



www.turkishstudies.net/economy

Turkish Studies - Economics, Finance, Politics

eISSN: 2667-5625

Research Article / Araştırma Makalesi



Artificial Intelligence and Gender-Based Employment Dynamics: Empirical Evidence from Türkiye*

Yapay Zekâ ve Cinsiyete Göre İstihdam Dinamikleri: Türkiye'den Ampirik Kanıtlar

İdris Yağmur** - Mustafa Karakuş***

Abstract: The effects of advancements in artificial intelligence technologies on the labor market constitute an important area of research for understanding the economic consequences of technological transformation. This study aims to examine the relationship between artificial intelligence developments and employment indicators in the Turkish economy from a nonlinear perspective. In this context, a news-based artificial intelligence index is used to represent the level of artificial intelligence, while the total employment rate, male employment rate, and female employment rate are considered to assess the labor market. Monthly data from the period 2015:M1-2026:M2 were used in the analysis. The stationarity properties of the variables were examined using the Fourier KPSS test, and the Fourier ADL cointegration approach was employed to identify long-term relationships. Causal relationships among the variables were analyzed using the efficient asymmetric causality test, which allows for the differentiation of the effects of positive and negative shocks. The findings indicate that there is no long-term cointegration relationship between the total employment rate, the male employment rate, the female employment rate, and the artificial intelligence index. However, the results of the asymmetric causality analysis reveal a significant causal relationship from positive shocks in the artificial intelligence index to the

* This manuscript was prepared by the researchers with the support of the European Commission within the scope of the project research titled "Q!te Work - Supporting Digital Competences of Youth Workers in the Transition of Digital Youth Work Process to Support Quality in all Kind of Learning Mobility" (Project No: 2023-3-TR01-KA153-YOU-000177055), funded under the Erasmus+ Program. This publication reflects the views only of the authors, and the European Commission and the Turkish National Agency cannot be held responsible for any use which may be made of the information contained therein.

Bu makale, Erasmus+ Programı kapsamında finanse edilen "Q!te Work - Her Türlü Öğrenme Hareketliliğinde Kaliteyi Desteklemek Amacıyla Dijital Gençlik Çalışmasına Geçiş Sürecinde Gençlik Çalışanlarının Dijital Yetkinliklerinin Desteklenmesi" başlıklı proje (Proje No: 2023-3-TR01-KA153-YOU-000177055) araştırması kapsamında, Avrupa Komisyonunun desteğiyle araştırmacılar tarafından hazırlanmıştır. Bu yayın yalnızca yazarların görüşlerini yansıtmakta olup Avrupa Komisyonu ve Türkiye Ulusal Ajansı, yayında yer alan bilgilerin herhangi bir şekilde kullanılmasından sorumlu tutulamaz.

** Corresponding Author: Asst. Prof. Dr., Manisa Celal Bayar University, Kırkağaç Vocational School, Department of Accounting and Tax Applications

Sorumlu Yazar: Dr. Öğr. Üyesi, Manisa Celal Bayar Üniversitesi, Kırkağaç Meslek Yüksekokulu, Muhasebe ve Vergi Uygulamaları Bölümü

ORCID <https://orcid.org/0000-0002-9743-2189>

idris.yagmur@cbu.edu.tr

*** Assoc. Prof. Dr., Ankara Hacı Bayram Veli University, Faculty of Financial Sciences, Department of Capital Markets
Doç. Dr., Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi, Finansal Bilimler Fakültesi, Sermaye Piyasası Bölümü

ORCID <https://orcid.org/0000-0001-7207-6686>

mustafa-karakuş@hbv.edu.tr

Cite as/ Atıf: Yağmur, İ. & Karakuş, M. (2026). Artificial intelligence and gender-based employment dynamics: Empirical evidence from Türkiye / Yapay zekâ ve cinsiyete göre istihdam dinamikleri: Türkiye'den ampirik kanıtlar. *Turkish Studies – Economics, Finance, Politics*, 21(Ö1), 3655-3702. [Special Issues Dedicated to Prof. Dr. Mahmut Özer], Ankara Bilim University Publications. <https://dx.doi.org/10.7827/TurkishStudies.95727>

Received/Geliş: 07 May/ Mayıs 2026

Accepted/Kabul: 15 September/Eylül 2026

Published/Yayın: 20 September/Eylül 2026

Checked by plagiarism software



female employment rate. In contrast, no significant causal relationship was found between the artificial intelligence index and either total employment or male employment. Furthermore, no significant causal relationship was found from employment indicators to the artificial intelligence index. The findings indicate that the relationship between artificial intelligence and employment may vary depending on the type of employment and may exhibit an asymmetric causal structure, particularly with regard to female employment. By analyzing the artificial intelligence-employment relationship in the context of the Turkish economy using nonlinear methods, this study provides an empirical contribution to the literature on the effects of technological transformation on the labor market.

