

FİNANS ALANINDA
GÜNCEL KONULAR VE
AKADEMİK DEĞERLENDİRMELER

Editör: Doç.Dr. Naci YILMAZ



yaz
yayınları

**Finans Alanında Güncel Konular ve
Akademik Değerlendirmeler**

Editör

Doç.Dr. Naci YILMAZ

yaz
yayınları

2026

**Finans Alanında Güncel Konular ve
Akademik Değerlendirmeler**

Editör: Doç.Dr. Naci YILMAZ

© YAZ Yayınları

Bu kitabın her türlü yayın hakkı Yaz Yayınları'na aittir, tüm hakları saklıdır. Kitabın tamamı ya da bir kısmı 5846 sayılı Kanun'un hükümlerine göre, kitabı yayınlayan firmanın önceden izni alınmaksızın elektronik, mekanik, fotokopi ya da herhangi bir kayıt sistemiyle çoğaltılamaz, yayınlanamaz, depolanamaz.

E_ISBN 978-625-5450-45-6

Ekim 2026 – Afyonkarahisar

Dizgi/Mizanpaj: YAZ Yayınları

Kapak Tasarım: YAZ Yayınları

YAZ Yayınları. Yayıncı Sertifika No: 73086

M.İhtisas OSB Mah. 4A Cad. No:3/3
İscehisar/AFYONKARAHİSAR

www.yazyayinlari.com

yazyayinlari@gmail.com

İÇİNDEKİLER

Artificial Intelligence in Asset Pricing.....	1
<i>Aynur Dilan TOSUN</i>	
İklim Değişikliği ve Sigortacılık: Tehditler ve Fırsatlar	17
<i>Aylin MERCAN ALKAN</i>	
What Drives Government Bond Yields? Evidence from Advanced Economies	41
<i>Çisem BEKTUR</i>	
Generative Artificial Intelligence in Banking: Opportunities, Risks, and Future Perspectives	62
<i>Nuray ISLATINCE</i>	
Otonom ve Tokenize Finansın Sistemik Risk Mimarisi: Yapay Zekâ Ajanları, Likidite Eşzamanlılığı ve Finansal İstikrar	102
<i>Eda KAYHAN, Younes GHOLİZADEH</i>	
Firmaların ESG Performansını Şekillendiren Ülke Düzeyindeki Kurumsal Faktörler: Kavramsal Bir Değerlendirme	129
<i>Ece ÖZMEN, İlhan ÇAM</i>	

"Bu kitapta yer alan bölümlerde kullanılan kaynakların, görüşlerin, bulguların, sonuçların, tablo, şekil, resim ve her türlü içeriğin sorumluluğu yazar veya yazarlarına ait olup ulusal ve uluslararası telif haklarına konu olabilecek mali ve hukuki sorumluluk da yazarlara aittir."

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ASSET PRICING

Aynur Dilan TOSUN¹

1. INTRODUCTION

The financial concept of return predictability has been acknowledged and investigated by many researchers within the asset pricing literature. Although the predictability of future returns was considered impossible under the efficient market hypothesis (EMH) in earlier years, empirical data would hardly support these claims. One of the main reasons for the failure of market efficiency is said to be investors' irrational beliefs, which may lead to price distortions. Hence, the field of behavioral finance, which emerged in the 1980s, seeks to provide plausible explanations for the underlying causes of investors' irrational beliefs (Barberis & Thaler, 2003).

Since these arguments concerning market efficiency are inconsistent with the hypothesis of return unpredictability, many researchers have investigated factors that can predict future asset returns. As one of the most widely known and accepted factor models, the Sharpe-Lintner Capital Asset Pricing Model (CAPM) estimates the expected returns based on a factor model: systematic risk. However, it has been intensely argued that a one-factor model is insufficient to predict returns and hence new multifactor models have been proposed. For instance, Ross (1976) introduced Arbitrage Pricing Theory (APT), which later

¹ Assistant Professor of Finance, Kadir Has University, Faculty of Economics, Administrative and Social Sciences, International Trade and Finance Department, ORCID: 0009-0002-4256-8852.

paved the way for new multifactor models to be explored. Some of these well-known and highly utilized factor models for empirical asset pricing research include the Fama-French-3-Factor Model (FF3; Fama & French, 1992), Carhart 4-Factor Model (Carhart, 1997), and the q5 factor model (Hou, Mo, Xue, & Zhang, 2021). Moreover, various behavioral anomalies have also been presented and incorporated into factor models (e.g., Daniel, Hirshleifer, & Sun, 2020).

Given the increasing number of factors proposed in alternative factor models, the trade-off between parsimony and goodness-of-fit has been substantially critical in the asset pricing literature. Because high-dimensional statistical problems and multicollinearity are some of the serious drawbacks to properly link the proposed factors to future asset returns, researchers navigating “factor zoo” try to find the best possible model that would efficiently estimate the future returns. To achieve a more statistically disciplined factor model for both US and international markets, not only empirical researchers but also hedge funds have been incorporating artificial intelligence (AI) tools such as machine learning (ML) into their portfolio management decisions. Although not limited to the following methods, these tools provide latent factor extraction and automated variable selection through algorithms like LASSO. Modern asset pricing that relies heavily on ML architecture considers non-linear functionality and time-varying conditional betas, which eventually differentiate itself from the aforementioned traditional models. In recent years, there has been an increasing number of empirical papers dealing with the predictability of asset returns through machine learning tools. These tools enable investors to increase their returns as much as possible by incorporating numerous observed or unobserved factors into empirical analysis.

Furthermore, the integration of AI into financial analysis and investment strategies represents more than a quantitative improvement over traditional econometric models; it marks a significant shift in how both individual and institutional investors receive and handle information. Traditional pricing models face significant limitations when dealing with high-frequency noise or non-linear feedback loops. Machine learning architecture addresses these limitations by detecting complex, high-dimensional patterns without imposing rigid parametric assumptions. Consequently, evaluating the efficacy and adaptability of these AI-driven models is crucial not only for academic researchers refining asset pricing theory, but also for both practitioners endeavoring to maximize alpha in global equity markets. Therefore, although not given in detail, I provide some of the critical and highly appreciated analyses and the corresponding findings related to the asset pricing literature here.

The following chapters introduce and discuss the hypotheses, methodology, empirical analyses and main findings of some of the recent and prominent finance papers that analyze the linkage between artificial intelligence and asset pricing: Chapter 2 gives information on various machine learning tools and the main conditions to look for when deciding which tool to use to earn higher returns. Chapter 3 defines Generative AI as one of the AI techniques that are not only used by individual investors but also by institutional ones. In Chapter 4, the importance of human skills is emphasized in terms of elevating the positive impact of AI adoption. In Chapter 5, the novel AI asset pricing models are presented and discussed by highlighting their comparatively better predictive power in forecasting future returns. In Chapter 6, the problem of dispersion among different investors' expectations on the same available information is argued, and the possible solutions using certain machine learning tools are proposed. Unlike the papers discussed up to this point,

Chapter 7 focuses on describing the machine learning applications and methodology in asset pricing on a global scale. The last chapter concludes.

2. BEST-PERFORMING MACHINE LEARNING METHODS

Over the past few decades, we have observed a revolutionary number of potential return predictors offered in empirical asset pricing, which has eventually led to a new term emerging in the literature: the "factor zoo." Traditional econometric tools often struggle to determine which predictor works much better than the rest. Researchers and the investors are also aware that measuring risk premia is a fundamental task in empirical asset pricing. Hence, they have been using traditional econometric approaches to gauge the risk premium, but these approaches face several inevitable challenges: a high risk of overfitting due to the existence of hundreds of possible stock characteristics and the nonlinear dependence of risk premia on firm characteristics.

Based on prior research conducted by Gu, Kelly, and Xiu (2020), there are certain methods within machine learning architectures that help investors earn higher returns compared to other methods by mitigating the challenges indicated. The criterion for deciding on which method is comparably better is based on the extent to which this method can improve predictive accuracy. First, they touch upon the theoretical foundations and continue with the empirical analysis in which the sample includes individual equity returns, almost 100 firm-level financial signals, various macroeconomic indicators and the interactions among all these features. The dataset covers the period from 1957 to 2016. The authors evaluate different algorithms including linear regressions, dimension reduction models, nonlinear tree-based

ensembles and neural networks, and compare their performance. According to the main findings, the specific methods of trees and neural networks were demonstrated to have higher out-of-sample predictive power. Moreover, the authors find that investors using neural networks outperformed the market as evidenced by a higher Sharpe ratio. The results also indicate that machine learning methods integrate a vast number of possible return predictors compared to traditional methods. The authors mainly attribute the superior performance of machine learning methods over traditional ones to the ability of machine learning to handle a vast number of predictor variables.

3. GENERATIVE AI USAGE

Besides classical machine learning algorithms in asset pricing, recent technological advancements have amplified AI capabilities in analyzing long and unstructured text-based information instantly. As discussed above, certain other AI techniques can also boost investment returns much more than traditional models could have allowed. In line with these arguments, there are also several papers that investigate the impact of AI usage by both individuals and fund managers on investment decisions. Another AI tool that is said to be quite different from earlier AI tools is Generative AI (GenAI), which is noted for requiring less complicated training relative to others. The use of GenAI (such as ChatGPT) and its impact on investment performance have also been analyzed in empirical papers.

In one such paper, Sheng, Sun, Yang, and Zhang (2026) analyze whether the adoption of (GenAI) can create higher abnormal returns by using a difference-in-differences approach. Because there is a lack of available data that could lead researchers to directly investigate the link between GenAI usage

and investment performance, the authors introduce a novel measure as a proxy for utilization of GenAI based on hedge funds' portfolio holdings and information produced by ChatGPT. Utilizing this novel measure, they empirically show that hedge funds with higher ChatGPT usage achieve higher risk-adjusted returns in the post-adoption period compared to the pre-adoption period. They also conduct a similar analysis on non-hedge fund companies but find that AI adoption does not contribute to significantly higher returns. Furthermore, the authors delve into the potential drivers of the significantly higher returns achieved by hedge funds and conduct several alternative tests to validate their methodology, such as using surveys of hedge fund managers or including newspaper articles to construct the main proxy variable.

Although it is clearly observed that reliance on disruptive technologies could facilitate higher profits for investment companies, the authors emphasize the importance of the right combination of new technologies and highly skilled analysts who can interpret their output. The authors attribute the outperformance of GenAI to its capability to extract alpha signals from high-dimensional firm-specific information much faster than human analysts, its ability to predict future real-time narratives and its advantage in reducing search costs. While all these unique features seem to offer clear benefits, they increase the performance gap between funds capable of implementing GenAI and those that lack access to such technology.

4. MAN AND MACHINE

While we frequently hear that artificial intelligence is a pure substitute for financial advisors, some theoretical and empirical studies highlight the complementary nature of technological advancements and highly skilled human capital. As

mentioned in the previous chapter, companies also need skilled human analysts to gather and interpret data generated by AI tools to achieve high profits. Relatedly, a recent study conducted by Cao, Jiang, Wang, and Yang (2024) emphasizes the “man + machine” combination rather than the theme of “man vs. machine”.

The authors refer to a vast number of works in the literature that have argued the possible implications of job loss on productivity and employment due to advancements in AI-related tools. In contrast to these works, the authors focus on the potential performance increase resulting from AI and human synergy. They examine data on analysts’ price forecasts between 1996 and 2018. To construct an “AI analyst”, they incorporate firm characteristics, industry and macro variables and information related to corporate disclosure along with their interactions into their machine learning model. Then, they compare the performance of human analysts and AI analysts in estimating stock returns.

It is reported that AI analysts perform much better in their stock return predictions. However, humans outperform AI analysts when they have a comparative advantage in states in which there is high information asymmetry that necessitates institutional knowledge to handle. The authors also note that instead of choosing one model over another, creating a synergy between the two could significantly reduce forecast errors made by both AI and humans.

Concisely, in addition to showing the advantages of both AI and human analysts under certain circumstances, they also document how humans can use their skills for better AI adoption to avoid making extreme errors in stock return forecasts. That is, the division of labor in financial analysis where machines focus on data aggregation automation and humans make strategic

management decisions would create the highest predictive accuracy and the greatest investment performance.

5. AI PRICING MODELS

Earlier machine learning tools in finance primarily aimed to make better forecasts within traditional asset pricing models. However, current advancements let researchers move beyond these traditional models and analyze high-dimensional datasets. The advantage of covering a broad range of asset-specific information through AI models also enables researchers to develop new asset pricing models that enhance the future return predictability.

One of the recently proposed asset pricing models based on AI tools is the artificial intelligence pricing model (AIPM) by Kelly, Kuznetsov, Malamud and Xu (2025). In this paper, they explain the two main attributes of this novel model as its ability to present a context-related forecast based on information across various assets and to extend the model parameterization limits. This model is a simpler linear model that makes complicated attention mechanisms much easier to comprehend. The authors also augment this approach with a more advanced AIPM model that uses nonlinear transformer architecture.

For empirical analysis, the authors gather monthly US equity data and consider 132 stock-level characteristics from Jensen, Kelly, and Pedersen (2023). They compare the performance of several versions of this new model to several benchmark models such as the six-factor model that augments the five factors of Fama and French (2015) with a momentum factor, a four-factor model including the mispricing factor. As carefully assessed in previous papers, the authors also report out-of-sample Sharpe ratios and pricing errors for each model. They observe that the performance of the newly introduced models that incorporate

attention mechanisms is far better than that of benchmark models without attention mechanisms. The results, overall, demonstrate that asset pricing has transitioned towards market-wide neural architecture rather than standalone firm-level regressions.

6. BELIEF DISAGREEMENT

In addition to the systematic risk and return forecasts, market efficiency heavily depends on how market participants interpret public information. In behavioral finance, heterogeneous expectations among market participants are seen as a primary mechanism driving market anomalies. Even though investors have access to the same information, their forecasts and expectations of returns could differ substantially from one another. For instance, when there are divergent beliefs and pessimistic investors face short-sale constraints, assets become overpriced and the future returns are hypothesized to be lower. But since investor beliefs are unobservable, this hypothesis is hard to test empirically. However, investor belief disagreement is one of the areas that machine learning tools can be useful to help better explain returns relative to traditional econometric models.

According to Bali, Kelly, Mörke, and Rahman (2026), different machine learning specifications with the same data inputs could be modeled to represent different investor beliefs about future returns. The authors create a new measure called Machine Forecast Disagreement (MFD), defined as the dispersion in return forecasts across these investor models. This measure not only aligns with analyst forecast disagreement, which is a prior measure that proxies for the belief heterogeneity among analysts, but also outperforms it in terms of stock return predictability. They calculate their monthly MFD measure from August 1976 to December 2022 based on past stock

characteristics. This measure is calculated by finding the standard deviation of return forecasts among different investors.

The authors document a significant and negative relationship between the MFD measure and future stock returns. Specifically, they report that the value-weighted portfolio that shorts the stocks with the highest MFD and buys the ones with the lowest MFD yields an average monthly return of 1.14%. Moreover, the significant predictive power of MFD cannot be absorbed by any other firm-level traits and risk factors. These results are not limited to the US equity market; the negative return predictability of MFD is also apparent in international equity markets. In short, this paper contributes to the literature by introducing a new belief disagreement measure for the cross-section of stock returns and shows that this measure is associated with the mispricing factor (Stambaugh, Yu, & Yuan, 2015). This study reveals that MFD provides an unbiased proxy for market-wide belief disagreement without relying on human surveys.

7. INTERNATIONAL MARKETS

Up to now, the main analyses of the papers listed above have focused on the US market. In the asset pricing literature, it is crucial to understand the investment strategies across countries outside the US as well. For that purpose, there are various replication papers that solely conduct similar analyses relevant to the US market to see whether the findings for the US market are also corroborated in international markets. Similarly, newly offered AI-based asset pricing models are applied to international equity data to see whether there are significant differences between the traditional and AI-based asset pricing models across countries. Moreover, researchers utilize machine learning techniques to pinpoint the best possible predictors among a large

number of stock return predictors that could commonly predict international stock returns.

In one of these studies, Cakici, Fieberg, Metko and Zaremba (2023) try to understand whether the machine learning techniques that generate higher investment gains in the US and China can consistently predict stock returns across 46 countries. They also investigate whether there is any difference in the performance of these techniques in international markets. They feed the machine learning algorithms with 148 different anomaly variables and compare 11 different algorithms such as the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO), several neural networks and ordinary least squares regression (OLS). First, they demonstrate that every algorithm generates significant abnormal returns and the performance is much better in developed markets than in emerging markets. Among the machine learning algorithms they utilize, the forecast combination COMB is found to be the best performer. Machine learning algorithms are found to better predict small-cap stock returns relative to large-cap stock returns. Importantly, the authors observe higher Sharpe ratios in most markets compared to those in the US.

Additionally, the authors discuss how combining certain individual return predictors enhances the accuracy of the models. However, the sole contribution of each predictor included in the analysis varies across countries. That is, machine learning strategies are generally better executed in developed markets rather than in emerging ones and the machine learning models mainly extract predictive power from certain stock characteristics such as momentum, short-term reversal, value and size. Although the authors mention the efficiency of machine learning models in selecting and forming stocks, they emphasize this non-uniformity. They also highlight the heterogeneity in the

performance of machine learning strategies across different countries, market segments and model types.

Another valuable study conducted by Fieberg, Liedtke, Zaremba and Cakici (2025) deploys an instrumented principal component analysis (IPCA), which was introduced by Kelly, Pruitt, and Su (2019) to present a new cross-section of the equity risk premium. Using market returns for the US, 23 developed and 48 emerging markets between January 1993 and December 2021, the authors demonstrate that IPCA is beneficial for determining cross-sectional variation in market returns and can be utilized as a potential investment strategy around the world. However, it is also important to note that the performance of IPCA, when used as an investment strategy, is far better in emerging markets rather than in developed markets. As already mentioned, and intensely discussed in the asset pricing literature, offering new applications or determinants to overcome the “factor zoo” is highly important. Relatedly, IPCA might also diminish the number of parameters that are needed to predict stock returns as it is shown to link a wide range of market characteristics to just a few conditional betas. Specifically, a four-factor conditional asset pricing model is demonstrated to outperform established factor models in capturing the cross-country variation.

Similar to the previous international paper, the authors further analyze the main global “signal zoo” and list size, momentum, volatility, political risk and valuation as the top five predictors that determine the return differences. In short, extending beyond these contributions to literature, a growing body of recent research examines global asset pricing models and strives to offer the most efficient predictor on a global scale. These studies increasingly adopt various machine learning techniques to conduct empirical analyses, comparing the relevant outcomes against traditional econometric models.

8. CONCLUSION

We have been observing a great evolution of empirical asset pricing models that utilize advanced artificial intelligence and machine learning architectures rather than traditional frameworks. To overcome the extensive "factor zoo" and vast number of statistical constraints, recent developments in AI demonstrate improvements in capturing non-linear interactions, latent factors, and time-varying risk dynamics. As discussed in the previous sections and presented through the findings of the recent empirical studies, various AI tools such as deep neural networks and tree-based ensembles consistently excel the classic econometric structures in predicting future equity returns and producing risk-adjusted alpha.

In addition to the traditional asset return predictions, utilizing modern AI applications is crucial to developing the most efficient solutions to these empirical hurdles. On the one hand, the implementation of Generative AI (GenAI) enables investors to derive higher risk-adjusted alpha by reducing search costs; on the other hand, quantitative finance measures like Machine Forecast Disagreement (MFD) successfully gauge unobservable investor belief disagreement. However, one should be cautious in concluding that AI implementation is a simple replacement for human skills. Conversely, a hybrid "man + machine" combination achieves the highest predictive accuracy thanks to automated data aggregation provided by AI and human judgment during periods of heightened information asymmetry.

Lastly, some empirical studies have been conducted across global equity markets to examine whether the outperformance of machine learning applications in investment strategies in the US market can be generalized to international equity markets. According to the results presented, we can observe clear enhancements in spotting the best global return

predictors and achieving higher risk-adjusted alpha values due to the utilization of recent machine learning models. Although the performance varies significantly between developed and emerging economies due to market differences, the positive effect of new technologies on investment decisions cannot be understated. For future empirical research, newly developed models could be tested against the traditional as well as prior AI models in the US and international equity markets to see whether the outperformance of these AI tools persists or dissipates.

REFERENCES

- Bali, T. G., Kelly, B. T., Mörke, M., & Rahman, J. (2026). Machine forecast disagreement. *The Review of Financial Studies*, hhag042. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhag042>
- Barberis, N., & Thaler, R. (2003). A survey of behavioral finance. In G. M. Constantinides, M. Harris, & R. M. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance* (Vol. 1, pp. 1053–1128). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1574-0102\(03\)01027-6](https://doi.org/10.1016/S1574-0102(03)01027-6)
- Cakici, N., Fieberg, C., Metko, D., & Zaremba, A. (2023). Machine learning goes global: Cross-sectional return predictability in international stock markets. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 155, Article 104725. <https://doi.org/10.1016/j.jedc.2023.104725>
- Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of Finance*, 52(1), 57–82. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb03808.x>
- Cao, S. S., Jiang, W., Wang, J. L., & Yang, B. (2024). From Man vs. Machine to Man + Machine: The art and AI of stock analyses. *Journal of Financial Economics*, 160, Article 103910. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2024.103910>
- Daniel, K., Hirshleifer, D., & Sun, L. (2020). Short- and long-horizon behavioral factors. *The Review of Financial Studies*, 33(4), 1673–1736. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz069>
- Fama, E. F., & French, K. R. (1992). The cross-section of expected stock returns. *The Journal of Finance*, 47(2), 427–465. <https://doi.org/10.2307/2329112>
- Fama, E. F., & French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 116(1), 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2014.10.010>

- Fieberg, C., Liedtke, G., Zaremba, A., & Cakici, N. (2025). A factor model for the cross-section of country equity risk premia. *Journal of Banking & Finance*, 171, Article 107373. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2024.107373>
- Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical asset pricing via machine learning. *The Review of Financial Studies*, 33(5), 2223–2273. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009>
- Hou, K., Mo, H., Xue, C., & Zhang, L. (2021). An augmented q -factor model with expected growth. *Review of Finance*, 25(1), 1–41. <https://doi.org/10.1093/rof/rfaa004>
- Jensen, T. I., Kelly, B. T., & Pedersen, L. H. (2023). Is there a replication crisis in finance? *The Journal of Finance*, 78(5), 2465–2518. <https://doi.org/10.1111/jofi.13249>
- Kelly, B. T., Kuznetsov, B., Malamud, S., & Xu, T. A. (2025). *Artificial intelligence asset pricing models* (SSRN Scholarly Paper No. 5089371). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5089371>
- Kelly, B. T., Pruitt, S., & Su, Y. (2019). Characteristics are covariances: A unified model of risk and return. *Journal of Financial Economics*, 134(3), 501–524. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2019.05.001>
- Ross, S. A. (1976). The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*, 13(3), 341–360. [https://doi.org/10.1016/0022-0531\(76\)90046-6](https://doi.org/10.1016/0022-0531(76)90046-6)
- Sheng, J., Sun, Z., Yang, B., & Zhang, A. L. (2026). Generative AI and asset management. *The Review of Financial Studies*, hhag050. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhag050>
- Stambaugh, R. F., Yu, J., & Yuan, Y. (2015). Arbitrage asymmetry and the idiosyncratic volatility puzzle. *The Journal of Finance*, 70(5), 1903–1948. <https://doi.org/10.1111/jofi.12286>

İKLİM DEĞİŞİKLİĞİ VE SİGORTACILIK: TEHDİTLER VE FIRSATLAR

Aylin MERCAN ALKAN¹

1. GİRİŞ

İklim değışikliğı gerçeğı her geçen gün etkisini daha fazla hissettiğimiz, tüm dünyayı etkisi altına alan, atmosferdeki sera gazı salınımının artması sonucu Dünya'nın ortalama sıcaklığında meydana gelen artıştır. Bu sıcaklık artışının klimatografik, hidrolojik ve sosyoekonomik birçok etkisi ve sonucu bulunmaktadır. İklim değışikliğı, kuraklığın ve çölleşmenin artması, fırtına, kasırga gibi aşırı hava olaylarının daha sık gerçekleşmesi, orman yangınları ve salgın hastalıkların artması, gıda ve su yetersizliğı gibi çok geniş bir etki alanına sahiptir. Tüm bu tehlikelerin etkileyebileceğı sektörlerden biri de sigortacılıktır.

İklim değışikliğı riskleri sigorta şirketlerinin son dönemde en popüler konuları arasında yer almaktadır. Bu riskler sonucu meydana gelen hasarların katastrofik boyutlarda olması ve sektörün ödeme kapasitesinin yetersiz kalabilme ihtimaline karşı şirketlerin iklim risklerini en doğru şekilde yönetebilmesi önem taşımaktadır. Ancak etkisi çok geniş bir alana yayılabildiğinden ve tahmin edilmesi çok daha güç olduğundan, küresel ısınmaya bağılı afetlerin gözlemlenmesi, önlemlerin alınması ve fiyatlandırılması konusunda zorluklar yaşanabilmektedir. Bu riskleri tamamen yok edebilmek mümkün olmasa da meydana gelebilecek kayıpların en aza indirilmesinde sigorta şirketlerinin önemli bir rolü bulunmaktadır.

¹ Dr. Öğretim Üyesi, Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Turhal Uygulamalı Bilimler Fakültesi, Bankacılık ve Sigortacılık, ORCID: 0000-0001-7611-8724.

İklim değışikliğı ile mücadelede sigorta sektörü ve hükümetlerin düşük karbonlu ekonomiye geçiş sürecinde iş birliğı içerisinde olması, sektörün önündeki yasal engellerin kaldırılması önem taşımaktadır. Ayrıca bilimsel ve teknolojik anlamda tüm gelişmelerin takip edilmesi, veritabanlarının oluşturulması, sel haritası, orman yangını haritası gibi risk haritalarının oluşturulmasıyla beraber risk analizleri yapılabilecek ve underwriting kanalında ürünler doğru fiyatlandırılabilir.

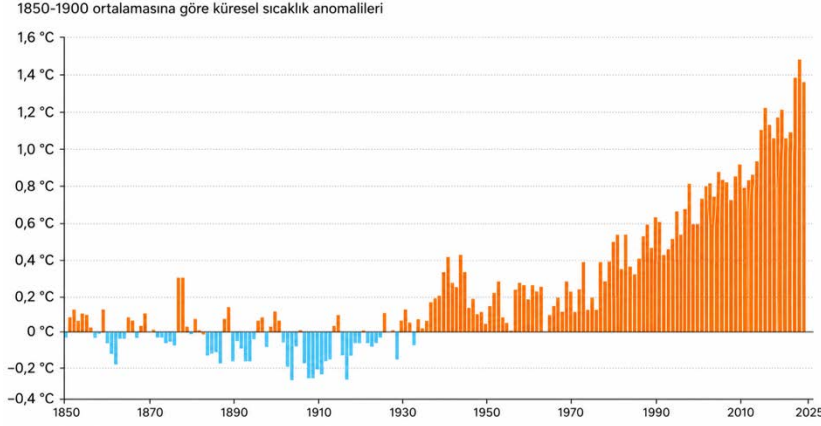
Sigortacılık risk yönetimi ve risk sınıflandırılması konusundaki uzmanlığıyla kontrol edilmesi neredeyse mümkün olmayan hava olaylarının yaratacağı zararların yönetilmesinde avantajlı olan sektörlerden biridir. Dolu, sel, don, fırtına gibi olayların ardından gerçekleşen hasarlar için afet öncesi duruma en hızlı şekilde dönüş sağlayabilmek sigorta ile mümkün olabilmektedir. Dolayısıyla iklim değışikliğini benimseyerek ürünlerini bu risklere entegre bir şekilde geliştiren ve doğru risk yönetim stratejisi belirleyen sigorta şirketleri sektörde varlığını sürdürebilecektir.

2. İKLİM DEĞİŞİKLİĞİ NEDİR?

İklim değışikliğı, Dünya'nın yerel, bölgesel ve küresel iklimini tanımlayan ortalama hava koşullarındaki uzun vadeli değışikliklerdir. Bu değışikliklerin çok çeşitli gözlenen etkileri vardır. Dünya ikliminde 20. yüzyılın başından bu yana görülen değışiklikler, öncelikle insan faaliyetlerinden, özellikle de Dünya atmosferindeki ısı yakalayan sera gazı seviyelerini artıran ve Dünya'nın ortalama yüzey sıcaklığını yükselten fosil yakıtların kullanılmasından kaynaklanmaktadır (Mitchell, 1989). İnsan tarafından üretilen bu sıcaklık artışlarına genel olarak küresel ısınma denilmektedir (İklim Değışikliğı Başkanlığı, n.d.).

Sanayi öncesi dönemden bu yana, insan faaliyetlerinin, Dünya'nın küresel ortalama sıcaklığını, yılda 0.2 santigrat derece olmak üzere yaklaşık 1 santigrat derece artırdığı tahmin edilmektedir. Mevcut ısınma eğiliminin çoğu, 1950'lerden bu yana insan faaliyetinin sonucu olarak başlamış ve bu ısınma günümüzde benzeri görülmemiş bir oranda ilerlemektedir. Karbondioksit (CO₂) gibi sera gazları Dünya'nın uzun dalga radyasyonunu emerek bu enerjinin büyük bir kısmını Dünya'nın yüzeyine geri yansıtır. Sera gazlarının yoğunluğu arttıkça, ısınan alt atmosferdeki (troposfer) enerji içeriği de artar. Bu enerji alt atmosferdeki havanın yanı sıra, okyanusları da ısıtır (National Aeronautics and Space Administration [NASA], n.d.).

İklim değişikliğiyle atmosfere daha fazla enerji yüklenmektedir. Isınan sulardan daha fazla su buharlaşır ve daha sıcak bir atmosfer daha fazla nem emebilir. Bu faktörler şiddetli yağış olasılığını artırır. Atmosferdeki artan nem miktarı daha fazla enerji anlamına gelir; bu enerji su döngüsünü etkiler ve konvektif süreçleri besler (Thuiller, 2007). Bölgesel olarak, örneğin Avrupa'da ve gezegenin diğer birçok bölgesinde, iklim değişikliği aşırı ısı olaylarına neden olmaktadır. Sera gazlarının neler olduğuna bakıldığında başta su buharı (H₂O) olmak üzere, karbondioksit, (CO₂), metan (CH₄), diazotmonoksit (N₂O) ve troposfer ile stratosferde bulunan ozon (O₃) gazları öne çıkmaktadır. Fosil yakıtların kullanılmasıyla birlikte karbondioksit salınımı artarken, buzdolabı ve klima gibi cihazlardan florin, naylon ve plastik üretiminden diazot monoksit gazı salınmaktadır (Tol, Winter 2018).



Şekil 1. Küresel Sıcaklık Anomalileri

Kaynak: Munich Re, <https://www.munichre.com/en/risks/climate-change.html>

Şekil 1 küresel sıcaklık anomalilerinin uzun dönemde belirgin biçimde yükseldiğini göstermektedir. 20. yüzyılın ilk yarısında sıcaklıklar 1850–1900 ortalamasının etrafında dalgalanırken, özellikle 1970’lerden itibaren pozitif sıcaklık anomalileri sürekli ve güçlü bir artış eğilimine girmiştir. Son yıllarda anomalilerin 1 °C’nin üzerine çıkarak yaklaşık 1,5 °C seviyelerine yaklaşması, küresel ısınmanın giderek hızlandığına işaret etmektedir. Verilere göre 1980 yılından itibaren geçen en sıcak yıl 2024 yılı olmuştur.

