱/۲۹۸	-	(۰/۲۶۰)۱/۲۹۸	-
آماره F	۴/۱۲۳۰	۲/۹۷۱۵	-	۲/۹۷۱۵	-
احتمال آماره F	۰/۰۰۰۰	۰/۱۵۱۴	-	۰/۱۵۱۴	-

***، **، * به ترتیب بیانگر معناداری در سطح خطای ۱، ۵ و ۱۰ درصد می‌باشند.

جدول فوق نتایج رگرسیون‌های پانلی را برای مقایسه قدرت پیش‌بینی معیار ریزش نهایی مجانبی و سهم ریسک سیستمی برآورده شده از رویکرد ریزش نهایی را نشان می‌دهد. متغیر وابسته متناظر، نسبت زبان‌های ۱۲ بانک در بدترین روزهای بازدهی کل بازار در سال بعد است. یعنی زبان‌های واقعی سرمایه هر بانک در این روزها که بر مجموع زبان همه بانک‌ها نرمال‌سازی شده است. به عبارتی، در جدول ۳ با اجرای رگرسیون‌های با اثرات ثابت زمانی، بررسی کردیم که آیا افزودن برآوردهای سهم ریسک سیستمی باعث بهبود معنادار قدرت تبیین مدل می‌شود یا خیر. در مدل (۱) ضریب معیار ریزش نهایی مجانبی به‌طور معناداری مثبت است، در حالی که در مدل (۲) ضریب معیار ریزش نهایی برآورد شده معنادار نیست.

افزون بر این، برای بررسی معناداری افزایش قدرت تبیین نشان می‌دهد که مدل (۱) با معیار ریزش نهایی مجانبی بهبود معناداری ایجاد می‌کند، در حالی که در مدل (۲) ضریب تعیین پایین بوده و آماره F نیز از نظر آماری معنادار نیست. این شواهد نشان می‌دهد که در بعد مقطعی، معیار ریزش نهایی مجانبی قدرت پیش‌بینی بیشتری برای زبان‌های بانک‌ها در رویدادهای سیستمی آتی دارد.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش حاضر نشان داد که معیار ریزش انتظاری نهایی مجانبی (AMES) توانایی قابل‌توجهی در پیش‌بینی زبان‌های حدی بانک‌ها در دوره‌های تنش مالی دارد و در مقایسه با معیار سنتی ریزش انتظاری نهایی (MES) عملکرد برتری ارائه می‌کند. نتایج تجربی نشان داد که ضریب معیار AMES در مدل‌های رگرسیونی معنادار و مثبت است، در حالی که MES در توضیح زبان‌های واقعی بانک‌ها در بدترین روزهای بازار توان تبیین کافی ندارد. این یافته حاکی از آن است که AMES محتوای اطلاعاتی جدید و مکملی در شناسایی ریسک سیستمیک ارائه می‌دهد که در روش‌های سنتی به‌طور کامل قابل‌دستیابی نیست (Chen et al., 2025; Qin & Zhou, 2021).

این برتری می‌تواند ناشی از ویژگی‌های بنیادی AMES باشد. برخلاف MES که نیازمند تعریف شاخص سیستم و انتخاب آستانه برای شناسایی بحران است، AMES مبتنی بر نظریه مقادیر حدی چندمتغیره بوده و می‌تواند وابستگی‌های آستانه‌ای پیچیده میان بانک‌ها را شناسایی کند (Cai et al., 2015; Chen et al., 2013). این موضوع با

نتایج تحقیقات داخلی همخوان است که نشان داده‌اند مدل‌های سنتی در مواجهه با شوک‌های شدید و هم‌زمانی زیان‌ها دچار محدودیت می‌شوند (Eyvazloo & Rameshg, 2015; Jamshidi & Razavi, 2019). همچنین، AMES قابلیت جمع‌پذیری دارد و این امکان را فراهم می‌کند که سهم دقیق هر بانک از ریسک کل سیستم محاسبه و به سیاست‌گذاران در طراحی الزامات سرمایه‌ای عادلانه کمک کند (Tarashev et al., 2009, 2010).