Keywords: Artificial Intelligence, Employment, Fourier ADL Cointegration Test, Efficient Asymmetric Causality Test.

Öz: Yapay zekâ teknolojilerindeki gelişmelerin işgücü piyasası üzerindeki etkileri, teknolojik dönüşümün ekonomik sonuçlarının anlaşılması açısından önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır. Bu çalışma, Türkiye ekonomisinde yapay zekâ gelişmeleri ile istihdam göstergeleri arasındaki ilişkiyi doğrusal olmayan bir perspektifle incelemeyi amaçlamaktadır. Bu kapsamda yapay zekâ düzeyini temsil etmek amacıyla haber tabanlı yapay zekâ endeksi kullanılırken, istihdam piyasasını değerlendirmek için toplam istihdam oranı, erkek istihdam oranı ve kadın istihdam oranı değişkenleri ele alınmıştır. Analizde 2015:M1-2026:M2 dönemine ait aylık veriler kullanılmıştır. Değişkenlerin durağanlık özellikleri Fourier KPSS testi ile incelenmiş, uzun dönemli ilişkilerin belirlenmesi amacıyla Fourier ADL eşbütünleşme yaklaşımından yararlanılmıştır. Değişkenler arasındaki nedensellik ilişkileri ise pozitif ve negatif şokların etkilerini ayırtırmaya imkân sağlayan etkili asimetric nedensellik testi ile analiz edilmiştir. Elde edilen bulgular, toplam istihdam oranı, erkek istihdam oranı ve kadın istihdam oranı ile yapay zekâ endeksi arasında uzun dönemli bir eşbütünleşme ilişkisinin bulunmadığını göstermektedir. Bununla birlikte asimetric nedensellik sonuçları, yapay zekâ endeksindeki pozitif şoklardan kadın istihdam oranına doğru anlamlı bir nedensellik ilişkisi olduğunu ortaya koymaktadır. Buna karşılık, yapay zekâ endeksi ile toplam istihdam ve erkek istihdamı arasında anlamlı bir nedensellik ilişkisi tespit edilmemiştir. Ayrıca istihdam göstergelerinden yapay zekâ endeksine doğru herhangi bir anlamlı nedensellik ilişkisine rastlanmamıştır. Bulgular, yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişkinin istihdam türlerine göre farklılaşabileceğini ve özellikle kadın istihdamı açısından asimetric bir nedensellik yapısı sergileyebileceğini göstermektedir. Bu çalışma, yapay zekâ-istihdam ilişkisini Türkiye ekonomisi özelinde doğrusal olmayan yöntemlerle analiz ederek, teknolojik dönüşümün işgücü piyasası üzerindeki etkilerine ilişkin literatüre ampirik katkı sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Yapay Zekâ, İstihdam, Fourier ADL Eşbütünleşme Testi, Etkili Asimetric Nedensellik Testi.

Structured Abstract:**Aim**

Rapid advances in artificial intelligence (AI) have renewed debate over how AI reshapes labor markets, yet most empirical evidence concentrates on developed economies and on China, and typically evaluates AI's employment effects as if they were uniform across worker groups. Two gaps motivate this study. First, developing economies such as Türkiye, which differ from developed economies in production structure, technological readiness, and workforce composition, remain underexamined, even though these structural differences may condition how AI-related developments transmit to employment. Second, the existing literature largely evaluates total employment or broad skill categories, leaving the gender dimension of AI's labor-market effects only partially addressed, despite evidence that female employment is concentrated in occupations and tasks that may be differently exposed to technological change. The study also addresses a methodological gap: much of the literature treats the AI-employment relationship as linear and symmetric, even though the effects of technological transformation are unlikely to unfold identically for positive and negative developments over time. Accordingly, the aim of this study is to examine the relationship between AI-related developments, measured through a news-based indicator, and employment outcomes in Türkiye, distinguishing total, male, and female employment, and allowing for the possibility that positive and negative AI shocks generate asymmetric effects.