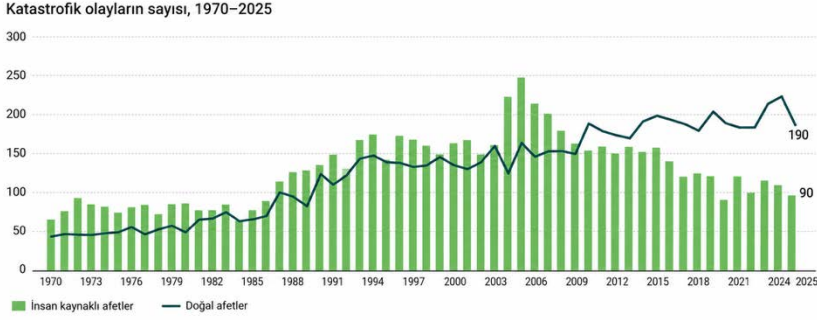
3. İKLİM DEĞİŞİKLİĞİNİN ETKİLERİ

İklim değişikliğinin tüm dünyayı etkileyen birçok sonucu bulunmaktadır. Bunlar sıralanacak olursa:

- Tatlı su kaynaklarının kuruması sonucu yaşanacak su sıkıntısı
- Karasal ve tatlı su ekosistemlerinin bozulması
- Hayvan türlerinin yok olmasıyla ekolojik dengenin bozulması

- Kıyı sistemleri ve düşük tabanlı alanlarda mercan resiflerinin yok olması
- Kuraklık ve çölleşme
- Gıda güvenliği ve gıda üretiminin azalması
- Sel, fırtına, kasırga, hortum gibi aşırı hava olaylarının ve doğal afetlerin artması sonucu yaşanacak can ve mal kayıpları
- Salgın hastalık, açlık, susuzluk gibi insan sağlığını olumsuz etkileyen olayların artması
- Geçim ve yoksulluk
- Orman yangınlarının artması ve yerleşim yerlerine sıçraması
- Eriyen buzullar nedeniyle yükselen deniz seviyesi sonucunda alçak alanların sular altında kalarak yok olma tehlikesi (Demir, 2009; Karaman Gökalp 2010; Türkeş, 2022; Delmotte vd. 2018)

İklim değişikliğinin en önemli etkilerinden biri aşırı hava olaylarına bağlı olarak doğal afetlerin yaşanma sıklığının artmasıdır. Fırtına, kasırga, sel ve dolu can kayıplarıyla birlikte büyük ekonomik kayıplara yol açmaktadır. 2025 yılında gerçekleşen 280 adet doğal afet olayından kaynaklanan kayıplar 235 milyar ABD dolarına ulaşmıştır. Bu kayıpların sigortalı tutarı ise 120 milyar dolar olarak gerçekleşmiştir. 2025 yılında yaklaşık 17.900 kişi yaşanan doğal afetler sebebiyle hayatını kaybetmiştir. (Swiss Re Institute, sigma No 1/2026). Ocak ayında Los Angeles'ta meydana gelen Palisades ve Eaton yangınları, toplamda 40 milyar ABD doları tutarında sigortalı kayba yol açarak orman yangınlarında yeni bir kayıp rekoru oluşturmuştur.



Şekil 2. Katastrofik olayların sayısı 1970-2025

Kaynak: Munich RE, 2026

Şekil 2, 1970–2025 döneminde katastrofik olayların bileşiminde belirgin bir değişim yaşandığını göstermektedir. Özellikle doğal afetlerin sayısı uzun dönemde güçlü bir artış eğilimi sergilemiştir. 1970’lerde yıllık doğal afet sayısı yaklaşık 30–50 düzeyindeyken, 1990’lardan itibaren 100’ün üzerine çıkmış; 2010 sonrasında ise çoğunlukla 160–220 bandında seyretmiştir. 2025 yılında doğal afet sayısının yaklaşık 190 olarak gerçekleşmesi, doğal kaynaklı katastrofik olayların tarihsel olarak yüksek seviyelerde kalmaya devam ettiğine işaret etmektedir.

Tablo 1. Doğal Afet Kaynaklı Ekonomik Kayıplar

BÖLGELER	MİLYARABD DOLARI	GSYH %
KUZEY AMERİKA	133	%0,41
AVRUPA	10	%0,03
ASYA	69	%0,16
LATİN AMERİKA	13	%0,19
AFRİKA	2	%0,07
OKYANUSYA/AVUSTRALYA	6	%0,30
DÜNYA TOPLAMI	235	%0,20
10 YILLIK ORTALAMA*	280	%0,25

Kaynak: (Swiss RE, 2026)

Tablo 1’de bölgelere göre doğal afet kaynaklı ekonomik kayıplara ve bu kayıpların milli gelir içerisindeki payına yer verilmiştir. Verilere göre en yüksek ekonomik kayıp Kuzey

Amerika bölgesinde gerçekleşmiştir. Bu kayıplarda, Los Angeles yangınları ile yüksek seyreden şiddetli konvektif fırtına (Severe Convective Storm – SCS) riskleri belirleyici olmuştur. Kuzey Amerika'dan sonraki en büyük kayıp ise Asya bölgesinde gerçekleşmişti. Asya'daki kayıplar Myanmar'da meydana gelen ve komşu Tayland'da da kayıplara yol açan depremin yanı sıra bir dizi insan kaynaklı afetin etkisiyle artış göstermiştir.

Hava olaylarından kaynaklanan kayıpların altında yatan birçok faktör bulunmaktadır. Temel faktör ise artan dünya nüfusu ve ekonomik büyümeyle birlikte giderek artan kentleşmedir. Son 60 yılda dünya nüfusu yaklaşık 2,5 kat artmış ve küresel reel gayri safi yurt içi hasıla yedi kattan fazla büyümüştür. Kentsel alanlar en fazla varlık ve insan yoğunluğunu oluşturmaktadır. 1950'lerde küresel nüfusun yaklaşık %30'u şehirlerde yaşarken bugün bu oran %50'nin üzerine çıkmış ve 2050 yılında bu oranın %70 seviyelerine ulaşacağı tahmin edilmektedir (Aon, 2026).

Nüfus artışı, ekonomik kalkınma ve kentleşmenin yanı sıra dikkate alınması gereken faktörler arasında arazi kullanımı, ormansızlaşma ve toprak bozulması gibi insan kaynaklı değişiklikler bulunmaktadır. Bunların hepsi hem meydana gelen fiziksel hasar hem de ilişkili kayıpların büyüklüğü açısından iklimle ilgili risklerin etkisini çoğaltabilmektedir. Tehlikeye maruz kalmanın yüksek olduğu alanlarda, nüfus artışı, risk azaltma altyapısının eksikliği ile birleştiğinde, riskleri daha da artırabilmektedir (Nobanee et al, 2022). İnsan nüfusunun şehirlerde yoğunlaşması risk azaltma yöntemlerinin yetersiz kalmasına neden olabilmekte ve afet meydana geldiğinde oluşturacağı ekonomik kaybı artırabilmektedir. Örneğin yağış yoğunluğundaki ufak bir artış şehir yüzeyindeki betonlaşmanın etkisiyle su emilimi sağlamadığından su baskını ve taşkın hasarlarına neden olabilmektedir. Şehir merkezinde meydana gelen bir doğal afet, nüfusun daha homojen yayıldığı coğrafi bölgelere göre daha fazla kayıp oluşturabilmektedir. Nüfus

oranındaki %1'lik bir artışın kişi başına düşen ekonomik kayıpları %1,2 arttırdığı tahmin edilmektedir (Swiss RE, 2020).

4. İKLİM DEĞİŞİKLİĞİ VE SİGORTA SEKTÖRÜ

Küresel ısınmayla birlikte, önümüzdeki yıllarda hava ile ilgili olaylardan kaynaklanan ekonomik kayıpların artması beklenmektedir. İklimi ve iklim olaylarını düzenleyen fiziksel süreçlerin çoğu atmosferin ve okyanusların sıcaklıklarına bağlıdır. Sıcaklıklardaki artış sera gazı salınımı nedeniyle olsun veya olmasın insanlığın ve dünyanın karşı karşıya kalacağı riskleri değiştirebilecektir. Değişen bu riskler işi riski yönetmek olan sigorta şirketlerinin de ilk sıralarda gelen konularından biridir. (Bölükbaşı&Pamukçu, 2005)

Hükümetler, piyasa temelli bir sigorta endüstrisinin riski üstlenme ve aktarmadaki rolünü ve faydalarını giderek daha fazla kabul etmektedir. Yaygın piyasa temelli sigorta kapsamına sahip ülkelerin katastrofik olayların finansal etkilerinden daha hızlı iyileştigiğine dair kanıtlar artmaktadır; keza makroekonomik maliyetleri artıran zararların sigortasız kısmıdır. Öte yandan, Paris Anlaşması'nın kabul edilmesiyle birlikte, düşük karbonlu bir ekonomiye geçişi desteklemek için geniş bir paydaş yelpazesinde bir dizi girişim ve faaliyet patlaması olmuştur. İklim değişikliği ve altyapının karbondan arındırılması üzerinde durulması, bazı hükümetlerin ekonomik planlama ve ticaretleriyle ilgili en önemli önceliklerinden biri haline gelmektedir.

4.1. İklim Değişikliği ve Sigorta Varlıklarında Riskler

Sigorta şirketleri açısından iklim değişikliği yalnızca sigortalama faaliyetleri üzerinden değil, yatırım portföyleri aracılığıyla da önemli finansal riskler ortaya çıkarmaktadır. Fiziksel riskler ile düşük karbonlu ekonomiye geçiş sürecinden

kaynaklanan geçiş riskleri, farklı varlık sınıflarını değişen düzey ve kanallar üzerinden etkileyebilmektedir. Sigortacıların yatırım portföylerinde yer alan devlet ve şirket tahvilleri, hisse senetleri, krediler ve gayrimenkuller hem doğrudan iklim olaylarından hem de düzenleyici, teknolojik ve piyasa temelli dönüşümlerden etkilenebilmektedir. Tablo 2’de bu risklere yer verilmiştir.

Tablo 2. İklim Değişikliği Sigorta Varlıkları İlişkisi

Varlık Sınıfı	Fiziksel Risk	Geçiş Riski
Devlet Tahvilleri	Bir ülkenin veya yetki alanının fiziksel risk olaylarına ne ölçüde maruz kaldığına bağlıdır. Örneğin, deniz seviyesindeki yükselmeye yüksek düzeyde maruz kalan ülkelerin borçlanma araçları, küresel ısınmanın beklenenden daha hızlı gerçekleşmesi durumunda olumsuz etkilenebilir.	İklim değişikliğine uyum programları için ilave kamu harcamalarına ihtiyaç duyulması veya ekonomisi fosil yakıtlara yüksek ölçüde bağımlı olan ülkelerin bu dönüşümden olumsuz etkilenmesi yoluyla ortaya çıkabilir.
Şirket Tahvilleri	Risk düzeyi, şirketin bulunduğu coğrafi konuma veya faaliyet gösterdiği sektöre bağlıdır. Örneğin, tarım sektörüne yönelik yatırımlar; aşırı hava olaylarının daha sık hale gelmesi, tarımsal ürünlere zarar vermesi ve verimliliği düşürmesi nedeniyle olumsuz etkilenebilir.	Geçiş risklerini yeterli biçimde yönetemeyen borçluların, tahvil ihraççılarının ve/veya karşı tarafların kredi değerliliğinde bozulma meydana gelebilir ve bu durum finansal kayıplara yol açabilir.
Hisse Senetleri	Risk düzeyi, şirketlerin bulunduğu coğrafi konuma veya faaliyet gösterdiği sektöre bağlıdır. Örneğin, taşkın riski yüksek bölgelerde tesisleri bulunan şirketlere yapılan yatırımlar, büyük çaplı bir sel olayı sonrasında hisse senedi fiyatlarında önemli değer kayıplarına maruz kalabilir.	Düşük karbonlu ekonomiye geçiş süreci finansal varlıkların değerinde düşüşe yol açabilir. Örneğin, atıl/işlevsiz hale gelen varlıklar (<i>stranded assets</i>), karbon veya sera gazı yoğun sektörlerde faaliyet gösteren şirketlerin değerini azaltabilir.

Krediler / İpotekli Krediler	Risk düzeyi büyük ölçüde coğrafi konuma bağlıdır. Örneğin, taşkın veya diğer hava olaylarına daha fazla maruz kalan bölgelerde bulunan teminat varlıkları fiziksel risklerden olumsuz etkilenebilir.	Borçluların iklim değişikliğiyle bağlantılı riskleri yeterince yönetememesi durumunda, bu borçlulara kullandırılan kredilerin kredi kalitesi bozulabilir ve değer düşüklüğü ortaya çıkabilir.
Gayrimenkul	Risk düzeyi coğrafi konuma bağlıdır. Örneğin, taşkın riskine daha fazla maruz kalan bölgelerde bulunan binalarda faaliyetlerin kesintiye uğraması, ilgili ipotekli krediler açısından kredi kayıplarının artması ve gayrimenkullerin piyasa değerlerinin düşmesi söz konusu olabilir.	Enerji verimliliği düşük binalar geçiş risklerine daha fazla maruz kalabilir. Örneğin, yeni düzenlemelerin tüm gayrimenkullerin daha yüksek sürdürülebilirlik standartlarını karşılamasını zorunlu kılması durumunda, bazı varlıklar ekonomik açıdan atıl hale gelebilir veya yeni standartlara uyum sağlamak için önemli tutarlarda yatırım yapılması gerekebilir.

Kaynak: IAIS, 2021 Raporundan Derlenmiştir.

Sigorta endüstrisi, fiziksel riskler ve geçiş riskleri olmak üzere iki grupta iklim değişikliği risklerine direkt olarak maruz kalmaktadır. Fiziksel risk; sel, fırtına, kuraklık, deniz seviyesinin yükselmesi, aşırı sıcaklıklar ve benzeri iklim kaynaklı olayların doğrudan ekonomik etkilerini ifade etmektedir. Geçiş riski ise ekonomilerin düşük karbonlu yapıya geçmesi sırasında politika, teknoloji, düzenleme ve tüketici tercihlerindeki değişikliklerden kaynaklanan finansal risklerdir. Sıfır karbon ekonomisine doğru ilerleyen dünyada, iklim değişikliğinin sigorta sektörün bilançoadaki varlık ve underwriting tarafları üzerindeki uzun vadeli etkisini daha iyi anlamak için ayrı bir önemi bulunmaktadır.

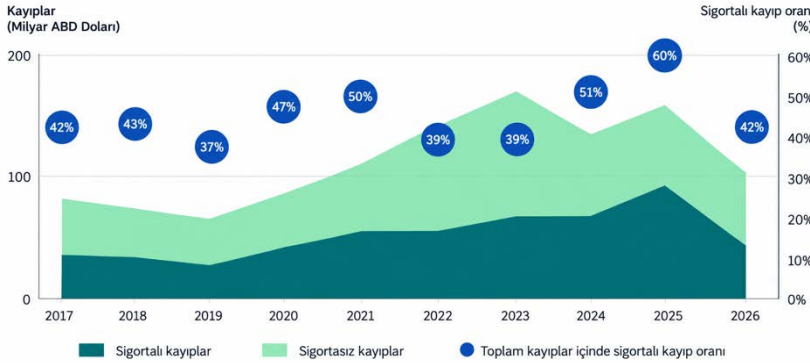
4.2. İklim Değişikliği Kaynaklı Doğal Afet Riskleri

2026 yılının ilk yarısında doğal afetlerden kaynaklanan küresel sigortalı kayıpların 42 milyar ABD doları seviyesine ulaştığı tahmin edilmektedir. Sigorta sektörü, toplam ekonomik

kayıpların tahminen %42'sini karşılamış olup, bu oran uzun dönem ortalamasının oldukça üzerindedir. Venezuela'da meydana gelen deprem dizisi, ekonomik açıdan en yüksek hasara neden olan olay olmasına karşın, ülkedeki düşük sigorta penetrasyonu nedeniyle söz konusu kayıpların yalnızca sınırlı bir bölümünün sigorta kapsamında olduğu değerlendirilmektedir (Swiss Re, 1/2026).

Dünyanın en hızlı ısınan kıtası olan Avrupa'da, 1950'li yıllara kıyasla sıcak günlerin sayısı %64 artmıştır. 2026 yılında gözlenen rekor düzeydeki sıcaklıklar ve kurak koşulların, Avrupa'nın bazı bölgelerinde orman yangını sezonunun daha erken başlamasına katkıda bulunduğu görülmektedir (Munich RE, 2026).

Genel olarak değerlendirildiğinde, 2026 yılının ilk yarısındaki görece düşük kayıp seviyesine rağmen, sigortalı doğal afet kayıplarındaki uzun vadeli yükseliş eğilimi devam etmektedir. Bu eğilimin temel belirleyicileri arasında ekonomik varlıkların ve sigortalanabilir değerlerin afet riski taşıyan bölgelerde yoğunlaşması, varlık değerlerinin yükselmesi ve doğal tehlikelerin sıklık ve şiddetindeki değişimler yer almaktadır.



Şekil 3. Sigortalı ve Sigortasız Ekonomik Kayıplar

Kaynak: Swiss RE, Sigma 1/2026

Şekil 3, 2017–2026 döneminde doğal afetlerden kaynaklanan toplam ekonomik kayıplar ile bu kayıpların sigorta sektörü tarafından karşılanan kısmının yıllar itibarıyla önemli dalgalanmalar gösterdiğini ortaya koymaktadır. Toplam kayıplar 2019 sonrasında belirgin biçimde yükselmiş, özellikle 2023 ve 2025 yıllarında yüksek seviyelere ulaşmıştır.

Sigortalı kayıpların toplam ekonomik kayıplar içerisindeki payı incelendiğinde, oranın dönem boyunca %37 ile %60 arasında değiştiği görülmektedir. 2019 yılında %37 ile en düşük seviyelerden biri kaydedilirken, 2020 ve 2021 yıllarında bu oran sırasıyla %47 ve %50'ye yükselmiştir. 2022 ve 2023 yıllarında oran yeniden %39'a gerilemiş, ardından 2024'te %51'e ve 2025'te %60'a çıkarak dönem içerisindeki en yüksek seviyesine ulaşmıştır. 2026 yılının ilk yarısında ise sigortalı kayıpların toplam kayıplar içindeki payı %42 olarak gerçekleşmiştir.

Grafiğin ortaya koyduğu temel sonuçlardan biri, ekonomik kayıplarla sigortalı kayıpların her zaman aynı oranda hareket etmediğidir. Bazı yıllarda ekonomik kayıplar yüksek olmasına rağmen sigortalı kayıp oranının görece düşük kalması, afetlerin meydana geldiği bölgelerdeki sigorta penetrasyonu, teminat kapsamı ve koruma açığının farklılaşmasıyla ilişkilendirilebilir. Buna karşılık 2024 ve özellikle 2025 yıllarında sigorta sektörünün toplam kayıpların daha büyük bir bölümünü üstlendiği görülmektedir.

Doğal afet risklerinin yönetiminde frekans ve şiddet olmak üzere iki temel kriterden faydalanılmaktadır. Küresel ısınma nedeniyle hâlihazırda hava sistemlerinde ve çevrede meydana gelen değişikliklerin zaman çizelgesinin anlaşılması, gelecekteki değişikliklerle ilgili tahminleri kolaylaştırmaktadır. Yavaş ve istikrarlı değişikliklerin bilinmesi, sigorta şirketlerinin ve diğer paydaşların esnekliği artırmak için gerekli önlemleri

almaları için zaman tanımaktadır (Mills, 2005). Aşırı hava olaylarının istatistiksel olarak değişiklikleri anlamak, seyrek gerçekleşmeleri nedeniyle daha zordur. Bu nedenle iklim değişikliğinin etkisi değerlendirilirken sigorta şirketleri farklı yaklaşımlarda bulunmaktadır. Belirsizliğin yüksek ve verilerin yetersiz olduğu bu risklerin yönetiminde dikkate alınan zaman sınırlandırılmalı, hali hazırda değişen risk ortamı ve yakın gelecekte beklenen değişiklikler en doğru şekilde tespit edilmeye çalışılmalıdır.

İklim değişikliğinin uzun vadeli sonuçlarının anlaşılması, riski azaltma politikaları ve stratejik karar alma için gerekli olsa da mal sigortaları ve reasürans tretelerinin kısa vadeli olması, risk görünümü ve risk iştahının sürekli ayarlanmasına olanak tanımaktadır. Bu durum iklim değişikliği risklerini sigorta şirketleri için yönetilebilir bir konuma getirmektedir. Bununla beraber, kârlılık ve ödemeler dengesinin sağlanabilmesi için hasar gelişmelerinin ve risk eğilimlerinin dikkatle izlenmesi gerekmektedir.

Örneğin, ABD’de sigorta piyasasının sel ve su baskını riskinde iklim değişikliğinden etkilenmesi beklenmektedir. Özel sel tehlikesi olarak haritalandırılmış alanın 2100 yılına kadar %40-45 oranında genişlemesi beklenmektedir. 2100 yılına kadar kıyı şeritlerinde polişe başına ortalama kayıp miktarının %90, polişe başına ortalama primin %70 oranında artması beklenmektedir. Bu gibi tahminlerle sel riski haritalamasında iklim değişikliği risklerinin de göz önünde bulundurulması gibi değişikliklere gidilmiştir. Taşkına elverişli alanlardaki yerleşimlerin taşınması ve diğer bölgelerde de binaların sel riskine göre belirlenen yönetmeliklere göre yapılması gibi stratejik kararların alınması sağlanmıştır (Aon, 2026).

Reasürans şirketleri bilançolarının her iki tarafında da iklim değişikliği riskleri ile karşı karşıyadır. İklim değişikliği ve

diğer makro risk eğilimleri bağlamında en önde gelen underwriting riski, mevcut riski değerlendirmek için geçmiş hasar verilerine veya eksik/güncel olmayan modellere dayanarak sigorta primlerinin potansiyel olarak az tahmin edilmesidir. Fiyatlandırma konusunda en son bilimsel bulguları izlemek ve modellemek önem taşımaktadır (Collier & Lehtonen, 2021).

Sigorta sektörü iklim değişikliği ile mücadelede kritik bir rol oynamaktadır. Sektör risk bilgisi ve risk fiyatlandırması uzmanlığı sağlayarak, yenilikçi risk transfer ürünleri ve hizmetleri sunarak, dağıtım kanallarını ve ödeme mekanizmalarını geliştirerek aşırı doğa olaylarına ve diğer fiziksel risklere karşı finansal dayanıklılığa önemli bir katkıda bulunmaktadır. Ayrıca, underwriting işleri, yatırım stratejileri ve karbon ayak izinin aktif olarak azaltılması yoluyla düşük karbonlu bir ekonomiye geçişi desteklemektedir.

5. İKLİM DEĞİŞİKLİĞİNİN YARATTIĞI TEHDİTLER VE FIRSATLAR

İklim değişikliği, sigorta sektörü açısından yalnızca doğal afet kaynaklı hasarların artışıyla sınırlı olmayan; risk ölçümü, fiyatlama, reasürans, sermaye yönetimi, yatırım politikaları ve ürün geliştirme süreçlerini de etkileyen çok boyutlu bir dönüşüm alanı oluşturmaktadır. Bu dönüşüm, sektör açısından bazı yapısal kırılganlıkları ve dışsal tehditleri beraberinde getirirken, aynı zamanda yeni ürünlerin geliştirilmesi, teknolojik kapasitenin güçlendirilmesi ve iklim uyumuna yönelik çözümlerin yaygınlaştırılması açısından önemli fırsatlar da sunmaktadır. Bu çerçevede, sigorta sektörünün iklim değişikliği karşısındaki konumunu bütüncül olarak değerlendirmek amacıyla güçlü ve zayıf yönler ile fırsat ve tehditler aşağıdaki SWOT analizi kapsamında ele alınmıştır.

Tablo 3. Sigortacılıkta İklim değişikliği Riskleri SWOT Analizi

Güçlü Yönler	Zayıf Yönler
• Risk ölçme ve fiyatlama kapasitesi • Risk havuzlama ve çeşitlendirme mekanizması • Reasürans yoluyla risk transferi • Geniş hasar ve maruziyet veri setleri • Risk azaltıcı davranışları teşvik edebilme kapasitesi	• Geleneksel modellerin geçmiş verilere bağımlılığı • Coğrafi ve branş bazında risk yoğunlaşması • Model ve veri belirsizliği • Prim artışı ile erişilebilirlik arasındaki ikilem • Yatırım portföylerinin iklim risklerine maruziyeti
Fırsatlar	Tehditler
• Yeni iklim odaklı sigorta ürünlerinin geliştirilmesi • Koruma açığının yeni pazar potansiyeli yaratması • İklim adaptasyonunda sigortanın daha aktif rol üstlenmesi • Teknoloji ve ileri analitik uygulamalarının gelişmesi • Kamu-özel sektör iş birliklerinin geliştirilmesi • Sürdürülebilir yatırımlara yönelim • Risk önleme hizmetlerinin yeni bir değer önerisine dönüşmesi • Gelişmiş iklim modelleme ve yapay zekâ uygulamalarının yaygınlaşması	• Doğal afetlerin sıklık ve/veya şiddetindeki artış • Sigortalanabilirliğin azalması • Koruma açığının genişlemesi • Reasürans maliyetleri ve kapasite baskısı • Birbirleriyle ilişkili ve eş zamanlı hasarlar • Geçiş riski ve değer kaybına uğrayan varlıklar • Sorumluluk ve dava risklerinin artması • İklim risklerinin yatırım portföylerinde yeniden fiyatlama ve değer kaybı yaratması • Karbon yoğun sektörlerde atıl varlık riskinin artması

Kaynak: (Torusdag, 2024; Akalın, 2026; Öztürk&Dalkılıç, 2025; Lemanski&Watters, 2025; Sood et al., 2023)

Sigorta sektörünün iklim değişikliği karşısındaki önemli güçlü yönlerinden biri, risklerin ölçülmesi, fiyatlanması ve finansal sonuçlarının yönetilmesi konusunda sahip olduğu kurumsal bilgi birikimidir. Sigortacılık sektörü, düşük olasılıklı ancak yüksek etkili olayların modellenmesi ve bu risklerin geniş portföylere dağıtılması konusunda uzun yıllara dayanan deneyime sahiptir. Risk havuzlama ve çeşitlendirme mekanizmaları, iklim kaynaklı bireysel ve kurumsal kayıpların

ekonomik etkisinin daha geniş bir tabana yayılmasına katkı sağlamaktadır. Buna ek olarak, reasürans mekanizması özellikle yüksek şiddetli katastrofik olaylarda sigorta şirketlerinin bilanço üzerindeki yükünü sınırlandıran önemli bir risk transfer aracı niteliğindedir (PwC, 2025). Sektörün geniş hasar ve maruziyet veritabanlarına sahip olması, iklim kaynaklı risklerin analiz edilmesi ve geleceğe yönelik risk projeksiyonlarının geliştirilmesi açısından önemli bir avantaj oluşturmaktadır. Ayrıca sigorta şirketleri, prim, muafiyet ve teminat koşullarını risk azaltıcı önlemlerle ilişkilendirerek bireyleri ve işletmeleri daha dirençli davranışlara yönlendirme kapasitesine sahiptir.

Bununla birlikte, sigorta sektörünün iklim değişikliği karşısında çeşitli yapısal zayıflıkları da vardır. Geleneksel aktüeryal modellerin büyük ölçüde geçmiş hasar verilerine dayanması, iklim değişikliğinin yarattığı yeni risk yapısının değerlendirilmesinde önemli bir sınırlılık ortaya çıkarmaktadır. İklim değişikliği, geçmişte gözlemlenen zarar örüntülerinin gelecekte aynı biçimde devam etmeyebileceği, doğrusal olmayan ve yüksek belirsizlik içeren bir risk ortamı yaratmaktadır. Buna ek olarak, sel, yangın, fırtına ve kuraklık gibi olayların belirli coğrafi bölgelerde yoğunlaşması, portföy çeşitlendirmesinin etkinliğini azaltabilmektedir. İklim senaryolarının uzun dönemli olması, yerel ölçekte veri eksikliklerinin bulunması ve farklı iklim modellerinin farklı sonuçlar üretmesi de fiyatlama ve sermaye gereksiniminin belirlenmesini güçleştirmektedir. Bir diğer önemli zayıflık ise risk bazlı fiyatlama ile sigortanın erişilebilirliği arasındaki dentedir. Yüksek riskli bölgelerde artan primler, sigorta ürünlerinin satın alınabilirliğini azaltabilmekte ve bu durum koruma açığının daha da büyümesine neden olabilmektedir. Ayrıca sigorta şirketleri, yalnızca yükümlülük tarafında değil, önemli kurumsal yatırımcılar olmaları nedeniyle yatırım portföyleri üzerinden de fiziksel ve geçiş risklerine maruz kalmaktadır (Insurance Information Institute (III), 2026)

İklim değışikliğı sigorta sektörü açısından önemli fırsatlar da yaratmaktadır. Bu fırsatların başında, parametrik sigorta, endeks bazlı sigorta, tarım sigortaları, sel ve kuraklık sigortaları ile yenilenebilir enerji yatırımlarına yönelik yeni ürünlerin geliştirilmesi gelmektedir. Ekonomik kayıplarla sigortalı kayıplar arasındaki farkın yüksek olması, sigorta penetrasyonunun artırılması açısından önemli bir pazar potansiyeline işaret etmektedir. Aynı zamanda iklim değışikliğı, sigorta şirketlerinin yalnızca hasar sonrası tazminat sağlayan kurumlar olmaktan çıkarak, risk önleme, iklim adaptasyonu ve afet dayanıklılığı alanlarında daha aktif bir rol üstlenmesine imkân vermektedir. Uydu görüntüleri, uzaktan algılama, coğrafi bilgi sistemleri, yapay zekâ ve ileri analitik uygulamaların gelişmesi de risk seçimi, fiyatlama ve hasar tahmini süreçlerinin daha hassas yürütülmesini mümkün kılmaktadır. Bunun yanında kamu ve özel sektör arasında geliştirilecek ortak risk paylaşım mekanizmaları, yüksek etkili iklim risklerinin daha etkin biçimde yönetilmesine katkı sağlayabilir. Sigorta şirketlerinin büyük kurumsal yatırımcılar olması da yenilenebilir enerji, iklim dirençli altyapı ve sürdürülebilir finans projelerinin desteklenmesi açısından önemli bir fırsat sunmaktadır. Ayrıca risk mühendisliği, erken uyarı sistemleri ve iklim dayanıklılığı danışmanlığı gibi hizmetlerin yaygınlaşması, sigorta şirketlerinin müşterileriyle ilişkisini yalnızca polİçe ve tazminat ekseninden çıkararak daha kapsamlı bir risk yönetimi ortaklığına dönüştürebilir.