مطالعات پیشین در سطح بین‌المللی نیز یافته‌های مشابهی گزارش کرده‌اند. به عنوان مثال، (Acharya et al., 2017) و (Brownlees & Engle, 2016) نشان دادند که معیارهای پیشرفته‌تر مبتنی بر ریزش مورد انتظار در شرایط بحران، توانایی بیشتری در شناسایی نهادهای بحرانی و پیش‌بینی زیان‌های آتی دارند. پژوهش (Banulescu & Dumitrescu, 2015) نیز تأکید می‌کند که استفاده از رویکردهای مبتنی بر کسری مورد انتظار با اصلاحات ساختاری می‌تواند تعیین سرمایه موردنیاز بانک‌ها را دقیق‌تر کند و از تخصیص غیرمنصفانه منابع جلوگیری نماید. یافته‌های پژوهش حاضر با این دیدگاه‌ها همسو است و نشان می‌دهد که اتکال صرف به MES یا شاخص‌های ساده‌ای همچون اندازه بانک ممکن است ریسک سیستمیک را دست‌کم بگیرد (Ja'fari & Nikoukar, 2016; Karimi & Kazemi, 2018).

از سوی دیگر، بررسی همبستگی پایین بین AMES و MES در این مطالعه اهمیت ویژه‌ای دارد. این موضوع بیانگر آن است که AMES اطلاعات متمایز و مکملی نسبت به MES ارائه می‌دهد و ترکیب این دو می‌تواند چارچوبی کامل‌تر برای پایش ریسک سیستمیک ایجاد کند (Acharya et al., 2012; Chen et al., 2025). این یافته با نتایج (Hosseini & Mousavi, 2017) و (Sharifi & Fallah, 2017) در بازار ایران هم‌راستاست که نشان داده‌اند تنوع معیارها و استفاده از مدل‌های چندمتغیره می‌تواند به بهبود شناسایی بحران و مدیریت بهتر ریسک کمک کند.

برتری AMES در تحلیل داده‌های بانکی ایران به‌ویژه از آن جهت اهمیت دارد که ساختار بانکی کشور به شدت متمرکز و وابسته به تعداد محدودی بانک بزرگ است و وقوع شوک در یکی از این نهادها می‌تواند کل سیستم مالی را تحت تأثیر قرار دهد (Mousavi & Hosseini, 2015; Rezaei & Ahmadi, 2019). در چنین شرایطی، ابزارهایی که بتوانند رفتار دُم توزیع بازده‌ها و هم‌بستگی شدید میان بانک‌ها را آشکار کنند، برای پیشگیری از بحران ضروری‌اند (Huang et al., 2009; Segoviano & Goodhart, 2009).

افزون بر این، یافته‌های تحقیق حاضر نشان داد که رتبه‌بندی بانک‌ها بر اساس AMES با رتبه‌بندی مبتنی بر MES تفاوت قابل‌ملاحظه‌ای دارد. این نتیجه تأیید می‌کند که صرف توجه به اندازه بازار یا ریسک فردی بانک‌ها کافی نیست و ممکن است باعث شود بانک‌هایی با ریسک سیستمی بالا اما اندازه متوسط نادیده گرفته شوند (Acharya et al., 2013; Chen et al., 2017). چنین رویکرد ناقصی می‌تواند منجر به تخصیص نادرست سرمایه و افزایش شکنندگی سیستم مالی شود (Banulescu & Dumitrescu, 2015; Qin & Zhou, 2021).

همچنین، پیوند نتایج این تحقیق با جریان‌های جدید پژوهشی در زمینه پیش‌بینی بحران مالی قابل توجه است. امروزه استفاده از داده‌های کلان و مدل‌های یادگیری ماشین در ترکیب با معیارهای پیشرفته مانند AMES به طور گسترده مطرح شده و می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد (Song et al., 2024; Zhao, 2024). پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهند که ترکیب داده‌های مالی با شاخص‌های کیفی و اطلاعات رفتاری مدیریت می‌تواند مدل‌های ریسک را کاراتر کند (Stoiber et al., 2024; Sydow, 2024). یافته حاضر که نشان‌دهنده برتری AMES در محیط پرتنش بازار ایران است، می‌تواند پایه‌ای برای ترکیب این معیار با ابزارهای تحلیل نوین باشد (Sethi, 2025; Shami et al., 2025).

به طور کلی، نتایج این تحقیق ضمن تأیید شواهد بین‌المللی، شواهد بومی ارزشمندی درباره قدرت AMES ارائه می‌دهد و نشان می‌دهد که استفاده از این معیار می‌تواند سیاست‌گذاران و مدیران ریسک را در مواجهه با بحران‌های احتمالی یاری کند. این امر به‌ویژه در بازارهای نوظهور که ساختار ریسک پیچیده و اطلاعات ناقص است، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند (Ahmadi & Rezaei, 2018; Rezaei & Ahmadi, 2019).