Buna karşılık, iklim değışikliğinin sigorta sektörü açısından oluşturduğu tehditlerin başında doğal afetlerin sıklık ve şiddetinde görülebilecek artış gelmektedir. Sel, orman yangını, aşırı yağış, sıcak hava dalgaları ve şiddetli fırtına gibi olayların artması, hasar frekansı ve hasar şiddeti üzerinde yukarı yönlü baskı oluşturabilir. Bu durum sigorta şirketlerinin teknik sonuçlarını olumsuz etkileyebilir ve sermaye gereksinimlerini artırabilir. Daha kritik bir tehdit ise bazı bölgelerin veya risk

gruplarının ticari açıdan giderek daha zor sigortalanabilir hale gelmesidir. Hasar olasılığı ve beklenen kayıpların belirli eşiklerin üzerine çıkması, primlerin artmasına, teminatların daralmasına, muafiyetlerin yükselmesine veya bazı risklerin tamamen kapsam dışına çıkarılmasına neden olabilir. Bunun sonucunda koruma açığının büyümesi ve ekonomik kayıpların daha büyük bölümünün bireyler, işletmeler ve kamu tarafından karşılanması söz konusu olabilir. Katastrofik risklerdeki artış aynı zamanda reasürans maliyetlerini yükseltebilir ve reasürans kapasitesi üzerinde baskı oluşturabilir. Buna ek olarak, farklı bölgelerde ve sektörlerde eş zamanlı hasarların ortaya çıkması, coğrafi çeşitlendirmenin etkinliğini azaltabilir. Karbon yoğun sektörlerle yönelik düzenlemeler, teknolojik dönüşüm ve tüketici tercihlerindeki değişim ise geçiş risklerini artırarak sigorta şirketlerinin yatırım portföylerinde ve sigortaladığı işletmelerde değer kayıplarına yol açabilir. Son olarak, iklim değişikliğiyle bağlantılı hukuki sorumlulukların genişlemesi ve iklim açıklamalarına ilişkin dava risklerinin artması, özellikle sorumluluk sigortaları açısından yeni ve karmaşık risk alanları yaratabilir.

6. SONUÇ

İklim değişikliğinin sonuçları yalnızca buzulların erimesi, deniz seviyesinin yükselmesi ve iklim kuşaklarının yer değiştirmesi ile sınırlı değildir. Küresel ısınmanın devam etmesi; şiddetli fırtına, kuvvetli yağış ve kasırga gibi aşırı hava olaylarının daha sık ve daha etkili biçimde ortaya çıkmasına, buna bağlı olarak sel, su baskını ve taşkın gibi hidrolojik afetlerin artmasına neden olmaktadır. Uzun süreli yağış azlığı ise kuraklık ve çölleşme gibi klimatolojik afetlerin şiddet, sıklık ve etki alanlarını genişletebilmektedir. Bu gelişmelerin ekonomik kayıplar üzerindeki etkisinin, kentleşme ve nüfus yoğunluğunun

belirli bölgelerde artmasıyla birlikte daha da belirginleşmesi ve çeşitli sosyoekonomik sorunlara yol açması beklenmektedir.

Çalışma kapsamında gerçekleştirilen SWOT analizi, sigorta sektörünün iklim değişikliği karşısında önemli bir risk yönetimi kapasitesine sahip olmakla birlikte çeşitli yapısal kırılganlıklar taşıdığını göstermektedir. Risk ölçme ve fiyatlama yetkinliği, risk havuzlama ve çeşitlendirme mekanizmaları, reasürans yoluyla risk transferi ve geniş hasar veri setleri sektörün güçlü yönlerini oluştururken; geleneksel modellerin geçmiş verilere bağımlılığı, coğrafi ve branş bazlı risk yoğunlaşması, model belirsizliği ve prim artışlarının erişilebilirlik üzerindeki etkisi önemli zayıflıklar arasında yer almaktadır. Buna karşılık iklim odaklı yeni sigorta ürünlerinin geliştirilmesi, koruma açığının yeni pazar alanları yaratması, ileri analitik ve yapay zekâ uygulamalarının yaygınlaşması, kamu–özel sektör iş birliklerinin güçlendirilmesi ve sürdürülebilir yatırımlara yönelim önemli fırsatlar sunmaktadır. Bununla birlikte doğal afetlerin sıklık ve şiddetindeki artış, sigortalanabilirliğin azalması, koruma açığının genişlemesi, reasürans kapasitesi üzerindeki baskılar, iklim bağlantılı yatırım kayıpları ve karbon yoğun sektörlerde ortaya çıkabilecek atıl varlık riski sektör açısından başlıca tehditler olarak öne çıkmaktadır. Bu çerçevede, sigorta sektörünün iklim değişikliğine yalnızca hasar sonrası finansal telafi mekanizması olarak değil, risk önleme, risk azaltma ve dayanıklılık geliştirme perspektifiyle yaklaşması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Bu doğrultuda sigorta endüstrisinin iklim değişikliğini temel bir iş konusu olarak kurumsallaştırmaya devam etmesi, iklim risklerine karşı finansal dayanıklılığı artırması ve hükümetler ile diğer kilit paydaşlarla iş birliği içinde düşük karbonlu ekonomiye geçiş sürecine katkısını genişletmesi önem taşımaktadır. Düşük karbonlu ekonomiye geçişin planlı ve koordineli biçimde yürütülmesi; kamu otoriteleri, düzenleyici kurumlar, standart belirleyiciler ve özel sektörün farklı aktörleri

arasında uyumlu politikaların geliştirilmesini gerektirmektedir. Bu kapsamda, sigorta şirketlerinin iklim değişikliğine uyum ve azaltım süreçlerine daha etkin katkı sunmasını engelleyen yapısal ve düzenleyici sorunların ortak mekanizmalar aracılığıyla ele alınması gerekmektedir. Aynı zamanda toplumun daha rasyonel risk yönetimi kararları alabilmesini sağlayacak şekilde iklim risklerine ilişkin farkındalığın artırılması önem taşımaktadır.

Sigorta sektörünün iklim risklerini daha etkin yönetebilmesi için sosyoekonomik risklerin tanımlanması, ölçülmesi ve bu risklerin azaltılmasına yönelik maliyetlerin analiz edilmesi gerekmektedir. İklim kaynaklı hasarlarda daha doğru fiyatlandırma yapılabilmesi için geçmiş hasar verilerinin kapsamlı ve sistematik biçimde analiz edilmesi önem taşımaktadır. Ancak iklim değişikliğinin geçmiş eğilimlerin ötesine geçen ve doğrusal olmayan riskler yaratabilmesi nedeniyle yalnızca tarihsel verilere dayalı modeller yeterli olmayacaktır. Bu nedenle tarihsel verilerin ileriye dönük iklim senaryoları, stres testleri ve gelişmiş modelleme teknikleriyle desteklenmesi gerekmektedir. Bu sürecin etkin biçimde yürütülebilmesi için kamu kurumları ve özel sektör tarafından üretilen verilerin erişilebilirliğinin artırılması, ortak ulusal veri platformlarının kurulması ve veri paylaşım politikalarının geliştirilmesi önemlidir.

Ülke risklerinin daha sağlıklı yönetilebilmesi ve azaltım politikalarının etkinliğinin artırılabilmesi açısından ulusal iklim risk haritalarının oluşturulması ve düzenli olarak güncellenmesi gerekmektedir. Özellikle sel, kuraklık, yangın ve fırtına gibi riskler özelinde ayrıntılı ve güncel haritalama çalışmalarına yatırım yapılması, hem sigorta şirketlerinin risk değerlendirme kapasitesini hem de kamu otoritelerinin afet yönetimi politikalarını güçlendirecektir. Bunun yanında, şirketlerin iklim riskleri konusunda bilgi ve farkındalık düzeylerinin artırılmasına yönelik eğitimlerin yaygınlaştırılması ve toplumun iklim

değişikliğinin fiziksel etkileri konusunda bilinçlendirilmesi gerekmektedir.

Gerçekleşen bir afet sonrasında normal işleyişe ve ekonomik faaliyete mümkün olan en kısa sürede dönülebilmesi için önceden hazırlanmış senaryoların, iş sürekliliği planlarının ve müdahale mekanizmalarının oluşturulması önem taşımaktadır. İklim değişikliğinin sigortalılar ve kendi faaliyetleri üzerindeki olası etkilerini erken aşamada tanımlayabilen, bu etkileri iş süreçlerine, kurumsal risk yönetimi planlarına ve şirket politikalarına entegre edebilen sigorta şirketleri, yalnızca olası kayıpları azaltmakla kalmayacak; aynı zamanda ortaya çıkan yeni risklerin yarattığı talebi yenilikçi ürün ve hizmetlere dönüştürebilecektir. Bu nedenle iklim değişikliği, sigorta sektörü açısından yalnızca artan bir risk kaynağı değil, aynı zamanda risk yönetimi, ürün geliştirme, veri analitiği ve sürdürülebilir finans alanlarında stratejik dönüşümü hızlandıran önemli bir unsur olarak değerlendirilmelidir.

KAYNAKÇA

- Akalın, M. (2026). İklim değişikliğinin sebep olduğu sağlık risklerine karşı Türk Genel Sağlık Sigortasının yeterliliği. *Sosyal Güvence*, (29), 1959–2005.
- Alkan, G. (2019). *İklim değişikliğinin katastrofik riskler üzerinde yarattığı etkilerin incelenmesi* [Yüksek lisans tezi, Marmara Üniversitesi].
- Aon. (2026) *Climate and Catastrophe Insight*.
- Bölükbaşı, A., & Pamukçu, B. (2005). Sigortacılıkta çevre risk yönetimi. *Sigorta Araştırmaları Dergisi*, 1, 79–90.
- Collier, S. J., Elliott, R., & Lehtonen, T. K. (2021). Climate change and insurance. *Economy and Society*, 50(2), 158–172.
- Demir, A. (2009). Küresel iklim değişikliğinin biyolojik çeşitlilik ve ekosistem kaynakları üzerine etkisi. *Ankara Üniversitesi Çevrebilimleri Dergisi*, 1(2), 37–54.
- Gupta, A., & Venkataraman, S. (2024). Insurance and climate change. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 67, 101412.
- Herweijer, C., Ranger, N., & Ward, R. E. (2009). Adaptation to climate change: Threats and opportunities for the insurance industry. *The Geneva Papers on Risk and Insurance—Issues and Practice*, 34(3), 360–380.
- Insurance Information Institute. (t.y.). *Background on: Climate change and insurance issues*. <https://www.iii.org/article/background-on-climate-change-and-insurance-issues>
- International Association of Insurance Supervisors. (2021). *Global insurance market report: The impact of*

climate change on the financial stability of the insurance sector.

İklim Değişikliği Başkanlığı. (t.y.). *Temel Kavramlar*, <https://iklim.gov.tr/sss/temel-kavramlar>.

Karaman, S., & Gökalp, Z. (2010). Küresel ısınma ve iklim değişikliğinin su kaynakları üzerine etkileri. *International Journal of Agricultural and Natural Sciences*, 3(1), 59–66.

Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pörtner, H. O., Roberts, D., Skea, J., Shukla, P. R., ... Waterfield, T. (2018). *Global warming of 1.5°C: An IPCC special report on the impacts of global warming*.

Mills, E. (2005). Insurance in a climate of change. *Science*, 309(5737), 1040–1044.

Mitchell, J. F. (1989). The “greenhouse” effect and climate change. *Reviews of Geophysics*, 27(1), 115–139.

Munich RE. (n.d.). Climate change. <https://www.munichre.com/en/risks/climate-change.html>

Munich RE. (2026). Half-Year Financial Report 2026.

NASA, National Aeronautics and Space Administration. (n.d.). Extreme weather. Retrieved September 28, 2026, from <https://science.nasa.gov/climate-change/extreme-weather/>

Nobanee, H., Dilshad, M. N., Abu Lamdi, O., Ballool, B., Al Dhaheri, S., AlMheiri, N., ... Alhemeiri, S. S. (2022). Insurance for climate change and environmental risk: A bibliometric review. *International Journal of Climate Change Strategies and Management*, 14(5), 440–461.

Öztürk, B., & Dalkılıç, N. (2025). İklim değişikliği ve sigorta koruma açığı: Türkiye ve küresel perspektif.

- PwC. (2025). *Future insurance availability for businesses: Sector-specific perspectives in the context of climate change*. <https://pages.pwc.de/future-insurance-availability-en>
- Sood, K., Grima, S., Young, P. C., Ozen, E., & Balusamy, B. (Eds.). (2023). *The impact of climate change and sustainability standards on the insurance market*. John Wiley & Sons.
- Swiss Re Institute. (2020). *Natural catastrophes in times of economic accumulation and climate change*. *Sigma*, (2).
- Swiss Re Institute. (2026). *Natural catastrophes in 2025: The persistent rise of wildfire and storm risk*. *Sigma*, (1).
- Thuiller, W. (2007). Climate change and the ecologist. *Nature*, 448(7153), 550–552.
- Tol, R. S. J. (2009). The economic effects of climate change. *Journal of Economic Perspectives*, 23(2), 29–51.
- Tol, R. S. J. (2018). The economic impacts of climate change. *Review of Environmental Economics and Policy*, 12(1), 4–25. doi: 10.1093/reep/rex027.
- Torusdag, T., Tepeci, M., & Metin, İ. (2024). İklim değişikliğinin sigorta sektörü üzerindeki etkileri: Türkiye örneği. *Doğal Afetler ve Çevre Dergisi*, 10(2), 409–423.
- Türkeş, M. (2022). IPCC'nin yeni yayımlanan iklim değişikliğinin etkileri, uyum ve etkilenebilirlik raporu bize neler söylüyor? *Resilience*, 6(1), 197–207.
- Yang, Q., Lemański, M. K., & Watters, C. (2025). The impact of climate change on the insurance industry: Perceptions of industry experts and corporate responses. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(9), 516. doi: 10.3390/jrfm18090516.

WHAT DRIVES GOVERNMENT BOND YIELDS? EVIDENCE FROM ADVANCED ECONOMIES

Çisem BEKTUR¹

1. INTRODUCTION

While government bond yields are a key indicator of government borrowing costs, they also serve as a significant measure of a country's fiscal sustainability, debt-servicing burden, and overall financial conditions. Fluctuations in government bond yields can impact not only public sector financing costs but also private sector borrowing costs, investment decisions, and financial market conditions. Consequently, identifying the determinants of government bond yields stands out as a crucial issue for both policymakers and financial markets. The literature on the determinants of government bond yields indicates that yields can be influenced by macroeconomic, fiscal, financial, and institutional factors. In this context, inflation, economic growth, and government debt are among the traditional determinants of government bond yields. Rising inflation can drive up bond yields by prompting investors to demand higher nominal returns to compensate for potential future losses in purchasing power. Similarly, it is suggested that an increase in government debt can exert upward pressure on bond yields through heightened borrowing requirements and increased fiscal risk. However, the impact of economic growth on bond yields is not theoretically unidirectional; while higher

¹ Assistant Professor, Sakarya University, Faculty of Political Sciences, Econometrics Department, ORCID:0000-0001-9220-5932.

growth can reduce country risk by improving the economic outlook, it can simultaneously lead to a rise in bond yields by intensifying inflationary pressures and increasing the likelihood of monetary policy tightening.

In recent years, there has been growing interest in the role of economic policy uncertainty and institutional factors in determining government bond yields. Rising economic policy uncertainty can reduce predictability regarding future economic policies, leading investors to demand higher risk premiums and, consequently, causing government bond yields to rise. However, this effect may vary depending on a country's institutional structure. In particular, factors such as the government's policy implementation capacity, the effectiveness of public administration, and institutional credibility can shape investor expectations regarding a country's future fiscal and economic conditions. In this context, higher levels of government integrity and institutional quality are expected to exert downward pressure on government bond yields by reducing country risk and borrowing costs.

While existing literature offers significant findings regarding the determinants of government bond yields, studies that simultaneously examine macroeconomic and fiscal variables alongside economic policy uncertainty and government integrity within the same framework appear to be limited. Furthermore, the effects of these determinants can vary significantly depending on countries' fiscal structures, institutional characteristics, and financial market conditions. Therefore, a comparative analysis encompassing countries with diverse economic and institutional structures could contribute to a more comprehensive understanding of the determinants of government bond yields. This study examines the determinants of government bond yields for Australia, Canada, China, France, Germany, Italy, Japan, the United Kingdom, and the United States over the 2003–2024

period. It investigates the impact of inflation, government debt, economic growth, economic policy uncertainty, and government integrity on government bond yields. Thus, the study aims to contribute to the literature by addressing traditional macroeconomic and fiscal determinants in conjunction with uncertainty and institutional factors.

2. LITERATURE REVIEW

Understanding the factors that determine government bond yields has attracted significant attention in the literature, as these yields serve as a fundamental indicator of government borrowing costs and play a crucial role in shaping fiscal sustainability, the debt-servicing burden, and general financial conditions. Existing studies generally identify macroeconomic fundamentals, fiscal conditions, financial market developments, and institutional characteristics as key determinants of public borrowing costs. In this context, while inflation, economic growth, and government debt constitute the traditional macroeconomic and fiscal determinants of government bond yields, more recent studies increasingly highlight the roles of economic policy uncertainty and institutional quality.

Bernoth and Erdoğan (2012) have examined the relationship between government bond yields and macroeconomic variables, such as government debt and budget balances, across 10 EMU countries during the 1999–2010 period. They have demonstrated that the impact of government debt on bond yields varied over time. In a study covering 22 advanced economies from 1980 to 2010, Poghosyan (2014) has investigated the determinants of government bond yields and found that bond yields rise alongside government borrowing in the long run; the study has also revealed that inflation influences bond yields in the short run. Paniagua et al. (2017) employed the TVP-Panel method

to analyze the effects of key macroeconomic variables on government bond yields in EMU countries, concluding that the impact of government debt on yields changes over time. They have argued that bond yields should be evaluated not only in terms of macroeconomic factors like debt and growth but also regarding market confidence in countries and prevailing uncertainties. Using country-fixed-effects OLS regressions for 10 EMU countries, Afonso et al. (2020) show that European Commission announcements of higher government debt levels lead to an increase in sovereign bond yield spreads. Apergis et al. (2021) have examined government bond yields in Eurozone countries in terms of fiscal and macroeconomic indicators, as well as financial and risk indicators. They have demonstrated that bond yields rise alongside increases in government debt and risk perception, whereas GDP growth exerts a downward pressure on bond yields. In their study, Ciżkowicz et al. (2025) have investigated the impact of government debt and budget deficit variables on government bond yields across EU countries, confirming that higher government debt leads to increased bond yields. Nose and Menkulasi (2025) have analyzed the impact of fiscal policy on domestic government bond yields across 75 developing and emerging market economies, finding that a one-percentage-point increase in the expected primary budget deficit raises 10-year bond yields by approximately 36 basis points. Furthermore, they have demonstrated that this effect is particularly pronounced in countries where domestic banks hold a large share of government debt and that the effect intensified during the COVID-19 period. Nose (2026) has examined the impact of fiscal policy expectations on domestic government bond yields in developing and emerging market economies. The study shows that the effect is stronger in countries where banks have high exposure to government debt and that the sovereign-bank nexus creates a mechanism that drives up public borrowing costs. Some studies argue that the relationship between

government debt and yields is non-linear, and that the impact on yields becomes stronger as debt levels rise (Jaramillo and Weber, 2013; Faini, 2006).

Theoretically, the impact of inflation on bond yields is such that as inflation rises, bond yields rise correspondingly. According to the OECD global debt report (OECD, 2026), both inflation and bond yields rose sharply in most countries following 2022, revealing that a significant portion of high nominal yields is linked to inflation expectations. In their study, Joyce et al. (2010) have demonstrated that, in the UK during the post-1992 period, expected inflation and real interest rates are key determinants of government bond yields. Examining US Treasury bonds, Duffee (2018) has showed that changes in nominal bond yields stemmed from expected inflation; however, the author has also found that inflation expectations are not the dominant determinant of bond yields, as they accounted for only 10–20% of the shocks to those yields. Sunal (2022) has investigated the relationship between inflation and government bond yields in Turkey for the 2010–2018 period, demonstrating that an increase in inflation leads to a strong rise in bond yields over the long term, thereby establishing inflation as a significant determinant of sovereign bond yields. By analyzing long-term nominal bond yields internationally in terms of their real interest rate and inflation components, Bekaert and Ermolov (2023) show that while changes in real interest rates are the dominant factor in movements of nominal bond yields, inflation also constitutes a significant part of these fluctuations. Another variable with a significant impact on bond yields is economic growth. Studies in the literature have not reached a consensus regarding the relationship between economic growth and bond yields, indicating that economic growth can exert both positive (Malešević-Perovi, 2016; Poghosyan, 2014) and negative

(Apergis et al., 2021; Akram and Uddin, 2021) effects on bond yields.

The impact of economic policy uncertainty on bond yields is a relatively new topic in the literature and serves as one of the variables adding originality to this study. An increase in economic policy uncertainty is expected to drive up government bond yields by heightening investors' risk perception and the uncertainty premium. Bindra et al. (2026) have examined the relationship between economic policy uncertainty and government bond yields in India for the period of May 2004 to July 2023; while they find a negative effect on short-term yields, they demonstrate that the impact varied across quantiles in the medium and long term. The IMF's October 2024 Global Financial Stability Report (IMF, 2024) indicates that economic policy uncertainty increases the risk of upward spikes in government bond yields, an effect that becomes particularly pronounced in economies with high fiscal vulnerabilities. Benlagha and Hemrit (2022) have investigated the relationship between economic policy uncertainty and government bond yields in G7 countries, showing that EPU intensifies the transmission of shocks, particularly regarding two-year bond yields. The results suggest that economic policy uncertainty can influence not only the level of bond yields but also the transmission mechanism of bond market shocks across countries. Further evidence regarding policy uncertainty is provided by Yıldırım et al. (2026), whose study on 11 advanced economies concluded that monetary policy uncertainty leads to higher government bond yields. Another variable we believe significantly influences government bond yields is government integrity. Studies in the literature directly examining the relationship between this variable and government bond yields are quite limited; research has predominantly focused on the link between yields and institutional quality. A high score on this

index, which reflects institutional credibility and the state's capacity for policy implementation, can contribute to lower bond yields by reducing the country risk perceived by investors and the required risk premium (Nose and Menkulasi, 2025). Similarly, Alter et al. (2026) have examined developing and emerging market economies over the 2000–2024 period and demonstrated that increased central bank independence lowers local-currency government bond yields. Their study has revealed that stronger institutional credibility contributes to a reduction in government bond yields by lowering the risk and maturity premiums demanded by investors. Likewise, in a study covering European countries, Ciżkowicz et al. (2025) have concluded that low institutional quality drives up government bond yields.

3. DATA, MODEL AND METHODOLOGY

The study examines policy uncertainty and institutional credibility alongside the classic determinants of bond markets, inflation, government debt, and economic growth. To this end, nine major and financially significant economies (Australia, Canada, China, France, Germany, Italy, Japan, the United Kingdom, and the United States) are selected due to their importance in the global financial system, their large and developed bond markets, and the fact that they represent diverse financial and institutional characteristics. The study covers the period from 2003 to 2024.

The definitions and sources of all the variables employed in this study are presented in Table 1.

Table 1. Variable definitions

	Definitions	Sources
Dependent variables		
YIELD	10-year government bond yield	https://www.investing.com/rates-bonds/
Independent variables		
DEBT	General government debt (% of GDP)	IMF Data
GOVIN	Government integrity index	https://economicfreedom.heritage.org/
EPU	Economic policy uncertainty index	https://www.policyuncertainty.com/
INF	Inflation rate (Consumer price index, annual %)	World Bank
GDP	GDP growth rate (annual %)	World Bank

The following empirical model is estimated:

$$Yield_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln DEBT_{it} + \beta_2 \ln GOVIN_{it} + \beta_3 \ln EPU_{it} + \beta_4 \ln INF_{it} + \beta_5 \ln GDP_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Here, while *i* denotes the countries, *t* denotes the time. ε_{it} is the error term. $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4,$ and β_5 denote the coefficients of the constant, $\ln DEBT$, $\ln GOVIN$, $\ln EPU$, $\ln INF$, and $\ln GDP$ respectively. To mitigate potential heteroscedasticity and improve the normality of the data distribution, all variables are expressed in their natural logarithmic forms, with the exception of $\ln INF$ and $\ln GDP$, which are retained in their original forms.

The descriptive statistics of the variables are displayed in Table 2. There are 198 observations (22 years and 9 countries) in total. VIF analysis is conducted to assess multicollinearity among the explanatory variables. The VIF values ranged from 1.1255 to 1.6575, all remaining below the conventional threshold of 5

(Porter and Gujarati, 2009). Therefore, the results indicate that severe multicollinearity is not present in the model.

Table 2. Descriptive statistics

Variables	Mean	Max	Min	Std. Dev.	VIF
YIELD	2.698683	6.016750	-0.518500	1.537642	
DEBT	93.25444	258.3689	9.665447	54.14832	1.3125
GOVIN	71.80354	95.10000	32.00000	16.58829	1.3096
EPU	170.2603	739.6716	43.03711	109.4711	1.1255
INF	2.061892	8.201290	-1.352837	1.651141	1.1293
GDP	2.200442	14.14999	-10.04790	3.329769	1.6575

Testing the panel model in this study involves four stages. First, the cross-sectional dependence (CSD) of the variables and model is examined via CD_{LM1} (Breusch and Pagan, 1980), CD_{LM2} , and Pesaran's CD (Pesaran, 2004) tests, which are:

$$CD = T \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{\rho}_{ij}^2 \quad CD_{LM1} = \sqrt{\frac{1}{N(N-1)}} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N (T \hat{\rho}_{ij}^2 - 1)$$

$$CD_{LM2} = \sqrt{\frac{2T}{N(N-1)}} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \hat{\rho}_{ij}^2 \quad (2)$$

The hypothesis for the three tests above can be stated as follows: H_0 : there is no CSD and H_1 : there is CSD.

Then, the slope heterogeneity test, proposed by Pesaran and Yamagata (2008), is applied. The null hypothesis assumes slope homogeneity, whereas the alternative hypothesis indicates slope heterogeneity.

Second, the investigation is conducted to determine whether the variables exhibit a unit root. Pesaran (2007) has proposed unit root test statistics that can be used in the case of CSD. The cross-sectionally augmented IPS (CIPS) test is based on the ADF unit root test and the model is as follows:

$$\Delta y_{it} = a_i + b_i y_{i,t-1} + c_i \bar{y}_{t-1} + d_i \Delta \bar{y}_t + e_{it} \quad (3)$$

where, $\bar{y}_t = N^{-1} \sum_{i=1}^N y_{it}$ and $\Delta \bar{y}_t = N^{-1} \sum_{i=1}^N \Delta y_{it}$. The cross-sectional augmented ADF (CADF) is calculated for each section unit. These test statistics are taken from each section, and the panel statistic is obtained as follows:

$$CIPS(N, T) = N^{-1} \sum_{i=1}^N t_i(N, T) \quad (4)$$

Here, the null hypothesis of the CIPS test defends the unit root while the alternative hypothesis defends the stationary.

Afterward, a cointegration relationship is investigated in the panel model. Westerlund (2008) has proposed two test statistics for the panel cointegration test called as Durbin Hausman (DH), which are DH_g and DH_p :

$$DH_g = \sum_{i=1}^n \hat{S}_i (\tilde{\phi}_i - \hat{\phi}_i)^2 \sum_{t=2}^T \hat{e}_{it-1}^2 \quad (5)$$

$$DH_p = \hat{S}_n (\tilde{\phi} - \hat{\phi})^2 \sum_{i=1}^n \sum_{t=2}^T \hat{e}_{it-1}^2 \quad (6)$$

The null hypotheses of the DH defend the lack of cointegration and in the panel. Finally, coefficients are estimated in the panel model and country-specific. AMG estimator, proposed by Eberhardt and Teal (2010), that takes into account CSD and unobservable cofactors problem is utilized for estimation. Finally, the CCE estimator proposed by Pesaran (2006) is used to obtain robust results.

4. EMPIRICAL RESULTS

According to the CSD results reported in Table 3, the null hypothesis is rejected. This means, CSD should be taken into account during the analysis of both the panel model and the variables.

Table 3. CSD Test Results

Variables	CD	CD_{LM1}	CD_{LM2}
YIELD	499.8334*(0.0000)	54.66328*(0.0000)	21.14165*(0.0000)
LNDEBT	549.149*(0.0000)	60.4752*(0.0000)	20.6305*(0.0000)
LNGOVIN	139.256*(0.0000)	12.1689*(0.0000)	8.91497*(0.0000)
LNPU	423.220*(0.0000)	45.6343*(0.0000)	20.2296*(0.0000)
INF	407.834*(0.0000)	43.8210*(0.0000)	17.5466*(0.0000)
GDP	374.054*(0.0000)	39.8400*(0.0000)	18.0365*(0.0000)
Panel	313.204*(0.0000)	32.6688*(0.0000)	10.5431*(0.0000)

Note: p-values are represented in the brackets. * $p < 0.01$.

Subsequently, it is necessary to test the homogeneity of the slope coefficients. The results obtained using Pesaran and Yamagata's (2008) homogeneity tests are presented in Table 4, which indicate heterogeneous slopes. In other words, country-based analyses should be presented.

Table 4. Slope Homogeneity Test Results

Slope homogeneity	Statistics	Prob.
$\hat{\Delta}$	3.994*	0.0000
$\hat{\Delta}_{adj}$	4.789*	0.0000

Note: * $p < 0.01$.

Afterwards, the CIPS unit root test proposed by Pesaran (2007) is employed to test the stationarity of the variables. According to the results reported in Table 5, it is observed that all variables, with the exception of INF and GDP, become stationary at their first differences, whereas INF and GDP are found to be stationary at the level.

Table 5. CIPS unit root test results

Variables	Level (I(0))	First difference (I(1))
YIELD	-2.812	-4.102*
LNDEBT	-2.391	-4.031*
LNGOVIN	-3.078	-4.307*
LNPU	-2.143	-4.392*
INF	-4.169*	-
GDP	-4.150*	-

Note: * denotes the rejection of the null hypothesis at 1% significance level.

The panel unit root test results indicate that the variables in the model do not share a uniform order of integration. While the INF and GDP variables are $I(0)$, the YIELD, lnDEBT, lnGOVIN, and lnEPU variables are found to be $I(1)$. Westerlund (2008) explicitly addresses the case of stationary explanatory variables and demonstrates that DH tests maintain appropriate size properties under these conditions. Consequently, the mixed $I(0)/I(1)$ integration structure observed in our panel is consistent with the methodological framework of the DH test; thus, the Westerlund (2008) DH test is employed to examine the existence of a long-run equilibrium relationship among the variables, and the results are presented in Table 6. The results indicate a rejection of the null hypothesis of no cointegration; in other words, cointegration exists within the panel model.

Table 6. Panel cointegration test results

DH Test	Value	p-value
DH_g	4.787	0.0000*
DH_p	8.259	0.0000*

Note: * $p < 0.01$.

Having established the existence of a long-run relationship, the long-run coefficients are subsequently estimated. The results of the AMG and CCE estimations are presented in Table 7, in the first and second rows, respectively.

Table 7. AMG and CCE long-run coefficient estimation results

Countries	LNDEBT	LNGOVIN	LNEPU	INF	GDP
Australia	-692681*** -1.879897*	-2.783911** -3.34294***	.1790642 .2927355	.1703765* .2438232**	-.0578307 -.0345934
Canada	.3250695 5.316516**	-1.917944 4.800296***	-.512107 -.1907401	.3089122* .4613778*	-.0618757 .1993813***
China	-1.319761 .2894512	1.163018 -2.345762	-.2353895 1.537621***	.1118161*** .2548908*	-.0119429 -.1414444
France	-1.70627*** .042064	1.855749** 3.663186*	.6870331* .3652341	.1275839* .1772155	-.031295*** .1131744
Germany	-1.850313* .3864257	3.384266* .1337001	.4733824* .4133169**	.0260291 .0072228	-.0164708 -.0031544
Italy	-3.420142 -8.348477	-2.83461* -5.577287*	1.246886** .1345947	.2584917* .3680454*	-.0888882* -.2168011**
Japan	.982951 6.475134*	-1.55497 -2.467916*	-.2137422 -.1469271	-.0320076 -.0129291	-.0314274 .0014183
USA	-3.652948* -3.399115**	-3.438913 -.7310752	.1182075 .5573128	-.0178893 .0007639	.0439571 -.0432175
UK	-2.355514** -1.564429	1.969619 1.567574	-.3066224 -1.835762**	.0236269 -.2987671**	-.0092599 .0151272
Panel	-1.521067* -.2980362	-.4619661 -.4778024	.1596347 .1252651	.1085488* .1335159***	-.0294482** -.0122344

Note: * p< 0.01, ** p<0.05, and *** p<0.10.

The findings presented in Table 7 reveal significant heterogeneity across countries regarding the determinants of YIELD. A statistically significant negative relationship between DEBT and YIELD is found in Australia and the United States. Regarding the relationship between GOVIN and YIELD, statistically significant effects are observed in Australia, France, and Italy. While a positive relationship is identified for France, negative relationships are found for Australia and Italy. EPU is positively and significantly associated with YIELD only in Germany, whereas its effect is statistically insignificant in the other countries. A positive and statistically significant relationship between INF and YIELD is observed in Australia, Canada, China, and Italy. Consistent with these country-specific findings, the panel estimation also indicates a positive and statistically significant effect of INF on YIELD. Finally, GDP is found to be statistically significant only in Italy, where it has a negative effect on YIELD.

5. CONCLUSION AND POLICY RECOMMENDATIONS

This study examines the key determinants of YIELD for Australia, Canada, China, France, Germany, Italy, Japan, the United Kingdom, and the United States during the 2003–2024 period. It analyses the effects of INF, DEBT, GDP, EPU, and GOVIN on YIELD. In this context, the study proceeds from the premise that YIELD can be shaped not only by macroeconomic and fiscal indicators but also by economic uncertainty and institutional characteristics.

Empirical findings indicate that the determinants of YIELD vary significantly across countries. A negative and statistically significant relationship between DEBT and YIELD is observed in Australia and the United States. This finding suggests that an increase in DEBT does not automatically lead to higher YIELD in every country; rather, this negative relationship depends on country-specific financial and macroeconomic conditions. Therefore, when assessing the impact of DEBT on YIELD, attention should be paid not only to the debt level but also to debt sustainability, the financing structure, and the characteristics of the country's financial markets. Results regarding inflation reveal a more distinct pattern. INF has a positive and statistically significant impact on YIELD in Australia, Canada, China, and Italy, and panel results also indicate that inflation drives up YIELD. This result can be explained by investors demanding higher nominal yields to protect their real returns in the face of rising inflation, as well as by central banks potentially implementing tighter monetary policy to combat inflation. Consequently, maintaining price stability is crucial for both macroeconomic stability and keeping public borrowing costs under control. The impact of GDP, however, appears more limited and country-specific; GDP is statistically significant only in Italy, where it exerts a negative

effect. This result indicates that stronger GDP could reduce the risk premium on government bonds by enhancing the country's debt-servicing capacity and improving investor perceptions of country risk. Regarding EPU, the results reveal that the impact of uncertainty on government bond markets varies across countries. The effect of EPU on YIELD is positive and statistically significant only in Germany. The lack of statistical significance in the relationship for other countries indicates that the impact of EPU on YIELD is neither direct nor uniform. The relationship between EPU and YIELD must be evaluated in conjunction with factors such as a country's institutional credibility, financial market depth, and safe-haven status for international investors. Findings concerning GOVIN also constitute a significant outcome of the study. While a positive and significant relationship is observed in France, a negative and significant relationship is identified in Australia and Italy. The negative relationship observed in Australia and Italy, in particular, aligns with the expectation that stronger GOVIN can boost investor confidence, thereby reducing the country's perceived risk and public borrowing costs. The positive relationship found in France is noteworthy, as it demonstrates that the link between GOVIN and YIELD is not determined solely by the level of institutional quality but can also be shaped by other macroeconomic or financial factors.

Based on the study's findings, ensuring price stability is crucial for keeping public borrowing costs under control. The fact that inflation drives up YIELD at the panel level suggests that inflationary pressures can impose an indirect cost on public finances. Therefore, coordinating monetary and fiscal policies to support price stability could help limit the rise in borrowing costs, particularly during periods of high inflation. Second, reducing EPU is crucial for the stability of government bond markets. The fact that EPU drives up YIELD, particularly in Germany,

demonstrates that policy uncertainty can influence investors' risk perceptions. In this context, it is important for policymakers to establish predictable and transparent policy frameworks, clearly articulate fiscal policy objectives, and communicate effectively with markets regarding policy changes. Third, strengthening institutional capacity and GOVIN can contribute to lowering public borrowing costs. The negative relationship observed, especially in Australia and Italy, highlights the importance of institutional credibility for investors' assessments of sovereign risk; furthermore, reinforcing elements such as transparency, accountability, anti-corruption measures, and the efficient use of public resources can help reduce risk premiums in government bond markets over the long term. Finally, policymakers need to develop country-specific strategies rather than adopting a one-size-fits-all policy approach. The study demonstrates that the effects of variables differ across countries, indicating that the same macroeconomic or institutional factor can yield different outcomes in different nations. In particular, it may not be appropriate to evaluate countries with large, deep financial markets, such as the United States and Japan, within the same policy framework as countries characterized by high government debt and distinct risk dynamics. Therefore, when designing policies for government bond markets, it is essential to consider a country's fiscal structure, institutional capacity, financial market depth, and international investor perception in conjunction with one another.

While this study highlights the importance of jointly considering macroeconomic, fiscal, uncertainty, and institutional factors in determining YIELD, future research could address issues such as examining the distinct components of EPU separately, or investigating the interaction between GOVIN and EPU to determine the extent to which institutional quality moderates the impact of uncertainty on YIELD. Furthermore,

analysing different bond maturities and crisis periods separately could contribute to a more detailed understanding of the heterogeneous dynamics within government bond markets.

REFERENCES

- Afonso, Antonio, João Tovar Jalles, and Mina Kazemi. "The effects of macroeconomic, fiscal and monetary policy announcements on sovereign bond spreads." *International Review of Law and Economics* 63 (2020): 105924.
- Akram, T., & Uddin, S. A. H. (2021). An empirical analysis of long-term Brazilian interest rates. *PloS one*, 16(9), e0257313.
- Alter, A., Bersch, J., Mama, A. T., & Quaye, B. (2026). The credibility premium: Central bank independence and local-currency sovereign yields (No. 2026/058). International Monetary Fund.
- Apergis, N., Chesini, G., & Poufinas, T. (2021). What Drives Sovereign Bond Yields in the Eurozone?. In *Debt in Times of Crisis: Does Economic Crisis Really Impact Debt?* (pp. 237-265). Cham: Springer International Publishing.
- Bekaert, G., & Ermolov, A. (2023). International yield comovements. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 58(1), 250-288.
- Benlagha, N., & Hemrit, W. (2022). Does economic policy uncertainty matter to explain connectedness within the international sovereign bond yields?. *Journal of Economics and Finance*, 46(1), 1-21.
- Bernoth, K., & Erdogan, B. (2012). Sovereign bond yield spreads: A time-varying coefficient approach. *Journal of International Money and Finance*, 31(3), 639-656.
- Bindra, R., Pandey, A., Misra, P., & Shettigar, J. (2026). Unveiling the asymmetric linkage between economic policy uncertainty and sovereign bond yields: a quantile

- ARDL approach. *Journal of Financial Economic Policy*, 18(3), 442-456.
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1980). The Lagrange multiplier test and its applications to model specification in econometrics. *The review of economic studies*, 47(1), 239-253.
- Ciżkowicz, P., Ledóchowski, M., & Rzońca, A. (2025). Fiscal policy and government bond yields: New evidence from the EU. *Economic Modelling*, 147, 107054.
- Duffee, G. R. (2018). Expected inflation and other determinants of Treasury yields. *The Journal of Finance*, 73(5), 2139-2180.
- Eberhardt M, & Teal F (2010). Productivity analysis in global manufacturing production. Discussion Paper 515, Department of Economics, University of Oxford.
- Faini, R. (2006). Fiscal policy and interest rates in Europe. *Economic policy*, 21(47), 444-489.
- IMF (2024). Monetary and Capital Markets Department. "Chapter 2: Macrofinancial Stability Amid High Global Economic Uncertainty". In *Global Financial Stability Report*, October 2024. USA: International Monetary Fund. Retrieved Sep 14, 2026, from <https://doi.org/10.5089/9798400277573.082.CH002>
- Jaramillo, L., & Weber, A. (2013). Bond yields in emerging economies: It matters what state you are in. *Emerging Markets Review*, 17, 169-185.
- Joyce, M. A., Lildholdt, P., & Sorensen, S. (2010). Extracting inflation expectations and inflation risk premia from the term structure: a joint model of the UK nominal and real yield curves. *Journal of Banking & Finance*, 34(2), 281-294.

- Malešević-Perović, L. (2016). Government debt-interest rate nexus in G7 countries over a long horizon. *Panoeconomicus*, 63(5), 603-625.
- Nose, M. (2026). Fiscal expectations, the sovereign-bank nexus, and bond yields in emerging and developing economies. *Journal of Macroeconomics*, 103762.
- Nose, M., & Menkulasi, J. (2025). Fiscal determinants of domestic sovereign bond yields in emerging market and developing economies. *International Monetary Fund*.
- OECD (2026), *Global Debt Report 2026: Sustaining Debt Market Resilience Under Growing Pressure*, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/e9d80efd-en>.
- Paniagua, J., Sapena, J., & Tamarit, C. (2017). Sovereign debt spreads in EMU: The time-varying role of fundamentals and market distrust. *Journal of Financial Stability*, 33, 187-206.
- Pesaran, M. H. (2004). General diagnostic tests for cross-sectional dependence in panels. *Empirical Economics*, 60(1), 13–50.
- Pesaran MH (2006) Estimation and Inference in Large Heterogeneous Panels with a Multifactor Error Structure. *Econometrica* 74(4):967–1012.
- Pesaran, M. H. (2007). A simple panel unit root test in the presence of cross-section dependence. *Journal of Applied Econometrics*, 22(2), 265–312.
- Pesaran, M. H., & Yamagata, T. (2008). Testing slope homogeneity in large panels. *Journal of Econometrics*, 142(1), 50–93.

- Poghosyan, T. (2014). Long-run and short-run determinants of sovereign bond yields in advanced economies. *Economic Systems*, 38(1), 100-114.
- Sunal, O. (2022). The efficiency of primary sovereign bond markets in Turkey: The so-called Fisher puzzle reconsidered. *Economic Analysis and Policy*, 73, 255-261.
- Westerlund, J. (2008). Panel cointegration tests of the fisher effect. *Journal of Applied Econometrics*, 23(2), 193–233.
- Yıldırım, R. K., Münyas, T., Aydın, G. K., & Yılmaz, A. (2026). The Impact of Monetary and Fiscal Policy Uncertainty on Bond Yields: Findings from a Panel of Developed Countries (1999–2025). *Journal of Research in Economics, Politics & Finance*, 11(2), 747-768.

GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN BANKING: OPPORTUNITIES, RISKS, AND FUTURE PERSPECTIVES

Nuray İSLATINCE¹

1. INTRODUCTION

The banking sector has undergone a substantial transformation in recent decades, driven by technological innovation, increasing competition, changing customer expectations, and the growing importance of data-driven financial services. Digital technologies have reshaped traditional banking operations by enabling financial institutions to automate routine processes, improve service delivery, and develop more sophisticated approaches to risk management. Within this transformation, artificial intelligence (AI) has emerged as an increasingly important technological capability, supporting activities ranging from credit assessment and fraud detection to customer relationship management and financial decision-making. The development of generative artificial intelligence (GenAI) represents a further stage in this evolution, extending the potential applications of AI beyond conventional predictive and analytical functions (Aldasoro et al., 2025).

Unlike traditional AI systems, which primarily focus on recognizing patterns, classifying information, and generating predictions, generative AI can produce new textual and other forms of content, process complex information, summarize extensive documents, and interact with users through natural

¹ Prof. Dr., Anadolu University, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Department of Business Administration, ORCID: 0000-0002-1552-3504.

language. These capabilities are particularly relevant to banking, where institutional activities involve large volumes of structured and unstructured information, complex regulatory requirements, and continuous interaction with customers. Generative AI therefore offers opportunities not only for automating existing activities but also for reconsidering how banking services are organized, delivered, and managed. Its potential applications include internal knowledge management, regulatory document processing, customer communication, software development, and operational decision support (Crisanto, Leuterio, Prenio, & Yong, 2024).

From a broader financial perspective, the integration of generative AI may also influence the competitive structure and business models of the banking industry. Access to advanced AI technologies could facilitate innovation and enable financial institutions to develop differentiated services. At the same time, the substantial computational resources and specialized expertise required for advanced AI systems may increase dependence on large technology companies and external service providers. Such dependencies raise questions regarding technological concentration, operational autonomy, and the distribution of competitive advantages across financial institutions. Consequently, generative AI should be understood not simply as an additional technological instrument but as a development with potentially significant organizational and strategic implications for banking (Aldasoro et al., 2025; Financial Stability Board [FSB], 2024).

Despite these opportunities, the adoption of generative AI introduces important risks that distinguish financial applications from those in less regulated economic activities. Banking institutions operate within an environment characterized by strict requirements concerning confidentiality, consumer protection, accountability, and financial stability. In this context, inaccurate

or misleading AI-generated outputs, algorithmic bias, insufficient model transparency, and unauthorized disclosure of sensitive information may have serious operational and reputational consequences. Generative AI models may produce plausible but factually incorrect responses, commonly described as hallucinations, thereby creating additional concerns when their outputs are used in customer communication, financial analysis, or decision-support activities. Furthermore, difficulties in explaining model behavior and assigning responsibility for AI-assisted decisions may complicate existing governance and compliance mechanisms (Shabsigh & Boukherouaa, 2023; Crisanto et al., 2024).

The implications of generative AI are equally relevant to emerging banking markets, including Türkiye. The Turkish banking sector has experienced significant digital transformation through the expansion of mobile banking, electronic payment systems, digital customer services, and increasingly technology-oriented business processes. Within this evolving environment, generative AI may offer additional opportunities to improve operational processes, strengthen customer communication, and support the development of innovative financial services. Nevertheless, its effective implementation requires more than technological investment. Institutional readiness, skilled human resources, reliable data infrastructures, appropriate risk controls, and compliance with financial regulations remain essential considerations. The experience of Turkish banks therefore provides a relevant context for discussing how international technological developments may influence banking practices in an emerging market.

Against this background, the purpose of this chapter is to examine the opportunities, risks, and future implications of generative artificial intelligence in banking from a conceptual and literature-based perspective. The chapter focuses on three

interrelated issues: the changing role of generative AI in banking operations, its potential implications for operational efficiency and business model transformation, and the regulatory and institutional challenges associated with its adoption. By considering these dimensions together, the chapter aims to provide a balanced understanding of generative AI as both a source of technological opportunity and a potential contributor to emerging financial risks.

Methodologically, the chapter adopts a narrative and critical literature review approach, drawing on relevant academic studies and publications issued by international financial and regulatory institutions. Rather than measuring the performance of individual banks or developing an empirical index, it synthesizes existing knowledge to identify major developments, opportunities, and challenges associated with generative AI in banking. Particular attention is devoted to the relationship between technological capabilities, institutional governance, and the evolving requirements of financial stability.

2. THE EVOLUTION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN BANKING

The development of artificial intelligence in banking reflects a broader transformation in the financial sector, characterized by the increasing importance of information processing, technological innovation, and data-driven decision-making. Banks have traditionally relied on information to evaluate creditworthiness, manage financial risks, allocate resources, and maintain relationships with customers. As financial transactions and institutional activities have become more complex, the ability to collect, analyze, and interpret large volumes of information has emerged as an important determinant of operational efficiency and competitiveness. Within this

environment, artificial intelligence has progressively evolved from relatively simple rule-based applications into more sophisticated machine learning systems and, more recently, generative AI technologies (Aldasoro, Gambacorta, Korinek, Shreeti, & Stein, 2025).

2.1. From Traditional Artificial Intelligence to Generative AI

The initial applications of artificial intelligence in banking were largely associated with rule-based systems designed to perform clearly defined tasks. Such systems relied on predetermined instructions and decision rules to evaluate information and produce standardized outcomes. In financial institutions, rule-based applications supported activities such as transaction monitoring, compliance verification, and the automation of repetitive administrative procedures. Although these technologies contributed to operational efficiency, their effectiveness was generally constrained by the rules established during system development. They were therefore less adaptable to unfamiliar situations or complex patterns not anticipated by their designers.

The subsequent expansion of machine learning introduced a more flexible approach to financial data analysis. Instead of relying exclusively on explicitly programmed rules, machine learning algorithms identify statistical relationships within historical data and apply these relationships to classification, prediction, and decision-support tasks. In banking, these capabilities became relevant to credit risk assessment, fraud detection, customer segmentation, and financial forecasting. The ability to analyze large and complex datasets enabled institutions to supplement conventional statistical models with more sophisticated computational techniques. Nevertheless, the performance of these applications remained dependent on data

quality, appropriate model development, and effective validation procedures (Aldasoro et al., 2025).

The emergence of generative AI represents a further development in this technological progression. Unlike conventional predictive applications, which primarily estimate outcomes or classify observations, generative models learn patterns and relationships from training data and use them to produce new outputs. Depending on the model architecture, these outputs may include text, software code, images, or other forms of content. Large language models (LLMs), which constitute an important category of contemporary generative AI, can interpret natural language instructions, summarize documents, generate explanations, and support interactive communication.

The transition toward generative AI should not be interpreted as the replacement of all conventional AI technologies. Predictive machine learning remains particularly relevant to activities involving numerical forecasting, statistical classification, and transaction-level risk assessment. Generative AI, by contrast, offers complementary capabilities in information interpretation, content production, and natural language interaction. In many banking applications, the greatest potential may arise from combining these technologies within integrated systems rather than treating them as competing alternatives.

2.2. Key Characteristics of Generative AI

Generative AI differs from earlier forms of artificial intelligence in several characteristics that are particularly relevant to financial institutions. These include its capacity to process unstructured information, generate context-sensitive content, support natural language interaction, and assist with a broad range of knowledge-intensive activities. At the same time, the underlying complexity of generative models introduces important

limitations concerning reliability, transparency, and institutional control.

One of the most significant characteristics of generative AI is its ability to process and produce natural language. Banking institutions rely extensively on written information, including customer correspondence, contractual documents, financial analyses, risk reports, and regulatory communications. Generative AI can assist in interpreting these materials and producing summaries or preliminary explanations. This capability may reduce the time employees spend searching for information and performing certain repetitive documentation tasks. However, institutions must distinguish between generating plausible language and producing verified financial information, particularly in activities involving legal obligations or financial consequences (Shabsigh & Boukherouaa, 2023).

Another important characteristic is the flexibility of generative AI across different tasks. Conventional AI models are often developed for specific purposes, whereas general-purpose generative models can be adapted to multiple applications through instructions, additional training, or integration with institutional information systems. A single technological foundation may therefore support different banking functions, including customer assistance, internal knowledge management, document classification, and software development. This flexibility can reduce the need to develop separate models for every task, although implementation costs, information security requirements, and model adaptation needs may limit these potential advantages.

A further distinguishing feature is the relationship between generative AI and large-scale technological infrastructure. The development and operation of advanced models may require substantial computational resources,

specialized expertise, and access to external technology providers. Consequently, financial institutions may rely on third-party AI services rather than developing all capabilities internally. This dependence can accelerate technology adoption but may also create operational concentration risks, data protection concerns, and challenges regarding accountability. As noted by Crisanto et al. (2024), the increasing involvement of technology providers in financial AI applications raises important questions for governance and regulatory supervision.

Despite their flexibility, generative AI systems are subject to limitations that must be considered in banking environments. These models can generate inaccurate information, reproduce biases embedded in training data, or produce outputs that are difficult to explain. Their performance may also vary across tasks and contexts, making systematic evaluation essential. In financial services, these limitations are particularly important because apparently minor inaccuracies may influence customer communications, operational procedures, or financial decision-making. The use of generative AI therefore requires appropriate validation, access controls, monitoring arrangements, and clearly defined responsibilities (Shabsigh & Boukherouaa, 2023).

3. APPLICATIONS OF GENERATIVE AI IN BANKING

The adoption of generative AI should nevertheless be distinguished from the broader use of artificial intelligence in financial services. Many established applications, particularly credit scoring and fraud detection, continue to rely primarily on conventional machine learning and statistical methods. Generative AI may complement these systems by interpreting documents, supporting communication, and improving access to institutional knowledge rather than replacing established

predictive models. Evidence from the Bank of England and Financial Conduct Authority's 2024 survey indicates that financial institutions have increasingly adopted AI for internal process optimization, cybersecurity, fraud detection, and customer support, while foundation models represent a growing but still distinct component of overall AI applications (Bank of England & Financial Conduct Authority, 2024).

3.1. Customer Services and Personalized Banking

Customer services represent one of the most accessible areas for the application of generative AI in banking. Traditional digital banking services have relied on websites, mobile applications, automated telephone systems, and rule-based chatbots to facilitate customer interactions. Although these technologies have improved accessibility and reduced dependence on physical branches, their capacity to respond to complex or unexpected inquiries has often been limited by predetermined interaction patterns. Generative AI introduces more flexible conversational capabilities that may improve the accessibility, responsiveness, and personalization of digital banking services.

Large language models can interpret customer questions expressed in natural language and generate context-sensitive responses. When integrated with reliable institutional information systems, these applications may assist customers with inquiries concerning banking products, account services, payment procedures, and general financial information. Unlike conventional chatbots that rely primarily on predefined responses, generative AI systems can support more varied interactions and help explain complex financial information in accessible language. These capabilities may contribute to a more user-oriented digital banking environment, provided that

responses are accurate, appropriately controlled, and consistent with institutional policies (Barr, 2025).

Generative AI also offers opportunities for improving the efficiency of customer service employees. Rather than replacing human interaction entirely, AI-supported systems may assist staff by retrieving relevant information, summarizing previous communications, preparing preliminary responses, and identifying the institutional procedures applicable to particular inquiries. Such applications may reduce the time required to resolve routine problems and allow employees to concentrate on situations involving greater complexity or customer sensitivity. In this respect, generative AI can function as a complementary technology that supports employee productivity and service consistency.

The effectiveness of generative AI in customer-facing activities depends on several institutional conditions. First, the information used to generate responses must be accurate, current, and relevant. Second, customer data must be processed within appropriate privacy and information-security arrangements. Third, institutions must establish clear procedures for transferring inquiries to human representatives when automated systems cannot provide reliable assistance. These requirements are particularly important because generative AI may produce convincing but inaccurate statements, potentially misleading customers about financial obligations, product characteristics, or contractual conditions (Crisanto et al., 2024).

Moreover, the expansion of automated customer interaction raises questions concerning transparency and trust. Customers should be able to recognize when they are interacting with an AI-based system and understand the limits of automated assistance. The availability of human support remains important, especially for vulnerable customers, disputed transactions,

complaints, and complex financial decisions. Consequently, the contribution of generative AI to customer satisfaction should be assessed not only through response speed or operational cost reductions but also through reliability, accessibility, fairness, and the quality of customer outcomes.

3.2. Credit Assessment and Risk Management

A central distinction must be made between predictive AI and generative AI in credit evaluation. Conventional machine learning models are designed to estimate outcomes such as default probabilities, creditworthiness, or abnormal transaction patterns. Generative AI does not automatically provide more reliable estimates of these quantities. Instead, its potential contribution lies primarily in assisting with the processing of unstructured information, summarizing credit documentation, preparing preliminary analytical materials, and facilitating communication between risk specialists and other banking departments.

Credit evaluation frequently requires the examination of financial statements, business reports, contractual documents, and other qualitative information. Generative AI may support analysts by extracting relevant information from such documents and presenting it in structured or summarized formats. In corporate banking, for example, these applications could facilitate preliminary reviews of borrower documentation, business conditions, and financial disclosures. This may reduce the administrative burden associated with information-intensive credit processes, although any extracted information must be checked against original documents before it is used in formal decisions.

Nevertheless, the use of generative AI in credit-related activities presents important limitations. Credit decisions directly affect customers' access to financial resources and may create

substantial financial and legal consequences. Inaccurate interpretations, unsupported conclusions, or biased representations of borrower characteristics could therefore undermine the quality and fairness of lending decisions. These concerns are particularly relevant when generative AI systems are used without adequate controls over data sources, model outputs, and human review. The United States Government Accountability Office (2025) identifies lending bias and cybersecurity vulnerabilities among the risks associated with AI applications in financial services.

The contribution of generative AI to broader risk management is similarly dependent on the nature of the task. Risk management departments process extensive documentation concerning operational incidents, regulatory developments, internal controls, and emerging threats. Generative AI may assist by summarizing incident reports, organizing risk-related information, and supporting the preparation of internal monitoring documents. It may also facilitate the interpretation of regulatory publications and assist employees in identifying issues requiring further investigation.

3.3. Operational Processes and Decision Support Systems

Operational processes constitute another important area in which generative AI may influence the organization and performance of banking institutions. Modern banks manage extensive administrative, technological, and regulatory activities, including document preparation, internal communication, software development, information management, and compliance reporting. Many of these processes require employees to interpret large quantities of information and perform repetitive knowledge-based tasks. Generative AI offers possibilities for supporting such

activities through automated text processing, information retrieval, and the preparation of preliminary outputs.

The growing relevance of AI for internal operations is supported by evidence from financial-sector surveys. According to the Bank of England and FCA (2024), 41% of surveyed financial firms reported using AI to optimize internal processes. The survey also found that foundation models accounted for 17% of reported AI use cases. These findings demonstrate the importance of internal activities in the broader adoption of AI, although they should not be interpreted as evidence that all such applications involve generative AI.

One potential application concerns document management and institutional knowledge processing. Banking institutions maintain extensive collections of internal policies, operating procedures, risk reports, regulatory documents, and technical manuals. Generative AI systems may assist employees by locating relevant information, summarizing complex texts, and preparing preliminary explanations of institutional procedures. When combined with controlled access to verified internal documentation, these capabilities can facilitate the retrieval and use of organizational knowledge.

Regulatory compliance represents another potential area of application. Financial institutions must continuously monitor regulatory developments, interpret legal requirements, and maintain records demonstrating compliance with applicable standards. Generative AI may support compliance professionals by comparing documents, identifying relevant passages in regulatory publications, and preparing preliminary summaries of changes in reporting requirements. Nevertheless, the interpretation of legal obligations involves institutional and jurisdiction-specific considerations that require specialist assessment. Consequently, AI-generated compliance materials

should be treated as supporting documents rather than authoritative legal interpretations (Crisanto et al., 2024).

Generative AI may also assist information technology departments through software code generation, technical documentation, and the explanation of programming procedures. Banking systems involve complex technological infrastructures that require continuous maintenance, security assessment, and adaptation to changing business requirements. AI-assisted programming tools may reduce the time needed for certain development tasks and facilitate the documentation of technical processes. However, automatically generated code must undergo appropriate testing, security assessment, and human review before being incorporated into operational banking systems. The Bank of England (2025) identifies code generation and information retrieval among the internal functions through which generative AI can support productivity improvements in financial institutions.

Decision support represents a related application. Banking managers frequently rely on reports, operational indicators, and analytical summaries to evaluate business performance and develop institutional strategies. Generative AI may assist in presenting existing information more clearly, identifying relevant themes across documents, and preparing preliminary management reports. It may also enable employees to interact with authorized institutional databases through natural language interfaces, potentially reducing barriers to information access. Nevertheless, the analytical convenience of these systems must not be mistaken for independent decision-making reliability.

Another important consideration is the dependence on external technology providers. Many generative AI applications rely on foundation models, cloud infrastructure, or specialized services developed outside the banking institution. Although such

arrangements may facilitate adoption, they can also introduce information-security risks, service continuity concerns, and concentration dependencies. Banks must therefore evaluate third-party arrangements in relation to operational resilience, data protection, and the continuity of critical services (Financial Stability Board, 2024).

4. OPPORTUNITIES AND IMPLICATIONS FOR THE BANKING SECTOR

From a banking and financial management perspective, the potential contribution of generative AI can be examined through two interrelated dimensions. The first concerns operational efficiency and cost advantages, including changes in employee productivity, administrative expenditure, and the organization of internal activities. The second involves competitiveness and business model transformation, particularly the capacity of financial institutions to develop differentiated services, strengthen customer relationships, and respond to emerging technological competition. Although these dimensions are closely connected, efficiency improvements do not necessarily result in sustainable competitive advantages. Their economic consequences depend on implementation costs, organizational capabilities, market conditions, and the effectiveness of institutional governance.

4.1. Operational Efficiency and Cost Advantages

One of the principal potential benefits of generative AI is the reduction of time devoted to repetitive knowledge-based activities. Banking employees frequently engage in preparing reports, reviewing internal documentation, responding to inquiries, and summarizing financial information. Generative AI systems may accelerate these processes by producing preliminary documents, identifying relevant information, and facilitating

access to organizational knowledge. The resulting time savings could allow employees to devote greater attention to activities requiring professional judgment, customer relationships, and complex problem-solving. The Bank of England (2025) identifies internal functions, including code generation and information retrieval, as important areas in which advanced AI may contribute to productivity improvements in financial institutions.

Evidence from empirical research also suggests that generative AI can improve performance in selected knowledge-intensive service activities. Brynjolfsson, Li, and Raymond (2025), examining the introduction of a generative AI conversational assistant among 5,172 customer-support agents, found an average productivity improvement of approximately 15%, measured by the number of issues resolved per hour. The study also identified substantial differences across employees, with larger improvements among less experienced and lower-skilled workers. Although this research was not conducted specifically within the banking industry, it provides relevant evidence concerning the potential productivity effects of AI-assisted customer service activities. Its findings should therefore be interpreted as evidence from a comparable service environment rather than as a direct estimate of productivity gains in banks.

The economic significance of such productivity improvements depends on how they affect institutional resource allocation. Reducing the time required to complete a particular task may lower its unit processing cost, increase service capacity, or enable employees to undertake additional responsibilities. However, productivity gains do not automatically translate into equivalent reductions in overall operating expenditure. Banks may need to maintain existing staffing levels, expand technological support functions, or invest in additional controls to ensure reliable AI implementation. Consequently, improvements

in task-level efficiency should be distinguished from reductions in institution-wide costs.

The financial implications of generative AI can be understood through the relationship between expected operating benefits and the total cost of technological adoption. Relevant costs include software licensing, computational resources, cloud services, data infrastructure, system integration, employee training, cybersecurity arrangements, and ongoing model evaluation. In addition, financial institutions may incur substantial expenditures associated with legal compliance, governance procedures, and the verification of AI-generated outputs. The net economic benefit of generative AI therefore depends on whether measurable improvements in service capacity, productivity, and quality exceed these direct and indirect costs.

This distinction is particularly relevant when evaluating commonly used banking performance indicators. For example, the cost-to-income ratio measures operating expenses relative to operating income and is frequently used to assess banking efficiency. Generative AI may contribute to an improvement in this ratio if operational savings are sufficiently substantial and are not offset by additional expenditures or declining revenues. However, attributing changes in the cost-to-income ratio directly to AI adoption would require empirical evidence controlling for other factors, including business expansion, macroeconomic conditions, funding costs, and changes in revenue composition. Therefore, the potential financial benefits of generative AI should not be interpreted as established improvements in bank profitability without institution-specific evidence.