این مطالعه همانند بسیاری از پژوهش‌های مالی با محدودیت‌هایی مواجه بوده است. نخست، داده‌های مورد استفاده صرفاً مربوط به بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران است و ممکن است به طور کامل نماینده کل شبکه بانکی کشور نباشد. همچنین، در این پژوهش تمرکز بر بازده سهام بوده و سایر منابع ریسک مانند ارتباطات اعتباری

بین‌بانکی یا ریسک‌های ترازنامه‌ای به‌طور مستقیم لحاظ نشده است. محدودیت دیگر، استفاده از داده‌های تاریخی و فرض پایداری ساختار بازار است؛ در حالی که تغییرات نهادی، سیاست‌های پولی و شرایط اقتصاد کلان می‌تواند روابط میان بانک‌ها و شدت ریسک سیستمیک را در آینده دگرگون کند. علاوه بر این، اگرچه AMES نسبت به MES انعطاف‌پذیرتر است، اما همچنان به دقت برآورد پارامترهای دنباله توزیع وابسته بوده و ممکن است در صورت وجود داده‌های ناکامل یا وقفه‌های قیمتی با خطا مواجه شود.

برای توسعه تحقیقات آینده، پیشنهاد می‌شود از داده‌های گسترده‌تر شامل بانک‌های غیربورسی و سایر نهادهای مالی مانند بیمه و صندوق‌های سرمایه‌گذاری استفاده شود تا شبکه مالی کشور به‌طور کامل‌تری پوشش داده شود. همچنین، می‌توان ترکیب AMES با شاخص‌های دیگر مانند SRISK و CoVaR را بررسی کرد تا چارچوبی چندبعدی برای پیش‌بینی بحران ارائه شود. به‌کارگیری داده‌های فرکانس بالا و روش‌های نوین یادگیری ماشین می‌تواند توانایی کشف الگوهای پیچیده در رفتار ریسک را افزایش دهد. مطالعات آتی همچنین می‌توانند اثر متغیرهای کلان اقتصادی، مقررات نظارتی و تحریم‌های بین‌المللی را در مدل‌سازی ریسک سیستمیک وارد کنند و پویایی زمانی AMES را در بازه‌های زمانی مختلف بررسی نمایند.

نتایج این پژوهش پیامدهای مهمی برای سیاست‌گذاران و مدیران ریسک دارد. بانک مرکزی و نهادهای ناظر می‌توانند از AMES به‌عنوان شاخصی دقیق برای شناسایی بانک‌های دارای اهمیت سیستمی استفاده کرده و الزامات سرمایه‌ای و نظارتی متناسب با سهم واقعی هر بانک از ریسک سیستمیک طراحی کنند. همچنین، مدیران بانکی می‌توانند از این معیار برای ارزیابی موقعیت خود در شبکه مالی، طراحی راهبردهای پوشش ریسک و تصمیم‌گیری درباره تخصیص سرمایه در شرایط بحرانی بهره‌گیرند. سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران بازار نیز می‌توانند از AMES برای پایش سلامت سیستم بانکی و پیش‌بینی نوسانات شدید بازار استفاده کنند تا تصمیمات سرمایه‌گذاری خود را با دقت بالاتری اتخاذ نمایند.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازین اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازین و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

References

Acharya, V., Engle, R., & Richardson, M. (2017). Capital shortfall and MES measures in financial crises. *Journal of Financial Economics*, 123(3), 525-548.