The adoption of generative AI may also influence employee capabilities and organizational learning. By making institutional information more accessible, AI-supported tools can

assist employees in performing unfamiliar tasks and acquiring operational knowledge. The findings of Brynjolfsson et al. (2025) suggest that generative AI assistance may facilitate learning and reduce certain performance differences between more and less experienced employees. In banking, such potential benefits could support professional development and internal knowledge transfer. However, excessive reliance on automated systems may weaken independent analytical judgment if employees are not adequately trained to question and verify AI-generated information.

3.3. Competitiveness and Business Model Transformation

Beyond operational efficiency, generative AI may influence the competitive dynamics of banking by changing how financial institutions develop services, interact with customers, and organize business activities. The increasing availability of digital financial technologies has already intensified competition between traditional banks, financial technology companies, and other technology-oriented service providers. Generative AI may further accelerate this transformation by reducing selected information-processing barriers and enabling more sophisticated forms of digital interaction.

The competitive significance of generative AI may instead depend on how effectively banks combine technological capabilities with institution-specific resources. These resources include customer relationships, proprietary information, organizational expertise, regulatory knowledge, established distribution channels, and institutional reputation. A bank that integrates generative AI into reliable internal knowledge systems and well-designed service processes may be better positioned to derive value from the technology than an institution that adopts comparable models without complementary organizational

investments. Accordingly, the competitive implications of generative AI should be examined through the interaction between technological innovation and institutional capabilities.

The evolution of AI may also influence the traditional role of banks as financial intermediaries. Financial intermediation depends substantially on collecting, processing, and interpreting information concerning borrowers, depositors, financial products, and market conditions. Aldasoro et al. (2025) argue that advances in AI-driven information processing have important implications for financial intermediation, payments, asset management, and other functions of the financial system. Within banking, generative AI may support the interpretation of information and communication of financial products, although its implications for core credit allocation decisions remain dependent on the reliability of analytical models and institutional oversight.

Generative AI may also facilitate new forms of collaboration between banks and financial technology providers. Rather than developing every technological capability internally, banks may incorporate externally supplied AI services into their existing digital infrastructures. Such arrangements can accelerate innovation by providing access to advanced technologies and specialized expertise. However, they may also alter the distribution of value within financial service ecosystems, particularly when technology providers control critical models, computational resources, or customer-facing interfaces.

The concentration of advanced AI capabilities among a limited number of technology providers represents an important strategic consideration. Developing and maintaining large-scale foundation models requires substantial investment, specialized personnel, and computational infrastructure. Smaller financial institutions may therefore face disadvantages in developing proprietary solutions, while larger banks may possess greater

financial and organizational resources for technological integration. At the same time, externally supplied AI services may enable smaller institutions to access sophisticated capabilities without undertaking the full costs of model development. The competitive effect of generative AI is consequently ambiguous and depends on market structure, provider access, pricing, and institutional implementation capabilities.

Evidence from the United Kingdom illustrates the growing importance of AI adoption across financial services. The joint Bank of England and Financial Conduct Authority (2024) survey reported that 75% of responding financial firms were already using some form of AI, while a further 10% intended to adopt it within the following three years. Among participating international banks, the reported adoption rate was 94%. However, these figures encompass different forms of artificial intelligence and should not be interpreted as generative AI adoption rates. The survey also found substantial variation in the number of AI use cases across institutions, indicating differences in the scale and breadth of technological implementation.

Another important dimension concerns the transformation of organizational structures and professional responsibilities. Generative AI may change the composition of tasks performed by banking employees, particularly in administrative functions, information services, technology development, and internal reporting. Rather than producing a uniform substitution of human labor, AI adoption may lead to the reallocation of responsibilities between employees and technological systems. The resulting organizational changes are likely to increase the importance of professional skills related to data interpretation, digital systems, risk assessment, and AI governance. Although automation may reduce demand for certain repetitive tasks, the overall employment effects remain uncertain and depend on institutional strategies and broader economic conditions.

The emergence of more advanced AI systems may eventually extend these changes beyond individual support activities. The Bank of England (2025) notes that increasingly sophisticated AI could become more involved in core financial decisions, including credit and insurance underwriting. Such developments may influence the organization of financial services and the allocation of capital. Nevertheless, greater reliance on AI in economically significant decisions would also increase the importance of transparency, risk controls, and accountability. The transformation of banking business models therefore cannot be evaluated independently of the institutional and regulatory safeguards necessary for maintaining financial stability.

4. RISKS AND REGULATORY CHALLENGES

The integration of generative artificial intelligence into banking raises questions that extend beyond technological performance and operational efficiency. Banks operate under prudential, legal, and supervisory requirements intended to protect depositors, maintain confidence in financial intermediation, and limit risks to the wider financial system. A technological failure that might cause inconvenience in another industry can have considerably greater consequences when it affects access to financial services, the confidentiality of customer information, or the reliability of credit-related decisions. For this reason, the evaluation of generative AI in banking must consider both the risks arising from the technology itself and the institutional conditions under which it is deployed.

An important distinction concerns whether generative AI creates entirely new categories of financial risk or changes the characteristics of risks that banks already manage. Crisanto, Leuterio, Prenio, and Yong (2024) argue that many AI-related

concerns can be addressed within established regulatory frameworks, although generative AI introduces particular difficulties associated with unreliable outputs and human perceptions of machine-generated information. The Financial Stability Board (FSB, 2024) approaches the issue from a broader financial stability perspective, emphasizing the possibility that technological dependencies, model weaknesses, and cyber vulnerabilities may reinforce one another as AI becomes more widely adopted. These perspectives are complementary: existing risk management principles remain relevant, but their application may require substantial adaptation when banks introduce increasingly complex generative systems.

3.3. Data Security, Model Errors, and Algorithmic Bias

Data security is among the most immediate concerns associated with generative AI applications in banking. Financial institutions process confidential customer information, transaction records, credit documentation, and commercially sensitive data. Introducing generative AI into these activities creates additional questions about how information is transferred, stored, accessed, and potentially incorporated into external technological environments. The risks may be particularly significant when employees use third-party applications without clearly defined institutional controls.

Consider the use of generative AI to summarize a corporate borrower's financial documentation. Although the application may reduce the time required to prepare a preliminary credit report, the documents could contain commercially sensitive information or personal data. If such information is transferred to an external service without appropriate safeguards, operational convenience may come at the expense of confidentiality. This illustrates a central challenge for financial institutions: the value

of automated information processing cannot be assessed independently of the security arrangements governing access to institutional data.

The security implications also extend to the technology's interaction with external information. Generative AI applications that retrieve and interpret documents may encounter manipulated content or instructions designed to influence their behavior. Such vulnerabilities can create opportunities for unauthorized information disclosure, misleading outputs, or interference with established workflows. Autio et al. (2024), in the NIST generative AI risk profile, identify information security, data privacy, and the reliability of generated content as important considerations in the management of generative AI risks. In banking, these concerns reinforce the need for controlled information access, systematic testing, and restrictions on the use of confidential data.

Model reliability presents a related but analytically distinct problem. Generative AI systems may produce responses that are linguistically convincing while containing incorrect facts, unsupported interpretations, or fabricated references. Such outputs are particularly problematic in banking because employees and customers may associate articulate explanations with reliable expertise. An inaccurate summary of a loan agreement, an incorrect interpretation of a regulatory requirement, or a misleading explanation of a financial product could have consequences that exceed the immediate technological error.

The phenomenon commonly described as hallucination illustrates the difference between generating plausible content and producing verified information. In conventional predictive models, performance can often be assessed against defined outcomes using established statistical measures. Evaluating generative AI may be more difficult because the relevance and

accuracy of a response depend on its context, the information available to the model, and the task being performed. A system that produces acceptable summaries of routine correspondence may be unsuitable for interpreting complex financial contracts. Banks must therefore establish application-specific standards rather than assuming that satisfactory performance in one activity demonstrates reliability across others.

Model risk is not new to banking, but generative AI may complicate established validation practices. Financial institutions have long evaluated quantitative models used in credit, market, and operational risk management. Generative models introduce additional challenges because their outputs may vary with changes in instructions, contextual information, and system configurations. Performance assessment should consequently consider not only technical accuracy but also consistency, reproducibility, and the consequences of errors in particular banking activities. As Crisanto et al. (2024) emphasize, model governance and the availability of appropriate expertise remain important supervisory concerns.

Algorithmic bias represents another challenge, especially when AI-generated information contributes to decisions affecting customers. Bias may arise from the characteristics of training data, the representation of particular groups, or the way a technological system interprets and presents information. Although these concerns are frequently associated with predictive credit-scoring models, generative AI may also reproduce problematic assumptions in customer communications, analytical summaries, or recommendations provided to banking employees.

The consequences depend on how the technology is incorporated into decision-making. An inaccurate explanation in a general information service may be corrected relatively easily, whereas a biased assessment influencing access to credit may

have more serious implications. Banks should therefore distinguish between applications that merely assist in organizing information and those whose outputs materially influence decisions concerning customers' financial opportunities. The latter require more demanding validation and accountability arrangements.

The concentration of technological services among external providers introduces an additional dimension to these risks. Banks may obtain advanced generative AI capabilities through cloud-based platforms, externally developed foundation models, or specialized financial technology firms. Outsourcing may reduce development costs and improve access to technological expertise, but it does not eliminate responsibility for the resulting operational risks. Moreover, dependence on a limited number of providers can expose several institutions to similar service disruptions, technological weaknesses, or security incidents.

The FSB (2024) identifies third-party concentration and interconnectedness among the vulnerabilities that may become more important as AI adoption expands. From an individual bank's perspective, the immediate concern is the continuity and security of outsourced services. From a financial stability perspective, the concern is that a disruption affecting a widely used provider could simultaneously influence numerous financial institutions. The distinction matters because risks that appear manageable at the institutional level may become more consequential when similar dependencies are shared across the financial system.

These considerations suggest that the management of generative AI risks should be proportionate to the importance of the activity involved. Low-impact administrative applications may require relatively straightforward controls, whereas systems

supporting credit decisions, customer communications, or critical operations demand more extensive validation and monitoring. The relevant question is not whether generative AI can be made entirely free of error, but whether banks can identify its limitations and prevent those limitations from producing unacceptable financial, operational, or customer outcomes.

3.4. Ethical Concerns and Regulatory Approaches

The ethical implications of generative AI are closely connected to the responsibilities that banking institutions have toward customers, shareholders, regulators, and the broader economy. Transparency, fairness, accountability, and privacy have long been important considerations in financial services. Generative AI makes these responsibilities more difficult to administer when decisions or communications involve outputs from complex models whose internal processes may not be fully interpretable.

Transparency is particularly important in customer-facing applications. Customers may not always recognize whether financial information has been prepared by an employee or generated through an automated system. The difficulty becomes more pronounced when conversational applications produce responses resembling those of a knowledgeable banking representative. If customers place excessive confidence in such outputs, the distinction between general information and individualized financial advice may become unclear.

Ethical concerns also arise within the organization. Employees may become increasingly dependent on automated assistance, particularly when generative systems offer immediate answers to complex questions. While this may improve productivity, it could weaken independent verification if employees begin to accept generated information without sufficient scrutiny. Human oversight should therefore involve

more than requiring an employee to approve an output. Meaningful oversight depends on whether the employee has adequate expertise, access to relevant information, and the authority to question or reject the system's recommendations.

These concerns have encouraged regulators to examine the adequacy of existing financial rules. One approach is to apply established requirements concerning operational risk, consumer protection, data governance, and institutional accountability to AI applications. This approach recognizes that financial institutions remain responsible for their activities irrespective of the technologies used to perform them. Crisanto et al. (2024) observe that many financial authorities have relied primarily on existing regulatory arrangements, while identifying areas in which additional guidance may be necessary, including model governance, specialized expertise, and third-party service relationships.

The European Union has adopted a more explicit framework for certain AI applications through Regulation (EU) 2024/1689, commonly known as the AI Act. Its risk-based structure is especially relevant to banking because Annex III identifies AI systems intended to evaluate the creditworthiness of natural persons or establish their credit scores as high-risk systems, subject to the qualifications and exceptions established by the regulation. Systems used for detecting financial fraud are expressly excluded from that particular Annex III category. The distinction demonstrates that regulatory obligations depend on the intended purpose of an AI system rather than simply on its use by a financial institution (European Parliament and Council of the European Union, 2024).

The implications of this approach are important for generative AI. A conversational tool used to explain general banking procedures does not necessarily have the same regulatory

classification as an AI system intended to determine an individual's creditworthiness. Similarly, a general-purpose model may be incorporated into different applications with substantially different risk characteristics. Banks must therefore assess the specific function performed by the technology and the applicable legal requirements. Treating every AI application as subject to identical obligations would be as misleading as assuming that the use of generative AI falls outside existing financial regulation.

Digital operational resilience is another area of regulatory importance. In the European Union, Regulation (EU) 2022/2554, known as the Digital Operational Resilience Act (DORA), has applied since 17 January 2025. Its framework addresses information and communication technology risk management, operational incidents, resilience testing, and third-party technology dependencies. Although DORA is not a regulation devoted specifically to generative AI, its requirements are relevant where financial institutions rely on AI-enabled technological services as part of their operational infrastructure (European Parliament and Council of the European Union, 2022).

International supervisory principles provide a further foundation for managing these risks. The Basel Committee on Banking Supervision (BCBS, 2021) emphasizes governance, business continuity, third-party dependency management, incident response, and information technology resilience in its principles for operational resilience. These considerations apply to banks' capacity to maintain critical operations during disruptions and are relevant when AI applications become integrated into essential business processes. The adoption of generative AI therefore needs to be considered within banks' existing operational resilience arrangements rather than managed as a separate technological initiative.

At the organizational level, responsibility begins with senior management and the functions charged with risk oversight. Banks need to determine which generative AI applications are appropriate for their activities, establish procedures for approving and monitoring their use, and identify the individuals accountable for resulting decisions. Internal policies should address information security, model assessment, employee training, customer communication, and relationships with external providers. These arrangements are most effective when incorporated into established governance processes rather than treated as administrative requirements separate from normal banking operations.

From a broader perspective, the central regulatory challenge is to ensure that technological innovation does not weaken the reliability of financial intermediation. Excessively restrictive approaches may discourage useful applications, particularly where generative AI could improve access to information and the efficiency of financial services. Conversely, inadequate oversight may allow institutions to adopt systems whose limitations are poorly understood. The appropriate balance depends on the economic importance of the activity, the potential consequences of technological failure, and the ability of the institution to monitor and control the risks involved.

5. GENERATIVE AI IN THE TURKISH BANKING SECTOR AND FUTURE PERSPECTIVES

The Turkish banking sector provides an interesting setting for examining the development of generative artificial intelligence within an increasingly digitalized financial system. Over the past decade, technological investment, the expansion of mobile banking, and improvements in payment infrastructure have altered how banks interact with customers and organize their

services. These developments have established an institutional and technological foundation for more advanced applications, including generative AI. Nevertheless, the existence of sophisticated digital infrastructure does not necessarily indicate widespread adoption of generative technologies. Digital banking maturity and generative AI capabilities should be treated as related but distinct dimensions of technological transformation.

The scale of digital financial activity in Türkiye illustrates the importance of this distinction. The Banks Association of Türkiye (2025) publishes sector-wide statistics on digital, internet, and mobile banking, documenting the expansion of electronic banking channels. The Central Bank of the Republic of Türkiye (2026) also reports substantial activity through the country's instant payment infrastructure. In 2025, the Funds Transfer System for Instant and Continuous Transfer of Funds (FAST) processed approximately 5.4 billion transactions with a total value of TRY 43.23 trillion. By the end of that year, the system had 49 participants, including banks and non-bank payment service providers. These figures demonstrate the scale of Türkiye's digital payment ecosystem, although they do not measure generative AI adoption directly.

The significance of these developments lies in the changing nature of banking services. As financial transactions increasingly take place through electronic channels, banks must manage larger volumes of customer interactions, operational information, and digital service requests. This environment creates opportunities for generative AI applications capable of interpreting natural language, retrieving relevant information, and assisting employees with knowledge-intensive activities. Unlike digital payment infrastructure, however, generative AI does not primarily concern the execution of transactions. Its contribution is more closely associated with the information, communication, and organizational processes surrounding financial services.

Recent disclosures by Turkish banks indicate that some institutions have begun incorporating generative AI into both internal operations and customer-facing services. Akbank's 2025 Integrated Annual Report describes the use of a generative AI-based employee assistant designed to facilitate access to institutional knowledge. According to the bank, its Akbanklı Assistant responds to more than 30,000 employee queries each month, with a reported accuracy rate exceeding 90%. The report also describes the development of specialized assistants and agentic AI applications across different organizational functions (Akbank, 2026).

This example highlights a potentially important direction in the application of generative AI. Rather than focusing exclusively on customer-facing automation, banks may initially obtain practical benefits by improving the accessibility of internal information. Financial institutions maintain extensive collections of operational guidelines, product documentation, compliance procedures, and technical instructions. Employees frequently need to consult these materials while performing their responsibilities. A controlled generative AI assistant may reduce the time required to retrieve relevant information and improve the consistency of internal communication. However, institutionally reported accuracy rates should not be interpreted as independent evidence of financial performance improvements. Such claims require evaluation against clearly defined testing procedures and operational outcomes.

Garanti BBVA offers a different illustration of the evolving relationship between generative AI and digital customer services. In its public reporting, the bank describes the integration of generative AI into business processes, while its public disclosures emphasize the development of AI-supported customer interaction through its digital assistant, Ugi (Garanti BBVA, 2026). The bank reported that the assistant supported

more than eight million customers during 2025 and handled more than 73 million conversations. These figures illustrate the scale of AI-supported customer communication at a major Turkish bank, although conversation volumes alone cannot establish improvements in customer satisfaction or operational profitability.

The experiences of Akbank and Garanti BBVA suggest that generative AI may develop along two complementary paths within Turkish banking. One involves internal applications intended to improve employee productivity, organizational knowledge management, and operational processes. The other concerns customer-facing systems designed to facilitate communication and improve the accessibility of banking services. The distinction is relevant because these applications involve different implementation costs, operational risks, and criteria for evaluating performance. While an internal knowledge assistant may be assessed through information retrieval accuracy and employee productivity, customer-facing applications also require consideration of service reliability, accessibility, customer protection, and the quality of financial information provided.

These examples should not, however, be generalized to the entire Turkish banking sector. The pace and scope of generative AI adoption may differ considerably across institutions, depending on financial resources, technological infrastructure, institutional strategy, and access to specialized personnel. Large banks may possess advantages in implementing advanced applications, particularly where integration requires significant investment in data systems, cybersecurity, and organizational expertise. Smaller institutions may instead rely more heavily on externally developed technologies. Such arrangements can reduce entry barriers but may increase dependence on third-party providers.

From a regulatory perspective, the adoption of generative AI must be considered within Türkiye's existing banking supervision and information systems framework. The Banking Regulation and Supervision Agency's Regulation on Banks' Information Systems and Electronic Banking Services establishes requirements concerning information systems management, electronic banking activities, and related controls (Banking Regulation and Supervision Agency [BRSA], 2020). Although the regulation was not developed specifically for generative AI, its emphasis on information systems security and risk management remains relevant to banks incorporating advanced AI applications into their operations.

The future development of generative AI in Turkish banking is likely to depend on three closely connected factors: the economic value of AI-supported processes, the availability of institutional capabilities, and the effectiveness of risk governance. Economic value requires more than demonstrating that a system can perform a task. Banks must determine whether its use produces measurable improvements in service quality, processing time, or operating costs after accounting for implementation and monitoring expenditures. Similarly, technological investment must be accompanied by employee training and organizational adaptation if AI applications are to become sustainable components of banking operations.

The development of agentic AI introduces a further possibility. Unlike systems designed primarily to generate responses, agentic applications may coordinate multiple tasks and interact with authorized software tools to perform parts of an operational process. In banking, this could eventually support more integrated administrative workflows, document processing, and internal service operations. Nevertheless, granting technological systems greater operational autonomy introduces additional questions concerning authorization, responsibility, and

the prevention of unintended actions. Applications involving customer assets or legally significant decisions would require particularly stringent controls.

For Türkiye, the development of generative AI also raises questions about the availability of reliable Turkish-language financial information, the protection of customer data, and the suitability of internationally developed models for domestic banking practices. Financial terminology, contractual arrangements, and regulatory requirements are influenced by national institutional characteristics. A model that performs satisfactorily in a general international setting may require additional testing before it can be used reliably for Turkish banking documentation or customer communication. Accordingly, localization should be understood as a matter of technical validation and regulatory accuracy rather than language translation alone.

The available evidence points to an emerging but uneven transformation. Turkish banks have established extensive digital service infrastructures, while selected institutions have reported concrete generative AI applications. However, public disclosures do not yet provide a sufficiently standardized basis for determining the sector-wide contribution of these technologies to profitability, cost efficiency, or operational resilience. More systematic empirical research would be required to establish whether reported technological innovations translate into sustained financial and organizational improvements.

6. CONCLUSION

Generative artificial intelligence is becoming an important component of technological change in banking, but its significance cannot be adequately understood through technological capabilities alone. The ability to generate text,

interpret complex documents, and support knowledge-intensive activities creates opportunities for financial institutions to reorganize selected operations and improve service delivery. Whether these capabilities produce lasting economic benefits, however, depends on how effectively banks integrate them into established business processes and manage the risks associated with their use.

A central finding of the literature examined in this chapter is that generative AI differs from conventional predictive technologies in both its potential applications and its limitations. Traditional machine learning remains essential for activities such as credit scoring, fraud detection, and quantitative risk assessment. Generative AI contributes primarily through information processing, document interpretation, communication, and decision support. Its practical value therefore lies less in replacing established analytical systems than in complementing them and improving the way financial institutions use information. This distinction is especially important when evaluating claims about AI-driven transformation in banking, since improvements associated with conventional machine learning cannot automatically be attributed to generative technologies.

From a financial management perspective, the economic case for generative AI rests on its capacity to improve productivity, reduce selected administrative costs, and strengthen the delivery of financial services. Nevertheless, efficiency gains at the level of individual tasks should not be confused with improvements in bank profitability. Investments in technological infrastructure, system integration, employee training, model validation, and information security may offset some of the anticipated savings. Furthermore, the availability of similar AI technologies across competing institutions may limit the sustainability of any advantage derived from their adoption. The

long-term economic contribution of generative AI will therefore depend on measurable outcomes rather than the scale or visibility of technological investment.

The analysis also indicates that risk management is inseparable from the economic value of generative AI. Inaccurate outputs, data confidentiality concerns, algorithmic bias, and dependence on external technology providers may undermine the benefits of otherwise efficient applications. These risks acquire particular significance in banking because errors can affect customers' financial interests, regulatory obligations, and institutional confidence. Existing approaches to operational risk management, model governance, and digital resilience provide an important foundation for addressing such concerns. Their effectiveness, however, depends on whether institutions adapt established controls to the distinctive characteristics of generative systems.

The Turkish banking sector illustrates both the opportunities and the uncertainties associated with this transition. The expansion of digital financial services has created favorable conditions for introducing more advanced information-processing technologies. Public disclosures from selected Turkish banks also indicate that generative AI is beginning to support internal knowledge management and customer communication. Nevertheless, the available evidence does not yet establish whether these applications have produced sustained improvements in profitability, cost efficiency, or competitive performance across the sector. The distinction between reported technological adoption and independently measurable economic outcomes remains particularly important.

For Turkish banks, a gradual and application-specific approach may offer a more defensible strategy than the rapid expansion of generative AI across all business functions. Initial

applications can be evaluated according to their operational relevance, implementation costs, reliability, and exposure to financial and regulatory risks. More consequential uses, particularly those affecting credit decisions or customer rights, require stronger validation and accountability arrangements. The development of qualified personnel and institution-specific technological expertise will be equally important, particularly where internationally developed models must be adapted to Turkish-language financial documentation and domestic regulatory requirements.

This chapter has adopted a conceptual and literature-based approach and does not provide an empirical measurement of generative AI's effects on banking performance. Its conclusions should therefore be interpreted as an assessment of emerging opportunities and institutional challenges rather than evidence of established causal relationships. Future research could contribute to this discussion by examining the relationship between generative AI adoption and bank-level financial indicators, including operating expenses, cost-to-income ratios, productivity, and service quality. Comparative studies across banking systems could also clarify how institutional characteristics and regulatory environments influence the economic consequences of AI implementation.

Ultimately, generative AI should be regarded neither as an inevitable solution to the operational challenges of banking nor as a technological development whose risks necessarily outweigh its benefits. Its significance lies in the possibilities it creates for combining advanced information-processing capabilities with established financial expertise. The institutions most capable of benefiting from this transformation will not necessarily be those adopting the greatest number of AI applications, but those able to demonstrate that their investments improve banking operations while preserving reliability, accountability, and customer trust.

REFERENCES

- Akbank. (2026). 2025 integrated annual report. https://www.akbankinvestorrelations.com/en/images/pdf/akbank_integrated_annual_report_2025.pdf
- Aldasoro, I., Gambacorta, L., Korinek, A., Shreeti, V., & Stein, M. (2025). Intelligent financial system: How AI is transforming finance. *Journal of Financial Stability*, 81, 101472. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2025.101472>
- Autio, C., Schwartz, R., Dunietz, J., Jain, S., Stanley, M., Tabassi, E., ... Roberts, K. (2024). Artificial intelligence risk management framework: Generative artificial intelligence profile (NIST AI 600-1). <https://doi.org/10.6028/NIST.AI.600-1>
- Bank of England, & Financial Conduct Authority. (2024). Artificial intelligence in UK financial services – 2024. <https://www.bankofengland.co.uk/report/2024/artificial-intelligence-in-uk-financial-services-2024>
- Bank of England. (2025). Financial stability in focus: Artificial intelligence in the financial system. <https://www.bankofengland.co.uk/financial-stability-in-focus/2025/april-2025>
- Banking Regulation and Supervision Agency. (2020). Regulation on information systems and electronic banking services of banks. *Official Gazette*, 31069. <https://www.bddk.gov.tr/Mevzuat/DokumanGetir/1063>
- Banks Association of Türkiye. (2025). Digital, internet and mobile banking statistics: 2025 annual. <https://www.tbb.org.tr/istatistiki-raporlar/2025-yillik-dijital-internet-ve-mobil-bankacilik-istatistikleri>

- Barr, M. S. (2025, April 4). AI, fintechs, and banks [Speech].
<https://www.bis.org/speeches/20250409-ai-fintechs-and-banks>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2021). Principles for operational resilience.
<https://www.bis.org/bcbs/publ/d516.pdf>
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2025). Generative AI at work. The Quarterly Journal of Economics, 140(2), 889–942. <https://doi.org/10.1093/qje/qjae044>
- Central Bank of the Republic of Türkiye. (2026). Annual report 2025.
https://www3.tcmb.gov.tr/yillikrapor/2025/pdf/YFR_2025.pdf
- Crisanto, J. C., Leuterio, C. B., Prenio, J., & Yong, J. (2024). Regulating AI in the financial sector: Recent developments and main challenges (FSI Insights No. 63).
<https://www.bis.org/fsi/publ/insights63.pdf>
- European Parliament and Council of the European Union. (2022). Regulation (EU) 2022/2554 on digital operational resilience for the financial sector. Official Journal of the European Union. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2022/2554/oj/eng>
- European Parliament and Council of the European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence. Official Journal of the European Union. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng>
- Financial Stability Board. (2024). The financial stability implications of artificial intelligence.
<https://www.fsb.org/2024/11/the-financial-stability-implications-of-artificial-intelligence/>

- Garanti BBVA. (2026). 2025 financial results [Press release].
<https://www.garantibbva.com.tr/kurumsal-iletisim/aralik-2025-finansal-tablolar>
- Shabsigh, G., & Boukherouaa, E. (2023). Generative artificial intelligence in finance: Risk considerations (FinTech Notes No. 2023/006).
<https://doi.org/10.5089/9798400251092.063>
- United States Government Accountability Office. (2025). Artificial intelligence: Use and oversight in financial services (GAO-25-107197).
<https://www.gao.gov/products/gao-25-107197>

OTONOM VE TOKENİZE FİNANSIN SİSTEMİK RİSK MİMARİSİ: YAPAY ZEKÂ AJANLARI, LİKİDİTE EŞZAMANLILIĞI VE FİNANSAL İSTİKRAR

Eda KAYHAN¹

Younes GHOLIZADEH²

1. GİRİŞ

Finansal sistemin yeni evresini anlamak için dijitalleşme, otomasyon ve tokenizasyon aynı işlem sayılmamalıdır. Dijitalleşme kayıt ve iletişim süreçlerini elektronik ortama taşır; otomasyon görevleri önceden tanımlı kurallarla insansız yürütür; tokenizasyon mülkiyet veya ekonomik hakların programlanabilir dijital temsilini işlem mantığıyla birlikte hareket ettirir; otonom finans ise karar işlevini giderek algoritmik aktörlere devreder. Sistemik risk açısından asıl evrim, karar, işlem, teminat ve uzlaşma arasındaki sürenin kısalmasıdır.

Geleneksel mimaride bu aşamalar arasındaki kurumsal katmanlar maliyet üretir, ancak gecikme, doğrulama, insan kontrolü ve likidite tamponu işlevi de görür. IMF'nin 2026 değerlendirmesine göre tokenizasyon atomik uzlaşma, sürekli likidite yönetimi ve gömülü uyum yaratabilir; fakat hız, yoğunlaşma ve parçalanma yoluyla istikrar risklerini de büyütebilir (IMF, 2026a). Aynı özellik iki sonuç doğurur: hızlı uzlaşma karşı taraf riskinin açık kalma süresini kısaltırken stres

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Çağ Üniversitesi, Uluslararası Finans ve Bankacılık Bölümü, ORCID: 0000-0001-5033-5579.

² Ankara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ekonomi-Finans Bölümü, ORCID: 0000-0002-9314-9618.

altında teminat çağrılarını eşzamanlı hale getirebilir; programlanabilir uyum operasyonel hatayı azaltırken hatalı kodu çok sayıda işlemde aynı anda çalıştırabilir.

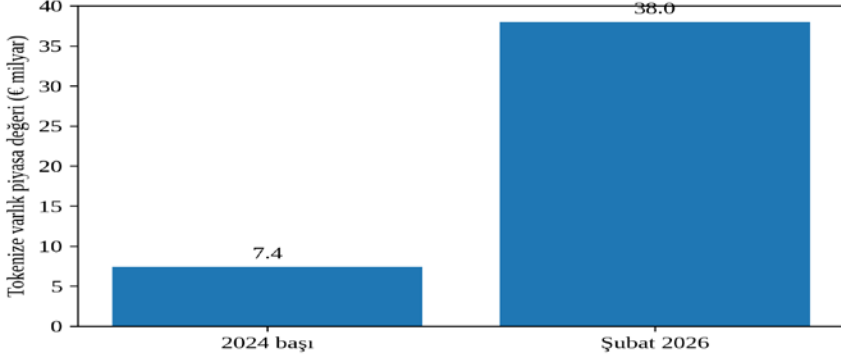
Sistemik riske “büyük kurum” yaklaşımının yanında “kritik bağımlılık” boyutu da eklenmelidir. Aynı temel modeli, veri sağlayıcısını, bulut altyapısını veya token platformunu kullanan hukuken ayrı kurumlar ekonomik olarak tek bir teknoloji düğümüne bağlanır. 2026 IMF değerlendirmeleri de riskin yalnızca model performansından değil ortak bağımlılıklardan doğduğunu vurgular (IMF, 2026b). Bölüm teknoloji iyimserliği veya kötümserliği savunmaz; finansal inovasyonun hangi koşullarda dayanıklılığı artırdığını, hangilerinde kırılabilirliği büyüttüğünü aynı çerçevede inceler ve literatürü finansal işlemin yaşam döngüsüne göre birleştirir.

Makine öğrenmesi yüksek boyutlu tahminlerde önemli kazanımlar sağlar (Gu, Kelly ve Xiu, 2020; Bianchi, Büchner ve Tamoni, 2021; Drobetz ve Otto, 2021), ancak mikro düzeyde daha iyi tahmin makro düzeyde daha düşük risk anlamına gelmez: Daníelsson, Macrae ve Uthemann (2022) ile Svetlova (2022), ortak veri, hedef fonksiyonu ve model mimarisinin davranışsal korelasyonu artırabileceğini açıklar. Tokenizasyonu Adrian (2026) piyasa altyapısında yapısal dönüşüm olarak, Agur ve Copestake (2025) politika tasarımı açısından, Chiu vd. (2026) ise token’ın temsil ettiği hak üzerinden ele alır.

Ölçek henüz sınırlıdır, büyüme eğilimi ise önemlidir. ECB’nin 2026 değerlendirmesine göre kamu blokzincirlerinde temsil edilen tokenize varlıkların değeri 2024 başındaki yaklaşık 7,4 milyar avrodan Şubat 2026’da yaklaşık 38 milyar avroya yükselmiştir (Şekil 1); küresel finansal varlık stoku ise yüzlerce trilyon avrodur. Tokenizasyon henüz sistemi dönüştürecek büyüklükte değildir, ancak entegrasyon hızı sistemik etkilerin bugünden izlenmesini gerektirir. ECB, tokenizasyonun

geleneksel likidite ve kaldıraç risklerini ortadan kaldırmak yerine bazı koşullarda hızlandırabileceğini vurgular (ECB, 2026a). Bölümün temel iddiası, sistemik riskin bilanço toplamlarından çok kararların korelasyonunu, uygulanma hızını ve ortak dijital altyapıları içeren bir ağ sonucu olduğudur.

Şekil 1. Tokenize Varlık Piyasasının Büyümesi



Kaynak: ECB (2026a); değerler kamuya açık tokenize varlık piyasasına ilişkin ECB değerlendirmesindeki yaklaşık değerlerdir.

2. OTONOM FINANSIN GELİŞİMİ VE YAPAY ZEKANIN FİNANSAL KARAR MİMARİSİ

Otonom finans üretken yapay zekâyla başlamaz; kural tabanlı kredi skorları, algoritmik işlem, robo-danışmanlık, dolandırıcılık tespiti ve piyasa gözetimi uzun süredir kullanılmaktadır. Makine öğrenmesi bu mimariye yüksek boyutlu veri ve doğrusal olmayan ilişkiler eklemiştir (Gu, Kelly ve Xiu, 2020; Bianchi, Büchner ve Tamoni, 2021; Drobetz ve Otto, 2021; Karolyi ve Van Nieuwerburgh, 2020). Derlemeler uygulamaların varlık fiyatlama ve portföy yönetiminden kredi, dolandırıcılık tespiti, risk yönetimi ve uyuma uzandığını gösterir (Bahoo vd., 2024; Cao & Zhai, 2022; Kadam vd., 2026). Alonso-Robisco ve Carbó (2022) kredi portföylerinde sermaye tasarrufunu, Fraisse ve Laporte (2022) yapay zekâ yatırımlarının sermaye

gereksinimleriyle ilişkisini ele alır. Ancak tahmin doğruluğundaki artış sistemik dayanıklılığı otomatik olarak artırmaz; aynı bilgi avantajının çok sayıda kurumda eşzamanlı kullanımı ortak pozisyon riskini büyütebilir. Easley vd. (2021) mikro yapının makine çağında bilgi işleme ve işlem davranışı bakımından yeniden şekillendiğini tartışır.

“Ajan” kavramı burada önem kazanır: yapay zekâ ajanı yalnızca tahmin yapan model değil, veri toplayan, durumu değerlendiren, hedef fonksiyonuna göre seçenekleri sıralayan, karar veren ve yetki dahilinde eylem başlatan yazılım bileşenidir. Doğrudan emir vermese de yatırım kararının girdisini üreten bir büyük dil modeli (LLM) tabanlı haber sistemi ajan ekosisteminin parçasıdır. Üretken modeller yapılandırılmamış metinlerin hızla işlenmesini sağlar; potansiyelleri finansal karar destekte tartışılmaktadır (Eisfeldt ve Schubert, 2025; Chen, 2023; Fatouros vd., 2025; Kirtac ve Germano, 2024; Wang ve Li, 2024; Jadhav ve Mirza, 2025; Sai vd., 2025). Finansal istikrar açısından kritik konu modelin tekil doğruluğundan çok aynı haber akışına verilen tepkilerin korelasyonudur: kurumlar benzer temel model, veri ve optimizasyon hedefi kullanıyorsa bilgi işleme maliyetindeki düşüş karar çeşitliliğinin azalmasıyla sonuçlanabilir. Ajanlar fiyat düşüşünü aynı anda risk azaltma sinyali sayarsa ilk şoktan bağımsız olarak likidite üzerinde doğrusal olmayan baskı oluşur. Danielsson, Macrae ve Uthemann (2022) ortak davranış ve model bağımlılıklarına, Svetlova (2022) etik ve yönetim sorunlarının sistemik boyutuna dikkat çeker.

Hız tek başına risk değildir; hız ile korelasyon birleştiğinde şok yayılma kapasitesi artar. Bu yüzden iki soru birlikte sorulmalıdır: yapay zekâ bireysel karar kalitesini artırır mı, ve yaygınlaşması kurumlar arası davranış çeşitliliğini artırır mı yoksa azaltır mı? İlkine olumlu yanıt ikincisinin de olumlu olacağını garanti etmez. Açıklanabilirlik de bu noktada belirleyicidir: LLM’nin gerekçe üretebilmesi kararın gerçekten

açıklanabilir olduğunu göstermez (Chen vd., 2023; Černevičienė ve Kabašinskas, 2024; Weber, Carl ve Hinz, 2024; Klein ve Walther, 2024; Issa vd., 2025). Bu bölümde açıklanabilirlik etik bir ilkeden çok, sistemik riskin kaynağını tespit edebilme kapasitesi olarak incelenir.

3. TOKENİZASYONUN FİNANSAL PİYASA ALTYAPISINI DÖNÜŞTÜRMESİ VE LİTERATÜRDEKİ YERİ

Tokenizasyon, varlığın kendisi ile işlem kurallarının aynı dijital nesnede birleşmesine izin veren bir mimaridir. IMF'nin 2026 çalışması mülkiyet ve transferin programlanabilir defterde doğrudan temsil edildiğini; akıllı sözleşmelerle teslimat-karşılığı ödeme, teminat çağrısı ve kupon ödemesinin otomatikleştirilebildiğini açıklar (Adrian, 2026). Piyasa geleneksel piyasaların yanında küçüktür: ECB'ye göre üste açıklanmak üzere tokenize varlıklar 2024 başındaki yaklaşık 7,4 milyar avrodan Şubat 2026'da yaklaşık 38 milyar avroya çıkmış, 2025 sonundaki yaklaşık 241 trilyon avroluk geleneksel varlık stokunun yanında hâlâ küçük kalmış, ancak tahvil ve para piyasası fonlarında kullanım genişlemiştir (ECB, 2026a). Dolayısıyla bugünkü mutlak büyüklük ile gelecekteki mimari önem ayrıştırılmalıdır.

Ekonomik vaat; kısalan ihraç ve uzlaşma, parçalı temsille erişim, ödeme-teminat-uyum arasındaki otomatik bağlantı ve ürünlerin aynı programlanabilir ortamda birleşmesidir. Bunun gerçekleşmesi ikincil piyasa likiditesine, birlikte çalışabilirliğe, hukuki kesinliğe ve güvenli uzlaşma varlığına bağlıdır (Banu vd., 2026). Likidite ve vade uyumsuzluğu, kaldıraç, bağlantılılık ve operasyonel kırılganlık tokenizasyon ortamında da sürer. Tokenize para piyasası fonlarında hızlı uzlaşma ve 7/24 erişim verimlilik sağlayabilir; token'ların teminat olarak kullanımı ise

stres döneminde satış ve teminat çağrılarını hızlandırabilir (Born vd., 2026). Kural işlemin içine kodlandığında insan hatası azalabilir, ancak hatalı kod, oracle veya siber saldırı otomatik yayılabilir; akıllı sözleşme güvenliği, test edilebilirlik ve acil durdurma mekanizması sistemik risk yönetiminin parçasına dönüşür. Belkhiria, Abid ve Khiari (2026) tokenize tahvil örneğinde işlem maliyeti ve çevresel etkiye ilişkin ampirik kanıt sunar; faydalar piyasanın her katmanında aynı büyüklükte ortaya çıkmaz. 7/24 işlem de zaman boyutunu güçlendirir: kapanış saatleri ve uzlaşma pencereleri geleneksel piyasalarda şok yayılmasını erteler, sürekli piyasada bu tamponlar zayıflar ve stres döneminde teminat çağrıları, tasfiyeler ve yeniden dengeleme aynı aralığa sıkışabilir.

IMF (2026c), bazı saklama, takas, teminat ve raporlama işlevlerinin koda devredilebileceğini, hukuki kesinlik, yönetim ve hesap verebilirlik gerektiren işlevlerin ise kurumsal kalacağını, yani ortaya çıkacak yapının hibrit olduğunu savunur. Chiu vd. (2026) ile Davé, Donmez ve Gkatzimas (2026) tokenizasyonu teknik yenilikten çok kurumsal finansal işlevlerin yeniden örgütlenmesi olarak değerlendirir. Tablo 1, tokenizasyonun kullanım alanlarını ve sistemik risk bağlantılarını özetler.

Tablo 1. Tokenizasyonun Temel Kullanım Alanları ve Sistemik Risk Bağlantıları (2026)

Kullanım alanı	Verimlilik kanalı	Yeni risk kanalı	İzlenmesi gereken gösterge
Tokenize tahvil	Daha hızlı ihraç/uzlaşma	İkincil piyasa likiditesi	Yayılma, işlem hacmi, piyasa derinliği
Tokenize para piyasası fonu	Hızlı transfer, 7/24 erişim	Likidite uyumsuzluğu, teminat zinciri	Ceza, teminat kullanımı, likidite
Tokenize teminat	Programlanabilir margin	Eşzamanlı satış, pro-döngüsellik	Teminat çağrıları, zorunlu satışlar
Tokenize mevduat/para	Programlanabilir ödeme	Likidite kaçışı, bağlantılılık	Akışlar, rezerv kompozisyonu
Akıllı sözleşmeli finans	Otomatik uyum ve işlem	Kod hatası, oracle ve yönetim riski	Olaylar, yükseltmeler, duraklatma

Mevcut literatür üç kümede gelişmiştir. Yapay zekâ-finans araştırmaları tahmin, portföy, kredi ve risk kararlarına (Bahoo vd., 2024; Cao ve Zhai, 2022; Kadam vd., 2026), tokenizasyon ve dağıtık defter araştırmaları ihraç, uzlaşma, likidite ve teminata (Adrian, 2026; Agur ve Copestake, 2025; Chiu vd., 2026), sistemik risk literatürü kaldırıp, bağlantılılık ve kurumlar arası korelasyona odaklanır (Danielsson, Macrae ve Uthemann, 2022; Hansen ve Lee, 2025; Li, 2026). Makine öğrenmesinin yöntemsel gücü Gu vd. (2020), Bianchi vd. (2021), Drobetz ve Otto (2021) ve Bagnara (2024) tarafından, mikro yapıdaki değişim Easley vd. (2021) tarafından ele alınır. FinTech yazını teknolojinin etkisinin tek yönlü olmadığını, kurumsal koşullara bağlı olduğunu gösterir (Thakor, 2020; Stulz, 2022; Claessens vd., 2024; Ioannou, Wójcik ve Urban, 2024; Safiullah ve Paramati, 2022). Bu bağlamda araştırma boşluğu şudur: yapay zekâ karar mimarisini, tokenizasyon işlem ve uzlaşma mimarisini dönüştürürken iki dönüşümün ortak etkisinin piyasa likiditesi üzerinden sistemik riske nasıl çevrildiği bütünleşik biçimde modellenmemiştir. Bölümün özgünlüğü “ilk çalışma” iddiasında değil, karar korelasyonu, işlem/teminat eşzamanlılığı ve tokenize altyapı bağımlılığını aynı nedensel zincirde birleştirmesindedir. Risk etkisi de doğrusal olmayabilir ve eşik etkileri içerebilir.

4. AJAN-LİKİDİTE-TOKEN ÇERÇEVESİ

Çerçeve dört katmanlıdır: veri ajanın algı alanını oluşturur; ajan veriyi sinyale ve karara dönüştürür; karar emir akışına, fiyat değişimine ve likidite koşullarına dönüştür; token altyapısı teminat, ödeme, transfer ve uzlaşmayı programlanabilir biçimde yürütür. Sistemik risk burada şok-sonuç ilişkisi değil, geri beslemeli bir döngüdür: fiyat düşüşü tokenize teminatın değerini azaltır, akıllı sözleşme teminat çağrısı başlatır, çağrı yeni satış emirleri üretir, ajanlar bu satışları ek risk sinyali olarak

algılar ve döngü güçlenir. Mekanizma klasik kaldıraç ve likidite kanallarını ortadan kaldırmaz; onları daha hızlı ve otomatik bir altyapıyla birbirine bağlar.

Çerçeve sistemik riskin “kurum artı ağ artı kod” üçlüsüyle izlenmesini önerir: kurum düzeyinde sermaye, likidite ve kaldıraç; ağ düzeyinde ortak veri, model ve platform bağımlılıkları; kod düzeyinde sözleşme mantığı, güncelleme yetkileri, oracle bağımlılıkları ve acil durdurma işlevleri. Şekil 2 bu mantığı özetler; oklar ölçülmüş nedensel etkileri değil, araştırılabilir mekanizmaları gösterir. Aynı yönde karar vermek (korelasyon) ile kararların aynı anda uygulanması (eşzamanlılık) birlikte yüksek olduğunda risk büyür. Model çeşitliliği ise model sayısı ile değil, karar korelasyonundaki gerçek farklılaşmayla ölçülmelidir.

Şekil 2. Ajan–Likidite–Token Çerçevesi



Çerçevenin beş mekanizması vardır. Birincisi model korelasyonudur: benzer veri, model ve hedef bağımsız görünen kararları ortak sinyalin farklı uygulamalarına dönüştürür. İkincisi likidite eşzamanlılığıdır: aynı anda verilen risk azaltıcı emirler piyasa derinliğine baskı yapar. Üçüncüsü tokenize teminattır: değer düşünce akıllı sözleşme ek teminat çağrısı yapar, yetersizse otomatik tasfiye gerçekleşir. Dördüncüsü altyapı yoğunlaşmasıdır: kurumsal çeşitlilik teknolojik çeşitlilik

anlamına gelmez. Stulz (2022), Thakor (2020) ve Safiullah ve Paramati (2022) FinTech ve BigTech ilişkilerinin bankacılık yapısını dönüştürdüğünü gösterirken bölüm aynı tartışmayı sistemik teknoloji bağımlılığına genişletir. Beşincisi açıklanabilirlik ve denetim izidir: stres olayında düzenleyicinin “hangi model, veri, eşik ve otomatik kural bu işlemi tetikledi?” sorusunu yanıtlayabilmesi gerekir; Batool, Zowghi ve Bano (2025), Issa vd. (2025) ve Weber, Carl ve Hinz (2024) yönetim ve açıklanabilirliğin önemini vurgular. Tablo 2 bölümün temel katkısını mekanizmalar üzerinden özetler.

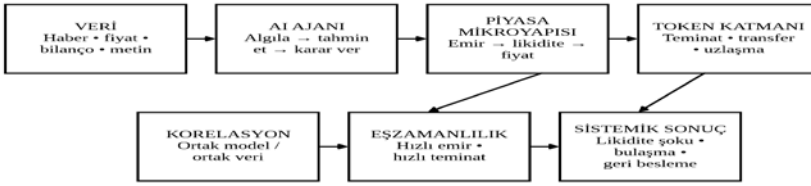
Tablo 2. Bölümün Temel Katkısı

Risk kanalı	AI tarafındaki tetikleyici	Token/piyasa tarafındaki aktarım	Olası sistemik sonuç
Model korelasyonu	Ortak model/veri/hedef	Benzer emir yönü	Korelasyon ve volatilité artışı
Likidite eşzamanlılığı	Aynı anda risk azaltma	Emir yoğunluğu, ayılmanın genişlemesi	Fiyat–likidite geri beslemesi
Programlanabilir teminat	Risk skorunun hızlı güncellenmesi	Otomatik teminat çağırısı/tasfiye	Teminat satış sarmalı
Altyapı yoğunlaşması	Ortak model/bulut/veri bağımlılığı	Tek düğümde operasyonel kesinti	Çapraz kurum bulaşması
7/24 işlem	Sürekli sinyal üretimi	Piyasa kapanış tamponunun kalkması	Şok yayılma hızının artması
Açıklanabilirlik açığı	Karar gerekçesinin izlenememesi	Otomatik işlemin kaynağının belirsizliği	Kriz yönetiminde gecikme

Risk bu nedenle teknolojinin tek başına taşıdığı bir özellik değil, karar ile işlemin bağlanma biçiminden doğar. Şekil 3, otonom ajanların ve tokenize altyapıların riskinin tek noktada değil, birbirine bağlı katmanlarda biriktiğini gösterir: ajan katmanını model korelasyonu ve ortak sinyal riskiyle, piyasa mikro

yapısı katmanı yayılma ve derinlik gibi erken uyarı değişkenleriyle, token altyapısı katmanı kod ve otomatik margin çağrısı kaynaklı operasyonel riskle, yönetim katmanı ise gecikmiş müdahale ve saydamlık sorunlarıyla öne çıkar. Sonuçta bulaşma, geri besleme döngüsü, volatilité ve zorunlu satışlar CoVaR, SRISK ve ağ merkeziliği gibi göstergelerde görünür hale gelir.

Şekil 3. Ajan–Likidite–Token Mekanizmasının Katmanlar



Şekil, ampirik risk skoru değil; karar–işlem–uzlaşma etkileşimini gösteren kavramsal mimaridir.

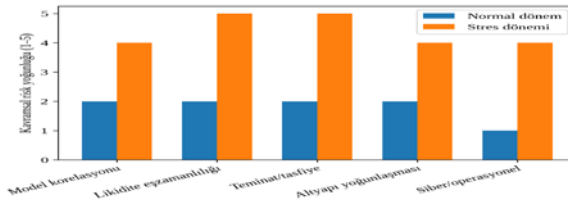
5. FİNANSAL İSTİKRAR AÇISINDAN VERİMLİLİK-KIRILGANLIK DENGESİ

Otonom ve tokenize finansın istikrar etkisi iki karşıt mekanizmanın birlikte çalışması nedeniyle belirsizdir. Normal koşullarda hız faydalıdır: ECB, tokenizasyonun işlem verimliliğini ve bütünleşmiş bir Avrupa dijital sermaye piyasasını destekleyebileceğini, ancak ikincil piyasa likiditesinin hâlâ sınırlı olduğunu belirtir (ECB, 2026b). Stres koşullarında ise gecikmenin sağladığı istemsiz tampon çözülür; IMF'nin 2026 değerlendirmesine göre süreçlerin dakikalar veya saniyeler içinde tamamlanması sürünmeyi azaltırken likidite ihtiyacının gerçek zamanlı ortaya çıkmasına, teminat çağrılarının otomatikleşmesine ve başarısızlıkların kurumlar tepki vermeden yayılmasına yol açabilir (IMF, 2026d). “7/24 likidite” ile “7/24 derin likidite” aynı anlama gelmez; gece veya hafta sonu likiditesi inceseyse eşzamanlı otomatik emirler fiyat etkisini büyütür. Siber

risk de bu mimarinin parçasıdır: IMF'ye göre yapay zekâ kaynaklı siber riskin sistemik boyutu saldırıların yeniliğinden çok ortak altyapıların ölçek etkisinden doğar (IMF, 2026d). Dolayısıyla ilişki doğrusal değildir; aynı özellik düşük kullanımda net fayda yaratırken belirli bir yaygınlık eşliğinden sonra ortak bağımlılık ve korelasyon nedeniyle risk artırıcı hale gelebilir. Fu ve Mishra (2021) FinTech benimsemesinin kriz koşullarında hızlandığını, Ioannou, Wójcik ve Urban (2024) FinTech-finansal istikrar ilişkisinin kurumsal bağlama duyarlı olduğunu gösterir.

Bankacılıkta yapay zekâ risk ölçümü ve sermaye kullanımını iyileştirebilir: Baffour Gyau vd. (2024) banka performansına, Alonso-Robisco ve Carbó (2022) kredi portföylerinde sermaye verimliliğine işaret eder. Ancak benzer modellerin aynı anda geniş ölçekte kullanılması bankaların aynı şokta aynı yönde kredi koşullarını sıkılaştırmasına yol açabilir; mikro düzeyde daha iyi risk yönetimi makro düzeyde kredi prodöngüselliğini artırabilir (Daníelsson, Macrae ve Uthemann, 2022). Tokenize tahvil, para piyasası fonu ve teminat senaryolarında da benzer bir ikilik vardır: token'ın 24 saat işlem görmesi temel varlığın aynı hızda nakde dönüşebileceği anlamına gelmez, bu yüzden token likiditesi ile temel varlık likiditesi ayrı ölçülmelidir. Şekil 4, ajan-likidite etkileşiminin başlıca risk yoğunluklarını normal ve stres dönemi için kavramsal olarak karşılaştırır.

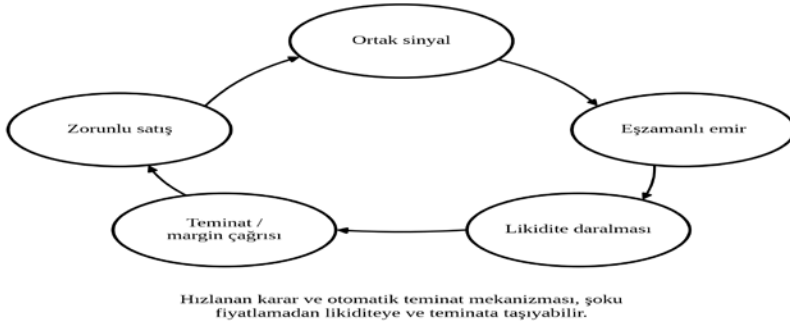
Şekil 4. Ajan–Token Etkileşimi



Not: Değerler kavramsal risk yoğunluğunu göstermektedir; ampirik risk skoru değildir.

Şekil 5, ortak sinyalle başlayan, eşzamanlı emir, likidite daralması ve teminat/margin çağrısı üzerinden zorunlu satışa ulaşan, oradan yeniden ortak sinyale dönen kendini besleyen sarmalı gösterir. Hızlanan karar ve otomatik teminat mekanizması şoku fiyatlamadan likiditeye ve teminata taşıyarak manuel müdahale veya devre kesiciler gibi geleneksel araçların devreye girme fırsatını daraltır. Bu nedenle sistemik risk yalnızca şokun büyüklüğünden değil, otomatik mekanizmalarla yayılma hızından kaynaklanır ve denetleyiciler “devre kesici” ve “gecikmeli teminat” gibi makro ihtiyati araçlara odaklanmalıdır.

Şekil 5. Otonom ve Tokenize Finans Altında Sistemik Geri Besleme Döngüsü



Not: Şekil kavramsal geri besleme mekanizmasını gösterir; oklar ampirik katsayıları temsil etmez.

6. TEST EDİLEBİLİR ÖNERMELER VE GELECEKTEKİ AMPİRİK ARAŞTIRMA GÜNDEMİ

Bölüm kavramsal olmakla birlikte mekanizmaların ampirik olarak sınanabilir olmasını da sağlar. Birinci önerme, yapay zekâ yoğunluğu ile sistemik risk arasındaki ilişkinin doğrusal olmayabileceğidir; karesel terim veya eşik regresyonu, bağımlı değişken olarak CoVaR, SRISK, expected shortfall,

likidite açığı veya ağ merkeziliği kullanılabilir. İkinci önerme model çeşitliliğinin riski düşürebileceğidir; çeşitlilik algoritma sayısı ile değil karar korelasyonu, pozisyon benzerliği ve stres dönemindeki ortak tepkiyle ölçülmelidir. Üçüncü önerme tokenize teminat yoğunluğu ile yapay zekâ kaynaklı karar korelasyonunun etkileşerek sistemik likidite riskini artıracaktır: $Risk = \beta_1 AI + \beta_2 Token + \beta_3 (AI \times Token) + \text{kontroller}$. Pozitif ve anlamlı β_3 , iki teknolojinin etkileşimli risk kaynakları olduğunu destekler. Dördüncü önerme açıklanabilirlik ve denetlenebilirliğin bağımsız bir değişken olarak incelenmesidir; denetim izi bütünlüğü, model versiyonlaması, insan geçersiz kılma kapasitesi ve olay raporlama gösterge olabilir. Beşinci önerme 7/24 tokenize piyasaların şok yayılma hızını artırabileceğidir; olay incelemesi, yüksek frekanslı yerel projeksiyonlar veya Hawkes süreçleri uygundur. Önermelerin özeti Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. Önermeler

Önerme	Bağımsız değişken	Bağımlı değişken	Ölçüm önerisi
H1	AI kullanım yoğunluğu	Piyasa korelasyonu / likidite riski	AI yatırım, model çağrılar, düzenleyici bildirimler
H2	Model çeşitliliği	Stres döneminde ortak satış	Karar sinyali korelasyonunun tersi
H3	Tokenize teminat yoğunluğu $\times$ AI korelasyonu	Yayılma, derinlik, volatilité	Teminat kullanım oranı ve yüksek frekanslı emir verisi
H4	Denetim izi / açıklanabilirlik	Şok sonrası toparlanma	Model kayıtları, açıklama kalitesi, müdahale süresi
H5	24/7 token işlem yoğunluğu	Şok yayılma hızı	Dakika/saniye bazlı olay çalışması

Testler için üç veri katmanı birleştirilmelidir: kurum düzeyi (yapay zekâ kullanımı, model türü, dış model sağlayıcısı, yönetim kapasitesi), piyasa mikro yapısı (alış-satış farkı, emir dengesizliği, derinlik, volatilité, likidite geri dönüş süresi) ve

tokenize finans verisi (piyasa değeri, işlem hacmi, teminat kullanımı, platform bağlantıları, akıllı sözleşme olayları). Merkez bankası kararları, banka stresleri veya kripto/finansal piyasa şokları etrafında olay çalışmaları ve ağ temelli modeller özellikle önemlidir; tek bir “yapay zekâ sistemik risk endeksi” yerine çoklu gösterge yaklaşımı ölçüm hatasını azaltır. Tablo 4, önermeler için önerilen değişken mimarisini gösterir.

Tablo 4. Test Edilebilir Önermeler için Önerilen Değişken Mimarisi

Önerme	Bağımsız değişken	Etkileşim/eşik	Bağımlı değişken	Olası yöntem
P1: AI yoğunluğu → sistemik risk	AI kullanım yoğunluğu	AI^2 / eşik	CoVaR, SRISK, ES	FE, eşik panel
P2: Çeşitlilik → daha düşük korelasyon	Model heterojenliği	Karar korelasyonu	Likidite riski	Panel + ağ
P3: Token teminatı × AI korelasyonu	Token teminat yoğunluğu	$AI \times \text{Token}$	Likidite açığı	Etkileşim modeli
P4: Açıklanabilirlik → dayanıklılık	Denetlenebilirlik / XAI	İnsan müdahalesi	Stres kaybı / toparlanma	Olay analizi / stres testi
P5: 24/7 → daha hızlı bulaşma	Sürekli işlem	Piyasa Derinliği	Şok yayılma süresi	HF olay çalışması

7. DÜZENLEME, YÖNETİŞİM VE FİNANSAL İSTİKRAR POLİTİKASI

Otonom ve tokenize finansın düzenlenmesi yalnızca teknoloji şirketlerini veya kripto piyasalarını hedeflememelidir; risk geleneksel bankalar, varlık yöneticileri, takas kurumları, bulut ve temel model sağlayıcıları ile token platformlarının kesişiminde oluşur. Bu nedenle işlevsel ve risk-temelli yaklaşım teknolojinin etiketinden çok yerine getirdiği finansal fonksiyonu esas almalıdır. Birinci alan model yönetiştir: kurumlar

modelleri performansın yanında ortaklık ve bağımlılık açısından da izlemeli, düzenleyiciler model envanterleri, kritik üçüncü taraf bağımlılıkları, model değişiklikleri ve stres testleri hakkında sistematik bilgi istemelidir. İkinci alan akıllı sözleşme ve token altyapısıdır: sözleşmeyi kimin güncelleyebildiği, hatalı işlemin nasıl durdurulacağı, oracle verisinin nasıl doğrulandığı ve yasal nihai uzlaşmayı kimin garanti ettiği açık olmalıdır; IMF'nin 2026 yaklaşımına göre kodun işlevleri devralması yönetim ihtiyacını ortadan kaldırmaz, hukuki kesinliği ve hesap verebilirliği daha önemli kılar (IMF, 2026a). Üçüncü alan likidite tamponlarıdır: tokenize teminat 7/24 kullanılabiliriyorsa stresin yalnızca geleneksel işlem saatlerinde ortaya çıkacağı varsayımı geçersizleşir; hafta sonu ve gece likiditesi, otomatik teminat çağrıları ve stablecoin veya tokenize para piyasası fonu bağlantıları stres testine alınmalıdır. Dördüncü alan kritik üçüncü taraf sağlayıcıların denetlenmesidir; bir sağlayıcının kesintisi çok sayıda kurumu aynı anda etkiliyorsa kurum bazlı denetim yetersiz kalır, bu nedenle toplu stres testleri, hizmet sürekliliği standartları ve olay bildirimleri gerekir (IMF, 2026e). Düzenleme ayrıca inovasyonu engellemeden güven vermelidir: ECB, DLT altyapısının merkez bankası parasıyla güvenli uzlaşmaya bağlanmasını ve birlikte çalışabilir bir Avrupa dijital finans ekosistemini öne sürer (ECB, 2026b).

Düzenleyici yaklaşım üç katmanlı olmalıdır: kurum (sermaye, likidite, yönetim), fonksiyon (kredi, piyasa yapıcılığı, teminat, ödeme) ve altyapı (model sağlayıcısı, bulut, veri, token ağı, akıllı sözleşme). İnsan gözetimi, model doğrulama, sürüm takibi, veri kalitesi, stres testi ve güvenli durdurma mekanizmaları temel araçlardır; modeller yalnızca normal dönemde değil, likiditenin daraldığı dönemlerde de test edilmelidir. Hansen ve Lee (2025) üretken yapay zekânın finansal istikrar açısından davranışsal ve piyasa temelli sonuçlarını, Li (2026) etik ve sistemik riskleri büyütebilecek mekanizmaları ele

alır; bu literatür model yönetişiminin istikrar politikasının parçası olması gerektiğini destekler. Token platformları finansal piyasa altyapısı işlevi bakımından değerlendirilmeli, aynı token'ın birden fazla teminat zincirinde kullanımı izlenebilir olmalıdır. Konuyla ilgili 2026 politika eksenleri Tablo 5'te özetlenmiştir.