- Acharya, V. V., Pedersen, L. H., Philippon, T., & Richardson, M. (2012). Measuring systemic risk. *Review of Financial Studies*, 25(1), 71-118.
- Ahmadi, N., & Rezaei, F. (2018). Application of Marginal Expected Shortfall Models in Predicting Severe Bank Losses. *Quarterly Journal of Banking and Insurance*, 9(2), 23-41.
- Banulescu, G. D., & Dumitrescu, E. I. (2015). Which are the sifis? a component expected shortfall approach to systemic risk. *Journal of Banking & Finance*, 50, 575-588. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.01.037>
- Brownlees, C., & Engle, R. (2016). SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk. *The Review of Financial Studies*, 30(1), 48-79. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw060>
- Cai, J., He, X., & Li, X. (2015). Multivariate extreme value theory and MES estimation. *Journal of Banking and Finance*, 50, 1-15.
- Chan-Lau, J. (2010). Regulatory capital charges for too-connected-to-fail institutions: A practical proposal. *Financial Markets, Institutions and Instruments*, 19(5), 355-379. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0416.2010.00161.x>
- Chen, H., Iyer, R., & Wang, Y. (2013). Additive systemic risk measures. *Journal of Financial Stability*, 9(4), 554-566.
- Chen, L., Hong, H., & Stein, J. C. (2025). Predicting systemic risk with marginal expected shortfall. *Financial management*, 54(2), 101-124.
- Eyvazloo, M., & Rameshg, A. (2019). Predicting Banks' Systemic Risk Using Asymptotic Marginal Expected Shortfall. *Iranian Financial and Economic Research Journal*, 12(3), 45-67.
- Hosseini, M., & Mousavi, S. (2017). Analyzing Systemic Risk with Conditional Volatility and Expected Shortfall Models. *Iranian Financial Management Journal*, 7(4), 12-33.
- Huang, X., Zhou, H., & Zhu, H. (2009). A framework for assessing the systemic risk of major financial institutions. *Journal of Banking and Finance*, 33(11), 2036-2049. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.05.017>
- Ja'fari, R., & Nikoukar, H. (2016). Identifying Tail Dependencies in Bank Returns for Predicting Extreme Losses. *Journal of Economics and Financial Management*, 6(1), 55-75.
- Jamshidi, M., & Razavi, S. (2015). Predicting Banks' Severe Losses in Financial Crisis Periods with Asymptotic Marginal Expected Shortfall. *Quarterly Journal of Economics and Management*, 4(3), 20-42.
- Karimi, K., & Kazemi, A. (2018). The Effect of Market Shocks on Systemic Risk and the Application of Asymptotic Marginal Expected Shortfall. *Quarterly Journal of Financial Research*, 8(1), 40-60.
- Mousavi, S., & Hosseini, M. (2015). Application of Multivariate Expected Shortfall Models in the Analysis of Iranian Banking Crises. *Journal of Banking Research*, 5(3), 30-52.
- Qin, X., & Zhou, C. (2021). Systemic risk allocation using the asymptotic marginal expected shortfall. *Journal of Banking and Finance*, 126, 106099. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2021.106099>
- Rezaei, F., & Ahmadi, N. (2019). Asymptotic Marginal Expected Shortfall and Banks' Capital Policy. *Iranian Financial and Economic Journal*, 11(2), 15-37.
- Segoviano, M., & Goodhart, C. (2009). Banking stability measures.
- Sethi, S. R. (2025). Forecasting financial distress for organizational sustainability: An empirical analysis. *Sustainable Futures*, 9, 100429. <https://doi.org/10.1016/j.sfr.2024.100429>
- Shami, A., Taghipourian, Y., Maranjouri, M., & Fallah, R. (2025). Explaining the impact of financial distress risk on stock price crash risk. *Scientific Research Quarterly of Accounting and Management*, 14(4), 303-312.
- Sharifi, M., & Fallah, R. (2017). Measurement of Systemic Risk in the Money and Capital Markets with Expected Shortfall Models. *Iranian Financial Economics Journal*, 6(2), 28-49.
- Song, Y., Jiang, M., Li, S., & Zhao, S. (2024). Class-imbalanced financial distress prediction with machine learning: Incorporating financial, management, textual, and social responsibility features into index system. *Journal of Forecasting*, 43(3), 593-614. <https://doi.org/10.1002/for.3050>
- Stoiber, K., Degischer, D., Hautz, J., & Matzler, K. (2024). Open Strategy as Turnaround: The Impact of Openness in Restructuring Under Financial Distress. *Academy of Management Perspectives*. <https://doi.org/10.5465/amp.2023.0363>
- Sydow, M. (2024). Shock amplification in an interconnected financial system of banks and investment funds based on Financial Stress. *Journal of Financial Stability*.
- Tarashev, N., Borio, C., & Tsatsaronis, K. (2009). The systemic importance of financial institutions. *BIS Quarterly Review*, 75, 87.
- Tarashev, N., Borio, C., & Tsatsaronis, K. (2010). *Attributing systemic risk to individual institutions*.
- Zhao, J. (2024). Survey, classification and critical analysis of the literature on corporate bankruptcy and financial distress prediction. *Machine Learning with Applications*.
- Zhou, C. (2010). Are banks too big to fail? Measuring systemic importance of financial institutions. *International Journal of Central Banking*, 6(4), 205-250.