Tablo 5. 2026 Politika Gündeminde Öne Çıkan Düzenleyici Eksenler

Kurum/çerçeve	2026 odağı	Finansal istikrar bağlantısı	Bölümdeki karşılığı
IMF – Tokenize finans	Programlanabilir finans, güvenli uzlaşma, kod yönetişimi	Hız ve yoğunlaşma riskleri	Token katmanı
ECB – Digital sermaye piyasası	DLT, merkez bankası parasıyla uzlaşma, ikincil likidite	Likidite ve entegrasyon	Piyasa mikro yapısı
IMF – AI & siber risk	Ortak AI/cloud bağımlılıkları	Teknoloji şoku ve bulaşma	Ağ katmanı
IMF – FMI evrimi	Hibrit teknoloji-kurum modeli	Hukuki kesinlik ve yönetişim	FMI/yönetişim
Makro ihtiyati yaklaşım	Sistem çapında stres testleri	Korelasyon ve ortak bağımlılık	Sistemik izleme

8. BÖLÜMÜN LİTERATÜRE KATKISI, SINIRLILIKLAR VE SONUÇ

Bölümün katkısı beş başlıkta toplanır. İlk kavramsaldır: yapay zekâ-finans ve tokenizasyon-finans literatürlerinde ayrı gelişen iki teknoloji, “karar motoru” ve “programlanabilir işlem motoru” olarak aynı sistemik risk zincirine bağlanmış, etki teknolojilerin tek tek özelliklerinden çok aralarındaki etkileşim üzerinden tanımlanmıştır. İkincisi sistemik risk perspektifidir: model korelasyonu, likidite eşzamanlılığı, tokenize teminat ve

altyapı yoğunlaşması aynı mekanizmada ele alınmış, ölçüm birimi kurumdan ağa ve koda genişletilmiştir. Üçüncüsü verimlilik ile istikrar ilişkisinin koşullu olduğunu açıkça ileri sürmesidir; etki doğrusal olmayabilir ve kullanım yoğunluğu veya korelasyon eşiklerinden sonra değişebilir. Dördüncüsü ölçümsel katkıdır: model kullanım yoğunluğu, karar korelasyonu, tokenize teminat yoğunluğu, kritik altyapı sağlayıcısı yoğunlaşması ve stres döneminde işlem hızlanması olmak üzere beş gösterge grubu önerilmiş, açıklanabilirlik finansal istikrarın operasyonel göstergesi olarak yeniden konumlandırılmıştır. Beşincisi düzenleyici niteliktedir: kurum bazlı gözetimin yanında ortak model, veri, bulut ve token altyapı ağlarının izlenmesi önerilmiş, kavramsal tartışma ölçülebilir hipotezlerle ampirik makalelere bağlanmıştır. Yenilik iddiası “daha önce hiç incelenmemiş konu” değil, dağınık literatürün tek nedensel zincirde birleştirilmesi ve bu zincirin hangi verilerle sınanabileceğinin gösterilmesidir.

Sınırlılıklar da vardır. Çalışma yeni bir mikro veriyle nedensel tahmin yapmaz; mekanizmalar literatürden türetilmiş sınanabilir önermelerdir. Yapay zekâ kullanımını doğrudan ölçmek zordur, çünkü raporlarda “yapay zekâ” ifadesinin geçmesi gerçek kullanımı garanti etmez. LLM sürümü, istem ve kullanım tarihi raporlanmadığında tekrarlanabilirlik sınırlı kalır. Tokenize piyasalar erken aşamadadır ve izinli ağ verilerinin önemli bölümü kamuya açık değildir. Sistemik risk çok boyutludur; tek bir bileşik endeks ölçüm hatası yaratabilir.

Sonuç olarak asıl dönüşüm finansın daha dijital olması değil, kararla işlemin daha kısa bir aralıkla bağlanması, işlemle teminatın programlanabilir hale gelmesi ve çok sayıda aktörün ortak dijital altyapılara bağlanmasıdır. Bu süreçler düşük korelasyonla çalışırsa verimlilik ve dayanıklılık birlikte artabilir; ortak model, teminat ve altyapı nedeniyle korelasyon yükselirse aynı mimari kırılganlığı büyütür. Bu nedenle “kontrollü otonomi”

ve “dayanıklı programlanabilir finans” benimsenmeli; risk limitleri, denetim izi, model doğrulama ve durdurma mekanizmaları korunmalıdır. Tokenize finans yalnızca varlıkların blokzincirde temsili değil, piyasa altyapısının yeniden tasarımı olarak değerlendirilmelidir. Başarı, teknolojinin yayılmasını engellemekte değil, ölçeklenme aşamasındaki ortak riskleri erken tespit etmektedir. “Ajan–likidite–token” çerçevesi bu nedenle bir sınıflandırmadan çok, finansal ekonomi, ağ bilimi, veri bilimi ve düzenleyici çalışmaların kesişiminde test edilebilecek bir araştırma mimarisidir.

KAYNAKÇA

- Adrian, T. (2026). Tokenized Finance (IMF Notes No. 2026/001). International Monetary Fund. <https://www.imf.org/en/publications/imf-notes/issues/2026/04/01/tokenized-finance-574921/>, (Erişim Tarihi: 01/09/2026).
- Agur, I., & Copestake, A. (2025). Optimal Policy for Financial Market Tokenization. IMF Working Papers, 2025(185). <https://doi.org/10.5089/9798229026505.001/>, (Erişim Tarihi: 12/09/2026).
- Alonso-Robisco, A., & Carbó, J. M. (2022). Can Machine Learning Models Save Capital for Banks? Evidence from a Spanish Credit Portfolio. International Review of Financial Analysis, 84, 102372. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102372/>, (Erişim Tarihi: 08/09/2026).
- Baffour Gyau, E., Appiah, M., Gyamfi, B. A., Achie, T., & Naeem, M. A. (2024). Transforming Banking: Examining the Role of AI Technology Innovation in Boosting Banks Financial Performance. International Review of Financial Analysis, 96, 103700. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103700/>, (Erişim Tarihi: 11/09/2026).
- Bagnara, M. (2024). Asset Pricing and Machine Learning: A Critical Review. Journal of Economic Surveys, 38, 27–56. <https://doi.org/10.1111/joes.12532/>, (Erişim Tarihi: 23/09/2026).
- Bahoo, S., Cucculelli, M., Goga, X., & Mondolo, J. (2024). Artificial Intelligence in Finance: A Comprehensive Review Through Bibliometric and Content Analysis. SN Business & Economics, 4, 23. <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00618-x/>, (Erişim Tarihi: 14/09/2026).

- Batool, A., Zowghi, D., & Bano, M. (2025). AI Governance: A Systematic Literature Review. *AI and Ethics*, 5, 3265–3279. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00653-w/>, (Erişim Tarihi: 15/09/2026).
- Belkhiria, S., Abid, E., & Khiari, W. (2026). The Impact of Tokenization on the Trading Process Costs and Carbon Emission: Empirical study on the ODDO BHF Bond. *Carbon Balance and Management*, 21, 42. <https://doi.org/10.1186/s13021-025-00390-5/>, (Erişim Tarihi: 10/09/2026).
- Bianchi, D., Büchner, M., & Tamoni, A. (2021). Bond Risk Premiums with Machine Learning. *Review of Financial Studies*, 34, 1046–1089. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa062/>, (Erişim Tarihi: 09/09/2026).
- Bianchi, D., Büchner, M., Hoogteijling, T., & Tamoni, A. (2021). Corrigendum: Bond Risk Premiums with Machine Learning. *Review of Financial Studies*, 34, 1090–1103. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa098/>, (Erişim Tarihi: 13/09/2026).
- Banu, E., Born, A., Evrard, J., Lambert, C., & Spolaore, A. (2026). Towards an Efficient and Integrated Digital Capital Market in Europe: The Role of Tokenisation and the Eurosystem's Policy Response. *Macroprudential Bulletin*, (33). European Central Bank. https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/macprudential-bulletin/html/ecb.mpbu202604_02.en.html/, (Erişim Tarihi: 22/09/2026).
- Born, A., Grill, M., Lambert, C., Schöller, V., Staunton, D., & Tskhakaya, A. (2026). Tokenised Money Market Funds: New Technology, Familiar Risks? *Macroprudential*

- Bulletin, (33). European Central Bank. https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/macprudential-bulletin/html/ecb.mpbu202604_04.en.html/, (Erişim Tarihi: 17/09/2026).
- Cao, Y., & Zhai, J. (2022). A Survey of AI in Finance. *Journal of Chinese Economic and Business Studies*, 20, 125–137. <https://doi.org/10.1080/14765284.2022.2077632/>, (Erişim Tarihi: 26/09/2026).
- Chen, H. (2023). Large language models in finance: A survey. *Proceedings of the Fourth ACM International Conference on AI in Finance*, 374–382. <https://doi.org/10.1145/3604237.3626869/>, (Erişim Tarihi: 01/09/2026).
- Chen, X.-Q., Ma, C.-Q., Ren, Y.-S., Lei, Y.-T., Huynh, N. Q. A., & Narayan, S. (2023). Explainable Artificial Intelligence in Finance: A Bibliometric Review. *Finance Research Letters*, 56, 104145. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104145/>, (Erişim Tarihi: 16/09/2026).
- Chiu, J., Davoodalhosseini, M., Donohoe, C., Koepl, T., & Zúñiga, D. (2026). Tokenization: What it is and How to Think about it. Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/saba-14/>, (Erişim Tarihi: 15/09/2026).
- Černevičienė, J., & Kabašinskas, A. (2024). Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Finance: A Systematic Literature Review. *Artificial Intelligence Review*, 57, 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8/>, (Erişim Tarihi: 19/09/2026).

- Claessens, S., Cong, L. W., Moshirian, F., & Park, C.-Y. (2024). Opportunities and Challenges Associated with the Development of FinTech and Central Bank Digital Currency. *Journal of Financial Stability*, 73, 101280. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2024.101280/>, (Erişim Tarihi: 04/09/2026).
- Danielsson, J., Macrae, R., & Uthemann, A. (2022). Artificial Intelligence and Systemic Risk. *Journal of Banking & Finance*, 140, 106290. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2021.106290/>, (Erişim Tarihi: 21/09/2026).
- Davé, S., Donmez, A., & Gkatzimas, I. (2026). Tokenization and the Reshaping Traditional Finance: Institutional Adoption. *Frontiers in Blockchain*, 9, 1747208. <https://doi.org/10.3389/fbloc.2026.1747208/>, (Erişim Tarihi: 18/09/2026).
- Drobetz, W., & Otto, T. (2021). Empirical Asset pricing via machine learning: Evidence from the European stock market. *Journal of Asset Management*, 22, 507–538. <https://doi.org/10.1057/s41260-021-00237-x/>, (Erişim Tarihi: 28/09/2026).
- Easley, D., López de Prado, M., O'Hara, M., & Zhang, Z. (2021). Microstructure in the Machine Age. *Review of Financial Studies*, 34, 3316–3350. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa078/>, (Erişim Tarihi: 12/09/2026).
- European Central Bank. (2026a, April 13). O Brave New World, That has such Digitalisation in it (Macroprudential Bulletin No. 33). <https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/macroprudential->

bulletin/html/ecb.mpbu202604_01.fr.html/, (Erişim Tarihi: 06/09/2026).

European Central Bank. (2026b). Towards an Efficient and Integrated Digital Capital Market in Europe: The Role of Tokenisation and the Eurosystem's policy response (Macroprudential Bulletin No. 33). https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/macroprudential-bulletin/html/ecb.mpbu202604_02.en.html/, (Erişim Tarihi: 24/09/2026).

Eisfeldt, A. L., & Schubert, G. (2025). Generative AI and finance. *Annual Review of Financial Economics*, 17, 363–393. <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-112923-020503/>, (Erişim Tarihi: 23/09/2026).

Fatouros, G., Metaxas, K., Soldatos, J., & Kyriazis, D. (2025). Can Large Language Models Beat Wall Street? Evaluating GPT-4's Impact on Financial Decision-making with MarketSenseAI. *Neural Computing and Applications*, 37, 24893–24918. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10613-4/>, (Erişim Tarihi: 25/09/2026).

Fraisse, H., & Laporte, M. (2022). Return on Investment on Artificial Intelligence: The Case of Bank Capital Requirement. *Journal of Banking & Finance*, 138, 106401. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106401/>, (Erişim Tarihi: 11/09/2026).

Fu, J., & Mishra, M. (2021). Fintech in the Time of COVID-19: Technological Adoption During Crises. *Journal of Financial Intermediation*, 50, 100945. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2021.100945/>, (Erişim Tarihi: 26/09/2026).

- Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2020). Empirical Asset Pricing via Machine Learning. *Review of Financial Studies*, 33, 2223–2273. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa009/>, (Erişim Tarihi: 07/09/2026).
- Hansen, A. L., & Lee, S. J. (2025). Financial Stability Implications of Generative AI: Taming the animal spirits. *Finance and Economics Discussion Series*, 2025-090. <https://doi.org/10.17016/FEDS.2025.090/>, (Erişim Tarihi: 23/09/2026).
- International Monetary Fund. (2026a, July 2). Tokenization Can Change the World's Financial Architecture. <https://www.imf.org/en/Blogs/Articles/2026/07/02/tokenization-can-change-the-worlds-financial-architecture/>, (Erişim Tarihi: 25/09/2026).
- International Monetary Fund. (2026b, May 7). AI-driven Cyber Attacks are Increasing Financial Stability Risks. <https://www.imf.org/en/Blogs/Articles/2026/05/07/ai-driven-cyber-attacks-are-increasing-financial-stability-risks/>, (Erişim Tarihi: 27/09/2026).
- International Monetary Fund. (2026c). Financial Market Infrastructures Evolution in a Tokenized Economy (IMF Working Paper No. 2026/136). <https://www.imf.org/en/publications/wp/issues/2026/07/01/financial-market-infrastructures-evolution-in-a-tokenized-economy-577325/>, (Erişim Tarihi: 23/09/2026).
- International Monetary Fund. (2026d). Global Financial Stability Report: The Expansion of Tokenization—New Efficiencies and Vulnerabilities. <https://www.imf.org/en/Publications/GFSR/>, (Erişim Tarihi: 09/09/2026).

- International Monetary Fund. (2026e). Global Financial Stability Report: Global Financial Markets Confront the War in the Middle East and Amplification Risks. <https://www.imf.org/en/publications/gfsr/issues/2026/04/14/global-financial-stability-report-april-2026/>, (Erişim Tarihi: 09/09/2026).
- Ioannou, S., Wójcik, D., & Urban, M. (2024). FinTech and Financial Instability. Is This Time Different? *Journal of Post Keynesian Economics*, 47, 542–565. <https://doi.org/10.1080/01603477.2024.2315055/>, (Erişim Tarihi: 27/09/2026).
- Issa, H., Dakroub, R., Lakkis, H., & Jaber, J. (2025). Navigating the Decision-making Landscape of AI in Risk Finance: Techno-accountability Unveiled. *Risk Analysis*. <https://doi.org/10.1111/risa.14336/>, (Erişim Tarihi: 08/09/2026).
- Jadhav, A. A., & Mirza, V. (2025). Large language Models in Equity Markets: Applications, Techniques, and Insights. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1608365. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1608365/>, (Erişim Tarihi: 21/09/2026).
- Kadam, S., Khan, S., Soni, R., Sahni, S., & Arya, V. (2026). Assessing the Transformative Role of Artificial Intelligence in Financial Services: A Systematic Review and Implications for Future Research. *Journal of Economic Surveys*, 40, 1330–1357. <https://doi.org/10.1111/joes.70044/>, (Erişim Tarihi: 26/09/2026).
- Karolyi, G. A., & Van Nieuwerburgh, S. (2020). New Methods for the Cross-section of Returns. *Review of Financial Studies*, 33, 1879–1890.

- <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa019/>, (Erişim Tarihi: 11/09/2026).
- Kirtac, K., & Germano, G. (2024). Sentiment Trading with Large Language Models. *Finance Research Letters*, 62, 105227. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105227/>, (Erişim Tarihi: 18/09/2026).
- Klein, T., & Walther, T. (2024). Advances in Explainable Artificial Intelligence (xAI) in Finance. *Finance Research Letters*, 70, 106358. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.106358/>, (Erişim Tarihi: 02/09/2026).
- Li, J. (2026). Artificial Intelligence, Ethical Amplification, and Systemic Risk in Financial Markets. *AI and Ethics*, 6, 367. <https://doi.org/10.1007/s43681-026-01241-w/>, (Erişim Tarihi: 26/09/2026).
- Safiullah, M., & Paramati, S. R. (2022). The Impact of FinTech Firms on Bank Financial Stability. *Electronic Commerce Research*, 24, 453–475. <https://doi.org/10.1007/s10660-022-09595-z/>, (Erişim Tarihi: 28/09/2026).
- Sai, S., Arunakar, K., Chamola, V., Hussain, A., Bisht, P., & Kumar, S. (2025). Generative AI for Finance: Applications, Case Studies and Challenges. *Expert Systems*, 42, e70018. <https://doi.org/10.1111/exsy.70018/>, (Erişim Tarihi: 08/09/2026).
- Svetlova, E. (2022). AI Ethics and Systemic Risks in Finance. *AI and Ethics*, 2, 713–725. <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00129-1/>, (Erişim Tarihi: 11/09/2026).
- Stulz, R. M. (2022). FinTech, BigTech, and the Future of Banks. *Journal of Applied Corporate Finance*, 34, 106–117. <https://doi.org/10.1111/jacf.12492/>, (Erişim Tarihi: 25/09/2026).

- Thakor, A. V. (2020). Fintech and banking: What Do We Know? Journal of Financial Intermediation, 41, 100833. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2019.100833/>, (Erişim Tarihi: 26/09/2026).
- Weber, P., Carl, K. V., & Hinz, O. (2024). Applications of Explainable Artificial Intelligence in Finance, A Systematic Review. Management Review Quarterly, 74, 867–907. <https://doi.org/10.1007/s11301-023-00320-0/>, (Erişim Tarihi: 24/09/2026).
- Wang, Y., & Li, X. (2024). Can ChatGPT Assist in Picking Stocks? Finance Research Letters, 60, 104786. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104786/>, (Erişim Tarihi: 27/09/2026).

FİRMALARIN ESG PERFORMANSINI ŞEKİLLENDİREN ÜLKE DÜZEYİNDEKİ KURUMSAL FAKTÖRLER: KAVRAMSAL BİR DEĞERLENDİRME¹

Ece ÖZMEN²

İlhan ÇAM³

1. GİRİŞ

Günümüz dünyasında artan iklim riskleri, farklılaşan toplumsal ve iktisadi kırılگانlıklar ve değişen toplum beklentileri firmaların değer algısını belirgin şekilde değiştirmiştir. Ekonomik rasyonelliğe dayanan klasik kâr maksimizasyonu anlayışı dönüşen pazar dinamikleri karşısında sorgulanır hâle gelmiş, yerini çevreyi gözeten kurumsal yönetim anlayışına bırakmıştır. Bu dönüşüm süreci sürdürülebilirlik olgusunu imaj yönetimi ve gönüllülük esasına dayalı bir tercih olmaktan çıkarmış firmaların oluşabilecek risklere karşı dayanıklılığını arttıran ve firmaların pazardaki kalıcılığını pekiştiren stratejik bir gereklilik haline gelmiştir. Söz konusu bağlamda Wang ve Kong (2016), yüksek sürdürülebilirlik performansına sahip işletmelerin piyasadaki belirsizlik ve dalgalanmalara karşı daha güçlü bir direnç ve uyum kabiliyeti sergilediğini; bu durumun firmaları paydaşlar nezdinde daha cazip kılmamanın yanı sıra finansal getirilerini de pozitif yönde

¹ Bu çalışma, Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) tarafından 225K999 numaralı proje ile desteklenmiştir. Projeye verdiği destekten ötürü TÜBİTAK'a teşekkürlerimizi sunarız.

² Lisans Öğrencisi, Gebze Teknik Üniversitesi, İşletme Bölümü, ORCID: 0009-0009-7154-0892.

³ Doç. Dr., Gebze Teknik Üniversitesi, İşletme Bölümü, ORCID: 0000-0002-3076-0639

desteklediğini ileri sürmektedir. Sürdürülebilirlik odaklı kurumsal uyum sürecinde çevresel, sosyal ve yönetim (ESG) yaklaşımı firmaların sürdürülebilirlik performansını değerlendirirken önem kazanmaktadır. ESG yaklaşımı; işletmelerin çevresel, sosyal ve yönetsimsel boyutlardaki uygulamalarını entegre bir biçimde inceleme imkânı sunmaktadır. Bütüncül bir analitik çerçeve çizen ESG kavramı; işletmelerin ve sermaye piyasası aktörlerinin sürdürülebilirlik eksenli risk ve fırsatları stratejik iş modellerine, sermaye tahsis süreçlerine ve yönetsel karar alma mekanizmalarına ne düzeyde dâhil ettiğini yansıtmaktadır (Gillan vd., 2021).

ESG yaklaşımı küresel düzeyde kabul görmesine rağmen firmalar arası önemli farklılıklar oluşturmaktadır. Bu farklılıkların açıklanmasında firma büyüklüğü, yönetim anlayışı, yönetim stratejileri gibi firma düzeyindeki faktörler etkili olabilmektedir. Ancak firmaların sürdürülebilirlik uygulamalarını yalnızca firma düzeyi özelliklerle açıklamak yeterli olmayabilir. ESG uygulamalarındaki farklılıkların gerekçelendirmek için firmaların faaliyet gösterdikleri çevrenin dikkate alınması gerekmektedir. Ioannou ve Serafeim (2012); mevcut kurumsal sosyal performans derecelendirme ve sıralamalarının, ilgili performans düzeylerinin yalnızca firma ve sektör dinamikleriyle sınırlı kalmayıp ulusal düzeyde de kayda değer bir farklılaşma gösterdiğini ortaya koyduğunu belirtmektedir. Nitekim ilgili yazında Ortas vd. (2015); ayrışan kurumsal yapılara sahip ülkelerde faaliyet gösteren işletmelerin, BM Küresel İlkeler Sözleşmesi'nin (UNGC) aynı prensiplerine ortak taahhüt vermeleri durumunda dâhi, ESG performansında firma düzeyinde farklı öncelikler benimsediğini ortaya koymaktadır.

Bölümün temel amacı firmaların ESG performanslarını şekillendiren faktörleri yalnızca firma içi belirleyicilerle sınırlandırmayıp ülkelerin kurumsal yapılarını ve çevresel

dinamiklerini de dikkate alarak tartışmaktadır. Bu kapsamda faaliyet gösterilen ülkenin düzenleyici ve yasal yapısı, kurumsal kalitesi, yönetim yapısı, ulusal kültürü, normatif baskılar ile sürdürülebilirlik düzenlemeleri ve raporlama standartları incelenecektir. Bunun yanı sıra söz konusu unsurların yarattığı normatif, bilişsel ve düzenleyici baskı mekanizmalarının firmaların sürdürülebilirlik tercihlerini nasıl şekillendirdiği tartışılacaktır.

Bölüm genel olarak beş ana kısımdan oluşmaktadır. Girişin ardından ilk kısımda ESG ve ESG performansı kavramı incelenecektir. Üçüncü kısımda kurumsal teoriye ve ülke düzeyindeki kurumsal çevre dinamiklerine odaklanılmaktadır. Takip eden kısımlarda firmaların ESG performansını şekillendiren ülke düzeyindeki faktörler sırasıyla; düzenleyici kurumlar ile yasal çerçeve, kurumsal kalite ve yönetim kapasitesi, ulusal kültür ve normatif baskılar ile sürdürülebilirlik düzenlemeleri, raporlama standartları ve piyasa dinamikleri derinlemesine incelenmektedir. Beşinci kısımda ise mevcut literatürdeki boşluklar doğrultusunda gelecekteki çalışmalar için öneriler değerlendirilerek bölüm tamamlanmaktadır.

2. ESG PERFORMANSI KAVRAMI VE FİRMALAR AÇISINDAN ÖNEMİ

2.1. ESG Kavramı ve Temel Boyutları

Şirketlerin çevresel etkilerini, paydaşlarla ilişkilerini ve yönetsel şeffaflıklarını birlikte değerlendiren ESG anlayışı; işletmelerin sürdürülebilirlik düzeyine çok boyutlu bir bakış açısı kazandırmaktadır. Literatürde ESG kavramının ortaya çıkışı, Birleşmiş Milletler Küresel İlkeler Sözleşmesi (UN Global Compact) tarafından yayımlanan 2004 tarihli Who Cares Wins raporuyla ilişkilendirilmektedir. Söz konusu rapor, ESG faktörlerinin yatırım kararları ve finansal değerlendirilme süreçlerinde

dikkate alınmasını teşvik eden önemli bir çerçeve ortaya koymuştur (UN Global Compact, 2004). ESG yaklaşımı firmaların stratejik kararlarını dar kapsamlı ve kısa vadeli finansal getirilerin ötesine taşıyarak, uzun vadeli değer yaratma potansiyellerini ve piyasadaki kabul görme zeminlerini güçlendirmeyi hedefler. Nitekim ilgili literatürdeki çalışmalar, işletmelerin ESG uygulamalarını benimsemesinde, bu faaliyetlerin uzun dönemli finansal performans üzerindeki potansiyel olumlu çıktılarının belirleyici bir rol oynadığını göstermektedir (Eccles ve Serafeim, 2013; Wang ve Bansal, 2012). Ortaya konan bu çerçeve firmaların sürdürülebilirlik performansını üç temel boyut aracılığıyla stratejik karar alma sürecine entegre eden bir yönetim anlayışı ortaya koymuştur. Söz konusu üç temel boyut; çevresel, sosyal ve yönetişimsel faktörleridir. Bu üç boyutun birlikte değerlendirilmesi, firmaların sürdürülebilirlik performansının kapsamlı ve çok boyutlu analiz edilmesine olanak tanır.

Çevresel boyut, firmaların kurumsal faaliyetlerinin doğal çevre üzerindeki doğrudan ve dolaylı yansımalarını kapsamaktadır. Liu vd. (2022) ile Nguyen vd. (2022) kurumsal çevresel performansı; şirketlerin emisyonları azaltması, çevresel inovasyonu kendi politika ve prosedürlerine entegre etmesi gibi çevresel zorlukları ele alma biçimi olarak tanımlamaktadır. Bu doğrultuda karbon ayak izi, kaynak ve enerji kullanımı, iklim kriziyle mücadele gibi önemli başlıklar değerlendirilmektedir. Firmaların çevresel zararları hafifletmeye yönelik geliştirdikleri sürdürülebilirlik stratejileri ve uygulamalar bu boyutun temel performans göstergeleri olarak öne çıkmaktadır. Liang ve Renneboog (2017), sosyal boyutu; işletmelerin insan sermayesini güçlendirme, iş güvenliğini sağlama ve operasyonel zincirdeki çalışma standartlarını iyileştirme sorumluluklarının ötesinde; müşteri odaklı ürün kalitesi, bilgi güvenliği ve paydaş etkileşimini de içeren stratejik bir çerçeve olarak

tanımlamaktadır. Kurumsal yönetim boyutu, yönetimin çağdaş kurumsal yönetim ilkeleri ile kurumsal davranış standartlarını hayata geçirme kapasitesini yansıtır. Söz konusu boyut; hissedarlara uzun dönemli değer yaratabilmek gayesiyle yönetim kurulu çeşitliliği, cinsiyete dayalı ücret adaleti, iş ahlakı ve kurumsal şeffaflık gibi stratejik parametreleri merkezine almaktadır (Crespi ve Migliavacca, 2020). Bu doğrultuda ESG yaklaşımı; firmaların yalnızca çevresel sorumluluklarını değil, toplumsal paydaşlarla kurduğu ilişkileri ve kurumsal yönetim kalitesini de analiz eden kapsamlı bir analitik çerçeve sunmaktadır.

2.2. Firma ESG Performansı

Kurumsal ESG performansı, firmaların çevresel, sosyal ve yönetim boyutlarında benimsediği faaliyetleri ve bu faaliyetlerin somut sonuçlarının değerlendirilmesini ifade eder. ESG performans; işletmelerin çevresel, sosyal ve yönetsimsel alanlarda ürettiği kurumsal çıktıların başta hissedarlar, çalışanlar ve yerel topluluklar olmak üzere çeşitli paydaş beklentileri ekseninde sistematik biçimde ölçülmesini ve analiz edilmesini ifade eder (Orlitzky vd., 2017) . Bu nedenle ESG performansı, firmaların sürdürülebilirlik konusundaki yaklaşımını ortaya koyan temel göstergelerden biri olarak öne çıkmaktadır.

ESG performansı kurumsal risk yönetimi süreçleriyle doğrudan ilişkilidir. Günümüzde ESG uygulamaları, risk yönetimi süreçlerine entegre edilerek kurumsal ve marka itibarının korunmasında kritik bir araç haline gelmiştir; bu doğrultuda firmaların sürdürülebilir rekabet avantajı elde etmelerine yönelik stratejik bir unsur olarak değerlendirilmektedir (Jackson ve Apostolakou, 2010). ESG alanlarındaki sorunların erken dönemde belirlenmesi firmaların karşılaşabileceği çeşitli risklerin azaltılmasına katkı sağlayabilir.

Risklerin erken tespiti olası kayıpları engellerken aynı zamanda firmanın uzun vadeli sürdürülebilirliğine katkı sağlamaktadır.

Firmaların ESG performansı, firma içi stratejik tercihler ve yönetsel uygulamaların yanı sıra faaliyet gösterilen kurumsal çevrenin özellikleriyle de şekillenebilmektedir. Benzer özelliklere sahip ve aynı sektörde yer alan firmaların ESG performanslarının farklı olması söz konusu performansın yalnızca firma düzeyindeki faktörlerle açıklanamayacağını ortaya koymaktadır. Bu bağlamda firmaların içinde bulundukları hukuki, sosyal, ekonomik ve kurumsal çevre belirleyici bir rol üstlenmektedir. Cai vd. (2016), uluslararası düzeyde firmaların ESG derecelendirmelerindeki farklılıkların firma içi dinamiklerden ziyade makro çevre faktörleriyle şekillendiğini ortaya koymaktadır. Buna göre firma düzeyindeki özellikler söz konusu ayrışmayı açıklamada yetersiz kalırken; ekonomik gelişmişlik, ulusal kültür ve kurumsal yapı gibi ülke düzeyindeki makro değişkenler işletmelerin ESG performansını belirleyen temel itici güçler olarak öne çıkmaktadır. Bu doğrultuda ulusal düzeydeki faktörler, firma ESG performansını değerlendirmede önemli bir değişken olarak öne çıkmaktadır. Bu bağlamda kurumsal teori, ülke düzeyindeki çevresel koşulların firmaların ESG performansını nasıl şekillendirebileceğini açıklayan önemli bir teorik temel sunmaktadır.

3. KURUMSAL TEORİ

Kurumsal teori; firma davranışlarının yalnızca içsel faktörler ve ekonomik amaçlar ile açıklanamayacağını, faaliyet gösterilen kurumsal çevrenin oluşturduğu norm ve beklentiler doğrultusunda şekillendiğini savunur. Brammer vd. (2012), kurumsal çerçeveyi bireyler ile organizasyonların kararlarını şekillendiren, sınırlayan ve kolaylaştıran bir sistem olarak ele almaktadır. Bu bağlamda kurumlar; yasal düzenlemeler gibi

biçimsel unsurlar ile kültürel normlar ve ortak kabuller gibi gayri resmî mekanizmaların oluşturduğu çok boyutlu bir yapıyı ifade eder. Diğer taraftan, söz konusu kurumsal çevrede işletmelerin yönetsel uygulamaları benimseme motivasyonları zamanla değişmektedir. Kennedy ve Fiss (2009), uygulamaları erken benimseyen örgütlerin verimlilik, geç benimseyenlerin ise meşruiyet kaygısıyla hareket ettiğini öne süren geleneksel iki aşamalı açıklamanın, benimseme güdülerindeki ilişkiyi aşırı basitleştirdiğini savunmaktadır. Bu çerçevede erken benimseme, uygulamanın bir fırsat olarak değerlendirilmesi ve ekonomik ve sosyal kazanımlar elde etme isteğiyle; geç benimseme ise uygulamayı benimsememenin bir tehdit olarak algılanması ve ekonomik ve sosyal kayıplardan kaçınma isteğiyle ilişkilendirilmektedir.

Kurumsal çevre, firmaların meşruiyet arayışında maruz kaldığı çok boyutlu baskı ve beklentilerin şekillendiği alanı ifade eder. Bu çevre içerisinde zorlayıcı, normatif ve taklitçi baskılar bulunmaktadır. Kurumsal teoriye göre zorlayıcı baskılar; devlet veya düzenleyici otoriteler gibi kilit aktörlerin uyguladığı yasal yaptırımlar, kurallar ve gayri resmi toplumsal beklentiler aracılığıyla örgütsel davranışları şekillendirir (DiMaggio ve Powell, 1983). Normatif eş biçimlilik, örgütlerin mesleki kuruluşlar, eğitim kurumları ve profesyonel ağlar tarafından geliştirilip meşrulaştırılan standartlara ve ilkelere uyum sağlama sürecini ifade eder (DiMaggio ve Powell, 1983). Taklitçi eş biçimlilik, çevresel belirsizliklerle karşılaşan örgütlerin bu belirsizliği aşmak amacıyla kendi sektörlerinde veya farklı alanlarda başarı elde etmiş öncü kurumların pratiklerini örnek alıp taklit etmesi sürecini ifade eder (Beddewela ve Fairbrass, 2016). Bu üç temel baskı türü firmaların stratejik kararlarını ve kurumsal uygulamalarını şekillendirmede belirleyici rol oynamaktadır.

Kurumsal baskıların ve beklentilerin niteliği, ülkelerin sahip olduğu kurumsal yapılara bağlı olarak değişkenlik gösterir. Bu doğrultuda hukuki yapı, kurumsal kalite, yönetim yetkinliği ve toplumsal normlar ülke düzeyindeki kurumsal çevrenin temel unsurları olarak değerlendirilebilir. Hukuki yapı firmaların uymak zorunda olduğu yasal sınırları belirlerken, kurumsal kalite ve yönetim yetkinliği söz konusu yasal sınırların uygulanma ve yaptırım gücünü belirler. Toplumsal normlar ise işletmelerin uygulamalarına yönelik kabul gören davranış kalıplarını ve beklenti düzeyini şekillendirmektedir.

Kurumsal çevrenin firma faaliyetleri üzerindeki belirleyici etkisi, firmaların ESG pratiklerine de doğrudan yansımaktadır. Firmaların sürdürülebilirlik alanlarında gerçekleştirdikleri stratejik uygulamalar, faaliyet gösterdikleri kurumsal çevrenin oluşturduğu beklentilerden etkilenebilmektedir. Nitekim Cai vd. (2016), kurumsal sosyal performans düzeyinin; kişi başına düşen gelirin yüksek olduğu, sivil ve siyasal hakların güvence altına alındığı ve kültürel dokunun özerklik ile uyum değerleri etrafında şekillendiği kurumsal ekosistemlerde kayda değer ölçüde daha güçlü olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde şeffaflık, çalışan hakları, hesap verilebilirlik ve kurumsal yönetim ilkelerine ilişkin beklentiler de firmaların sosyal ve yönetim boyutundaki performans düzeyini şekillendirebilir.

Bu durum, firmalar arası ESG performans farklılıklarının yalnızca firma içi değişkenlerle indirgemenin yetersiz kalacağını ortaya koymaktadır. Bu nedenle firmaların ESG performansını şekillendiren ülke düzeyindeki kurumsal faktörlerin çok boyutlu bir bakış açısıyla incelenmesi gerekmektedir. Bu doğrultuda söz konusu faktörler bir sonraki bölümde; düzenleyici kurumlar ve yasal çerçeve, kurumsal kalite ve yönetim kapasitesi, ulusal kültür ve normatif baskılar ile sürdürülebilirlik düzenlemeleri ve piyasa baskıları çerçevesinde değerlendirilecektir.

4. FİRMALARIN ESG PERFORMANSINI ŞEKİLLENDİREN ÜLKE DÜZEYİNDEKİ KURUMSAL FAKTÖRLER

4.1. Düzenleyici Kurumlar ve Yasal Çerçeve

Ülke düzeyindeki kurumsal faktörler içerisinde yer alan düzenleyici kurumlar ve yasal çerçeve, firmaların ESG uygulamalarını biçimlendiren temel unsurlar olarak öne çıkmaktadır. Firmaların faaliyet gösterdikleri ülkede mevcut olan ESG alanındaki düzenlemeler, firmaların uymakla yükümlü olduğu yasal sınırları belirlemekte ve sürdürülebilirlik uygulamalarındaki kabul edilebilir alt sınırları belirlemektedir. Bu nedenle yasal çerçeve, firmaların ESG uygulamalarının yalnızca içsel ve gönüllü tercihler olmaktan çıkarak, yasal yükümlülükler ve uyulması gereken standartlar aracılığıyla şekillenmesini kaçınılmaz hale getirmektedir. Chih vd. (2010), 2003–2005 döneminde 34 ülkedeki 520 finansal firmayı inceledikleri çalışmalarında, hukuki yaptırım gücünün daha yüksek olduğu ülkelerde finansal firmaların kurumsal sosyal sorumluluk faaliyetlerine daha fazla yöneldiğini, hissedar haklarının daha güçlü olduğu ülkelerde ise bu faaliyetlere katılımın daha düşük olduğunu bulmuştur. Bu bulgular, hukuki yapının farklı unsurlarının sürdürülebilirlik faaliyetlerini farklı düzeylerde ve yönlerde etkileyebileceğini göstermektedir.

Özellikle çevresel ve sürdürülebilirlik odaklı düzenlemeler; firmaların üretim süreçleri, kaynak verimliliği, atık yönetimi ve çevresel raporlama uygulamaları üzerinde belirleyici bir etkiye sahiptir. Kamu otoriteleri tarafından yürürlüğe konan yasal düzenlemeler ve kurumsal yükümlülükler, firmaların çevresel etkilerini azaltıcı ve doğal kaynaklara yönelik risklerini hafifletici uygulamalar benimsemesinde önemli bir rol oynamaktadır. Bu tür yasal müdahaleler, çevresel sorumlulukların firmaların iş süreçlerine entegre edilmesini

zorunlu kılan belirleyici bir itici güç niteliğindedir. Nitekim Luo vd. (2024), Avrupa ülkeleri ve ABD gibi gelişmiş piyasalardaki sıkı çevresel düzenlemelerin, işletmelerin ESG verilerini paydaşlarına şeffaf ve etkin biçimde iletmesini zorunlu kıldığını; bu durumun da karşılıklı güveni pekiştirerek paydaş iş birliğini ve desteğini güçlendirdiğini ortaya koymaktadır. Söz konusu düzenleyici baskıların küresel boyuttaki etkisine dikkat çeken Khan vd. (2015) ise ev sahibi ülkelerdeki sıkı çevre mevzuatının, çok uluslu işletmeleri yasal uyumun yanı sıra yerel paydaş ve ortaklarla uyum içinde çalışmaya mecbur bıraktığını ortaya koymaktadır.

Ne var ki yasal düzenlemelerin varlığı tek başına firmaların davranışlarını şekillendirmede yeterli olmamaktadır. Söz konusu düzenlemelerin uygulanması, denetlenmesi ve ihlal durumunda cezai yaptırımların etkinliği kritik bir öneme sahiptir. Güçlü denetim ve yaptırım yapısı, firmaların hukuki yükümlülüklerle uyum konusundaki farkındalığını ve ciddiyetini arttırabilir. Buna karşılık düzenlemelerin uygulama ve denetim kapasitesinin yetersiz kaldığı durumlarda, firmaların uyum düzeyleri belirgin şekilde ayrışabilir. Bu nedenle düzenleyici kurumların yaptırım ve denetim gücü, yasal çerçevenin firmalar üzerindeki etkinliğini ortaya çıkaran belirleyici bir unsur olarak değerlendirilebilir. Bu doğrultuda Campbell (2007), işletmelerin kurumsal sürdürülebilirlik ilkelerine uygun hareket etme eğiliminin; güçlü ve etkin yasal mekanizmaların varlığında ve bilhassa bu düzenlemelerin kamu, özel sektör ve sivil paydaşlar arasındaki kurumsal uzlaşısı ve müzakere zemininde şekillendiği durumlarda belirgin şekilde yükseldiğini ileri sürmektedir. Benzer şekilde Luo vd. (2024), bağlayıcı yasal standartların hâkim olduğu kurumsal çevrelerde kamu otoritelerinin, işletmelerin çevresel ve sosyal sorumluluklarına dair asgari toplumsal beklentileri mevzuata entegre ettiğini ve bu doğrultuda

zorunlu sürdürülebilirlik raporlaması gibi yaptırım gücü yüksek politikaları hayata geçirdiğini belirtmektedir.

Bu doğrultuda düzenleyici kurumlar ve yasal çerçeve, firmaların ESG uygulamalarını şekillendiren önemli ülke düzeyindeki faktörlerden biridir. Buna karşın firmaların ESG uygulamalarını şekillendiren kurumsal çevre yalnızca yasal düzenlemeler ile açıklanamaz. Aynı yasal düzenlemelerin farklı ülkelerde farklı sonuçlara yol açabilmesi; kurumsal kalite, hesap verilebilirlik, yönetsel şeffaflık ve yönetim kapasitesi gibi unsurların da dikkate alınmasını gerektirmektedir. Bu nedenle bir sonraki bölümde kurumsal kalite ve yönetim kapasitesinin firma ESG uygulamaları üzerindeki etkisi incelenecektir.

4.2. Kurumsal Kalite ve Yönetişim Kapasitesi

Ülke düzeyindeki kurumsal faktörlerin firmaların çevresel, sosyal ve yönetim (ESG) uygulamaları üzerindeki etkisi, yalnızca yürürlükteki yasal düzenlemelerle sınırlı değildir. Söz konusu düzenlemelerin ne derece hayata geçirildiği ve kamu kurumlarının yönetsel yetkinliği, firmaların sürdürülebilirlik davranışlarını yönlendiren önemli değişkenler arasında yer almaktadır. Kurumsal kalite, genel itibarıyla bir ülkedeki kurumların kural koyma, bu kuralları uygulama ve denetleme yetkinliğini ifade etmektedir. Bu doğrultuda Wiig ve Kolstad (2010), siyasi istikrarın yüksek olduğu ülkelerdeki paydaşların, karar alma süreçlerinde uzun vadeli sürdürülebilirlik uygulamalarını ve kurumsal ESG performansını daha fazla ağırlık verme eğilimi gösterdiğini öne sürmektedir.

Kamu kurumlarının kurumsal etkinliği ve yönetsel kapasitesi, yasal düzenlemelerin firmalar üzerindeki etkisinin belirlenmesinde önemli bir rol oynayabilmektedir. Düzenleyici ve denetleyici kurumların teknik ve idari açıdan yetkin bir denetim altyapısına sahip olması sürdürülebilirlik odaklı yasal düzenlemelerin uygulamasını ve denetimini doğrudan

desteklemektedir. Özellikle çevresel normlara uyumun denetlenmesi, çalışma koşullarının takibi ve kurumsal raporlama gerekliliklerinin uygulanması, kamu kurumlarının kurumsal etkinliği ve yönetsel kapasitesiyle doğrudan bağlantılıdır. Nitekim literatürde kamu otoritelerinin bu yaptırım süreçlerini yalnızca biçimsel mevzuatla sınırlı tutmayıp; vergi, teşvik ve harçlar gibi mali araçların (Nyquist, 2003) yanı sıra raporlama yükümlülükleri, faaliyet izinleri ve performans kısıtlamaları (Glachant vd., 2002) aracılığıyla da işler kıldığı vurgulanmaktadır. Bu doğrultuda, yasal düzenlemeler açısından benzerlik gösteren ülkeler arasında bile kamu kurumlarının uygulama ve denetim kapasitesindeki farklılıklar, firmaların kurumsal baskılara verdiği stratejik tepkilerin ve sürdürülebilirlik uygulamalarının ayrışmasına neden olabilmektedir. Bu doğrultuda Valentine vd. (2006), kamu otoritelerinin kurumsal sosyal sorumluluk ve sürdürülebilirlik pratiklerini destekleyici pasif bir konumdan çıkarak, ilgili ülkelerde bağlayıcı nitelikteki etik norm ve standartların tesisine liderlik etmesi gerektiğini öne sürmektedir.

Sonuç olarak ülkelerin yönetim kapasitesi, firmaların ESG uygulamalarını yasal düzenlemelerin uygulanma ve denetleme mekanizması üzerinden şekillendirmektedir. Hukukun üstünlüğü, şeffaflık, hesap verebilirlik ve kamu kurumlarının kurumsal etkinliği, firmaların karşılaştığı kurumsal beklentilerin yaptırım gücünü arttırmakta ve sürdürülebilirlik ilkelerinin kurumsal süreçlere ne düzeyde entegre edildiğini belirlemektedir.

4.3. Ulusal Kültür, Normatif Baskılar ve Toplumsal Beklentiler

Ulusal kültür, firmaların faaliyet gösterdikleri toplumsal çevrede hangi eylemlerin kabul edilebilir veya beklenen olduğunu belirleyen ülke düzeyindeki temel unsurlardan biridir. Toplumsal değerler, inanç kalıpları ve sosyal davranış yapıları

ülkeler arasında değişkenlik gösterdiğinden dolayı firmalardan beklenen çevresel ve sosyal sorumlulukların kapsamı ve niteliği de farklılaşmaktadır. Bu nedenle firmaların ESG uygulamaları yalnızca yasal düzenlemeler ve kurumsal kalite ile sınırlandırılmamalı; faaliyet gösterilen toplumun normları ve değer yargılarıyla birlikte çok boyutlu bir bakış açısıyla değerlendirilmelidir. Nitekim Brammer vd. (2012), söz konusu yapının yalnızca yasa ve sektörel birlikler gibi resmi kurumsal mekanizmalarla sınırlı kalmayıp; toplumsal değerler, kültürel kabuller ve geleneksel normlar gibi gayri resmî kurumsal unsurların da işletmeler üzerindeki belirleyici bir rol oynadığını savunmaktadır.

Ulusal kültürün firmalar üzerindeki belirleyici etkisi, toplumsal değer ve normların şekillendirdiği normatif baskılar aracılığıyla görünürlük kazanmaktadır. Nitekim bir uygulamanın toplum tarafından uygun ve sorumlu bir davranış olarak kabul görmesi, firmaların stratejik önceliklerini doğrudan şekillendirmektedir. Özellikle çevrenin korunması, çalışan hakları, iş sağlığı ve kurumsal etik alanındaki toplumsal duyarlılığın artması firmaların bu başlıklarda daha fazla sorumluluk üstlenmesini sağlamaktadır. Söz konusu normatif baskılar, firmaların ESG uygulamalarını toplumsal meşruiyet kazanma ve pekiştirmenin temel bir aracı olarak görmelerine zemin hazırlamaktadır. Bu doğrultuda Jamali ve Neville (2011), yükselen piyasalardaki şirketlerin formel yasal düzenlemelerden ziyade normatif kurumsal baskılara karşı daha duyarlı olduğunu; örgütsel meşruiyetlerini ise söz konusu toplumsal değer ve beklentilere uyum sağlayarak tesis ettiklerini ortaya koymaktadır.

Normatif baskıların kapsamı, çoklu paydaş beklentileri ve yönlendirmeleri doğrultusunda genişlemektedir. Çalışanlar, tüketiciler ve yatırımcılar firmaların çevresel ve sosyal konulardaki uygulamalarını izleyerek bu eylemlerin toplumsal meşruiyetini değerlendirmeye tabi tutmaktadır. Nitekim Helfaya

vd. (2023), kurumsal kültüre başarıyla entegre edilen sürdürülebilirlik temelli iş stratejilerinin, işletmelerin farklı paydaş gruplarından gelen çok boyutlu talepleri karşılamaını kolaylaştırdığını vurgulamaktadır.

Sonuç itibarıyla ulusal kültür, toplumsal değerler, normatif baskılar ve paydaş beklentileri firmaların ESG uygulamalarını şekillendiren ülke düzeyindeki temel kurumsal faktörler arasında değerlendirilebilir. Söz konusu unsurlar, firmaların yalnızca yasal düzenlemelerle değil, toplumsal çevre tarafından kabul gören davranış kalıplarına ve paydaş beklentilerine uyum sağlamaya yöneltmektedir.

4.4. Sürdürülebilirlik Düzenlemeleri, Raporlama Standartları ve Piyasa Baskıları

Sürdürülebilirlik düzenlemeleri, raporlama standartları ve piyasa temelli baskılar, firmaların ESG uygulamalarını şekillendiren ülke düzeyindeki unsurlar arasında değerlendirilebilir. Ülkelerin sürdürülebilirlik alanında belirlediği yasal ve düzenleyici standartlar, firmaların çevresel ve sosyal sorumluluk alanlarına ilişkin belirli ölçütlere uyum sağlamalarını gerektirebilmektedir. Nitekim güçlü bir düzenleyici yapıya sahip kurumsal çevrelerde devletler, toplumun firmalardan beklediği temel çevresel ve sosyal sorumluluk standartlarını kanunlaştırarak kurumsal eylemleri bağlayıcı hale getirmekte; zorunlu Kurumsal Sosyal Sorumluluk ve ESG bildirim düzenlemeleriyle firmalar üzerinde doğrudan düzenleyici baskı oluşturmaktadır (Luo vd., 2024).

ESG raporlaması, firmaların sürdürülebilirlik performansının şeffaflaşmasında önemli bir rol oynamaktadır. Firmaların ESG alanlarındaki uygulamalarına ilişkin kapsamlı veri sunması paydaşların firmanın sürdürülebilirlik performansını rasyonel şekilde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. Connelly vd. (2011), işletmelerin yönetim ile paydaş grupları

arasındaki bilgi asimetrisini hafifletmek ve örgütsel meşruiyetlerini pekiştirecek olumlu kurumsal sinyaller iletmek amacıyla gönüllü veya ilave veri bildirimlerine başvurduğunu vurgulamaktadır. Özellikle yatırımcılar açısından ESG verilerinin erişilebilir ve karşılaştırılabilir nitelikte olması, yatırım kararlarında sürdürülebilirlik kriterlerinin yatırım analizlerine entegre edilmesini kolaylaştırabilir.

Standart raporlama çerçeveleri, ESG açıklamalarının belirli bir disiplin ve şeffaflık içinde hazırlanmasına katkı sağlayabilir. Zaman vd.'nin (2022) gelişmekte olan Asya piyasalarına odaklanan çalışmasında ortaya koyduğu üzere, kamu otoritelerinin yürürlüğe koyduğu düzenleyici reformlar ESG ile ilgili kurumsal pratikleri dönüştürücü etkiye sahip olmuştur. Bu bağlamda Çin'de Şanghay ve Shenzhen borsaları sürdürülebilirlik raporlama ilkelerini güncelleyerek 2008 yılı itibarıyla kote şirketler nezdinde ESG bildirimlerini zorunlu kılmıştır (Ioannou ve Serafeim, 2019).

Firmaların ESG performansını şekillendiren bir diğer unsur ise piyasa baskılarıdır. Sektörel dinamikler, ESG alanındaki asgari standartların yayılımında belirleyici bir rol üstlenmektedir; zira işletmeler bu süreçte ya yasal düzenlemelerin dayattığı zorlayıcı baskılara uyum sağlamak ya da sektördeki öncü rakiplerini model alarak sektör içi baskılara yanıt vermektedir (DiMaggio ve Powell, 1983). Dolayısıyla piyasa aktörlerinin ürettiği bu baskılar firmaları yalnızca yasal düzenlemelere değil, aynı zamanda değişen piyasa koşullarına uyum sağlamalarına teşvik edebilir.

5. SONUÇ

Bu bölümde, firmaların ESG performansını belirleyen unsurların yalnızca firma düzeyindeki özellikler ve stratejik tercihler üzerinden değerlendirilmesinin yeterli olmadığı,

firmaların faaliyet gösterdikleri ülkenin kurumsal yapısının da dikkate alınması gerektiği ileri sürülmektedir. Bu doğrultuda ülke düzeyindeki kurumsal yapı; düzenleyici kurumlar ve yasal çerçeve, kurumsal kalite ve yönetim kapasitesi, ulusal kültür, normatif baskılar ve toplumsal beklentiler, raporlama standartları ve piyasa baskıları gibi unsurları içeren çok boyutlu bir yapı oluşturmaktadır. Söz konusu unsurlar, firmaların faaliyet gösterdikleri kurumsal çevrede maruz kaldıkları beklenti ve baskıların niteliğini belirleyebilmekte ve firmaların sürdürülebilirlik uygulamalarını şekillendirebilmektedir.

Ülke düzeyindeki yasal ve kurumsal düzenlemelerin firmaların ESG performansı üzerindeki etkisi, yasal zorunluluklar üzerinden ortaya çıkabildiği gibi (Luo vd., 2024), ülke düzeyindeki kurumsal faktörlerin firma davranışları üzerindeki asıl belirleyiciliği düzenleyici, normatif ve bilişsel mekanizmalar aracılığıyla şekillenmektedir (Scott, 2014). Düzenleyici mekanizmalar, firmaların uymakla yükümlü olduğu yasal düzenlemeler ve kurumsal çerçeve aracılığıyla ortaya çıkan baskıları ifade etmektedir. Normatif mekanizmalar ise toplumsal değerler, mesleki standartlar ve meşruiyet zemininde paydaşların firmalardan beklediği davranışlar doğrultusunda şekillenmektedir. Bilişsel mekanizmalar ise belirsizlik koşulları altında faaliyet gösteren firmaların risklerini en aza indirmek için kurumsal meşruiyet kazanmış öncü firmaları taklit ederek sektör normlarına uyum sağlamasıyla ilişkilidir.

Bu çerçevede, bölüm kapsamında yapılan değerlendirmeler doğrultusunda şu önermelere ulaşılmıştır. (1) Ülke düzeyindeki düzenleyici kurumların etkinliğinin artması ve yasal çerçevenin güçlenmesi, firmaların ESG performansını artırabilir. (2) Ülke düzeyindeki kurumsal kalite ve yönetim kapasitesinin güçlenmesi, firmaların ESG uygulamalarını destekler ve ESG performansını artırabilir. (3) Ulusal kültür, toplumsal normlar ve paydaş beklentilerinden kaynaklanan

normatif baskıların güçlenmesi, firmaların ESG uygulamalarını artırabilir. (4) Sürdürülebilirlik düzenlemelerinin, raporlama standartlarının ve piyasa baskılarının güçlenmesi, firmaların ESG performansını artırabilir.

Ortaya konan önermeler ve kuramsal değerlendirmeler ileride yapılacak çalışmalar için farklı araştırma alanları sunmaktadır. Söz konusu kuramsal çerçeve; farklı ülkeler, kurumsal rejimler ve sektörler arasında karşılaştırmalı analizlerin gerçekleştirilmesine olanak tanımaktadır. Bu doğrultuda gelecekteki araştırmaların, ülke düzeyi faktörlerin firmaların ESG performansı üzerindeki rolünün ampirik olarak analiz edilmesi, değerlendirilen ilişkilerin daha somut ve kapsamlı kanıtlarla açıklanmasına olanak sağlayacaktır.

Gelecek araştırmalar için öne çıkan ilk alan, ülkeler arası karşılaştırmalı araştırmalardır. Ülkelerin hukuki yapıları, düzenleyici kurumların etkinliği, kurumsal kalite düzeyleri ve yönetim kapasiteleri belirgin biçimde değişkenlik göstermektedir. Söz konusu kurumsal farklılıkların firmaların ESG uygulamalarını nasıl biçimlendirdiği ülkeler arası araştırmalar aracılığıyla test edilebilir. Özellikle aynı sektörde faaliyet gösteren şirketlerin farklı ülkelerdeki ESG performanslarının kıyaslanması, ülke düzeyindeki faktörlerin belirleyici rolünün ortaya konmasına olanak sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Beddewela, E., & Fairbrass, J. (2016). Seeking legitimacy through CSR: Institutional pressures and corporate responses of multinationals in Sri Lanka. *Journal of Business Ethics*, 136(3), 503–522.
- Brammer, S., Jackson, G., & Matten, D. (2012). Corporate social responsibility and institutional theory: New perspectives on private governance. *Socio-Economic Review*, 10(1), 3–28.
- Cai, Y., Pan, C. H., & Statman, M. (2016). Why do countries matter so much in corporate social performance? *Journal of Corporate Finance*, 41, 591–609.
- Campbell, J. L. (2007). Why would corporations behave in socially responsible ways? An institutional theory of corporate social responsibility. *Academy of Management Review*, 32(3), 946–967.
- Chih, H.-L., Chih, H.-H., & Chen, T.-Y. (2010). On the determinants of corporate social responsibility: International evidence on the financial industry. *Journal of Business Ethics*, 93(1), 115–135.
- Connelly, B. L., Certo, S. T., Ireland, R. D., & Reutzel, C. R. (2011). Signaling theory: A review and assessment. *Journal of Management*, 37(1), 39–67.
- Crespi, F., & Migliavacca, M. (2020). The determinants of ESG rating in the financial industry: The same old story or a different tale? *Sustainability*, 12(16), 6398.
- DiMaggio, P. J., & Powell, W. W. (1983). The iron cage revisited: Institutional isomorphism and collective rationality in organizational fields. *American Sociological Review*, 48(2), 147–160.

- Eccles, R. G., & Serafeim, G. (2013). The performance frontier: Innovating for a sustainable strategy. *Harvard Business Review*, 91(5), 50–60.
- Gillan, S. L., Koch, A., & Starks, L. T. (2021). Firms and social responsibility: A review of ESG and CSR research in corporate finance. *Journal of Corporate Finance*, 66, 101889.
- Glachant, M., Schucht, S., Bültmann, A., & Wätzold, F. (2002). Companies' participation in EMAS: The influence of the public regulator. *Business Strategy and the Environment*, 11(4), 254–266.
- Helfaya, A., Morris, R., & Aboud, A. (2023). Investigating the factors that determine the ESG disclosure practices in Europe. *Sustainability*, 15(6), 5508.
- Ioannou, I., & Serafeim, G. (2012). What drives corporate social performance? The role of nation-level institutions. *Journal of International Business Studies*, 43(9), 834–864.
- Ioannou, I., & Serafeim, G. (2019). The consequences of mandatory corporate sustainability reporting. In A. McWilliams, D. E. Rupp, D. S. Siegel, G. K. Stahl, & D. A. Waldman (Eds.), *The Oxford handbook of corporate social responsibility: Psychological and organizational perspectives* (pp. 452–489). Oxford, England: Oxford University Press.
- Jackson, G., & Apostolakou, A. (2010). Corporate social responsibility in Western Europe: An institutional mirror or substitute? *Journal of Business Ethics*, 94(3), 371–394.
- Jamali, D., & Neville, B. (2011). Convergence versus divergence of CSR in developing countries: An embedded multi-

- layered institutional lens. *Journal of Business Ethics*, 102(4), 599–621.
- Kennedy, M. T., & Fiss, P. C. (2009). Institutionalization, framing, and diffusion: The logic of TQM adoption and implementation decisions among U.S. hospitals. *Academy of Management Journal*, 52(5), 897–918.
- Khan, Z., Lew, Y. K., & Park, B. I. (2015). Institutional legitimacy and norms-based CSR marketing practices: Insights from MNCs operating in a developing economy. *International Marketing Review*, 32(5), 463–491.
- Liang, H., & Renneboog, L. (2017). On the foundations of corporate social responsibility. *The Journal of Finance*, 72(2), 853–910.
- Liu, P., Zhu, B., Yang, M., & Chu, X. (2022). ESG and financial performance: A qualitative comparative analysis in China's new energy companies. *Journal of Cleaner Production*, 379, 134721.
- Luo, Z., Li, Y., Nguyen, L. T., Jo, I., & Zhao, J. (2024). The moderating role of country governance in the link between ESG and financial performance: A study of listed companies in 58 countries. *Sustainability*, 16(13), 5410.
- Nguyen, L. T., Shao, Y., & Chen, S. (2022). Does CSR foster innovation performance? The moderating effect of ownership structure. *International Journal of Technology Management*, 90(3–4), 141–181.
- Nyquist, S. (2003). The legislation of environmental disclosures in three Nordic countries: A comparison. *Business Strategy and the Environment*, 12(1), 12–25.
- Orlitzky, M., Louche, C., Gond, J.-P., & Chapple, W. (2017). Unpacking the drivers of corporate social performance: A

- multilevel, multistakeholder, and multimethod analysis. *Journal of Business Ethics*, 144(1), 21–40.
- Ortas, E., Álvarez, I., Jaussaud, J., & Garayar, A. (2015). The impact of institutional and social context on corporate environmental, social and governance performance of companies committed to voluntary corporate social responsibility initiatives. *Journal of Cleaner Production*, 108, 673–684.
- Scott, W. R. (2014). W. Richard Scott (1995), Institutions and organizations. Ideas, interests and identities. *M@n@gement*, 17(2), 136–140.
- United Nations Global Compact. (2004). *Who cares wins: Connecting financial markets to a changing world*. New York, NY: Author.
- Valentine, S., Godkin, L., Cyrson, E., & Fleischman, G. (2006). Perceived ethical values and small business problems in Poland. *Business Ethics: A European Review*, 15(1), 76–85.
- Wang, M. B., & Kong, D. M. (2016). Anti-corruption and Chinese corporate governance: A quasi-natural experiment. *Journal of Financial Research*, 434(8), 159–174.
- Wang, T., & Bansal, P. (2012). Social responsibility in new ventures: Profiting from a long-term orientation. *Strategic Management Journal*, 33(10), 1135–1153.
- Wiig, A., & Kolstad, I. (2010). Multinational corporations and host country institutions: A case study of CSR activities in Angola. *International Business Review*, 19(2), 178–190.
- Zaman, R., Jain, T., Samara, G., & Jamali, D. (2022). Corporate governance meets corporate social responsibility:

Mapping the interface. *Business & Society*, 61(3), 690–752.

**FİNANS ALANINDA
GÜNCEL KONULAR VE
AKADEMİK DEĞERLENDİRMELER**

yaz
yayınları

YAZ Yayınları
M.İhtisas OSB Mah. 4A Cad. No:3/3
İscehisar / AFYONKARAHİSAR
Tel : (0 531) 880 92 99
yazyayinlari@gmail.com • www.yazyayinlari.com