Method

This is a quantitative time-series study of the Turkish economy using monthly data covering 2015:M1-2026:M2. AI developments are proxied by the news-based AI Index from the Economic Policy Uncertainty (EPU) database, which tracks the daily density of U.S. newspaper articles referencing AI, generative AI, machine learning, and computer vision; the daily series is converted to monthly frequency. Employment is measured through three seasonally adjusted TurkStat indicators for the population aged 15 and older: the total employment rate (TE), the male employment rate (ME), and the female employment rate (FE). The analytical strategy proceeds in three stages. First, the stationarity properties of all series are assessed with the Fourier KPSS test of Becker et al. (2006), which accommodates smooth, unknown structural breaks. Second, the long-term relationship between employment indicators and the AI index is tested using the Fourier ADL cointegration test developed by Banerjee et al. (2017). Third, causal relationships are examined with the Efficient Asymmetric Causality Test of Hatemi-J (2024), a SURE-based procedure that decomposes each series into positive and negative cumulative shock components and tests causality separately for each, allowing the direction and sign of AI-employment linkages to differ.

Findings

The Fourier KPSS test rejects the null of stationarity for all four series at the 1% level (AI: 0.1745; TE: 0.5859; ME: 0.5228; FE: 2.1719), indicating that AI, TE, ME, and FE are all non-stationary at level. Since the critical values for the Fourier ADL cointegration test statistics were not exceeded, the null hypothesis H_0 which states that there is no cointegration cannot be rejected. There is no stable long-term relationship between employment indicators and the AI index over the sample period. The Efficient Asymmetric Causality Test results are markedly uneven across employment indicators. No significant causality, in either direction or under either shock sign, is found between AI and total employment (AI→TE: positive 0.0349, $p = 0.8518$; negative 0.0014, $p = 0.9706$; TE→AI: positive 0.0002, $p = 0.9881$; negative 0.0020, $p = 0.9647$) or between AI and male employment (AI→ME: positive 0.3584, $p = 0.5494$; negative 0.1488, $p = 0.6997$; ME→AI: positive 0.1308, $p = 0.7176$; negative 0.2236, $p = 0.6363$). By contrast, a unidirectional causal relationship runs from AI to female employment under positive shocks only (test statistic = 6.0103, $p = 0.0142$, significant at 5%); the corresponding negative-shock relationship is insignificant (0.6706, $p = 0.4128$), as is causality in the reverse direction from female employment to AI, under both positive (0.2907, $p = .5897$) and negative (0.8767, $p = 0.3491$) shocks.

Conclusion

The findings show that AI's relationship with employment in Türkiye is neither universal nor symmetric: over the sample period, AI-related developments show no significant cointegrating or causal link with total or male employment, while a significant, positive-shock-only causal channel runs from AI to female employment. This pattern distinguishes the study from prior work, most of which either pools employment

الخاتمة

تُظهر النتائج أن علاقة الذكاء الاصطناعي بالتشغيل في تركيا ليست عامة ولا متناظرة؛ فخلال فترة العينة، لا تُظهر التطورات المرتبطة بالذكاء الاصطناعي علاقة تكامل مشتركة أو علاقة سببية ذات دلالة إحصائية مع التشغيل الكلي أو تشغيل الذكور، في حين توجد قناة سببية ذات دلالة إحصائية تمتد من الذكاء الاصطناعي إلى تشغيل الإناث، وتقتصر على الصدمات الموجبة. ويُميز هذا النمط الدراسة عن البحوث السابقة، التي تجمع معظمها مؤشرات التشغيل في إطار إجمالي، أو تتناول سياقات الاقتصادات المتقدمة والصين، حيث تختلف المقاييس البديلة للذكاء الاصطناعي ومؤسسات سوق العمل وتوزيعات المهارات اختلافاً جوهرياً عن نظيراتها في تركيا. ومن خلال الجمع بين مؤشر للذكاء الاصطناعي قائم على الأخبار وإطار تحليلي يفصل مؤشرات التشغيل بحسب الجنس ويراعي عدم التناظر، تقدم الدراسة أدلة خاصة بتركيا مستندة إلى بيانات عالية التواتر، بما يسهم في إثراء أدبيات لم توفر حتى الآن سوى فهم محدود لكيفية انتقال آثار التطورات المرتبطة بالذكاء الاصطناعي إلى أسواق العمل في السياقات النامية التي تتباين فيها أوضاع التشغيل بحسب النوع الاجتماعي. وتشير النتائج إلى ضرورة تقييم آثار الذكاء الاصطناعي في سوق العمل بالارتباط بفئات التشغيل المحددة واتجاهات الصدمات، بدلاً من التعامل معها بوصفها عملية موحدة ومتناظرة. كما توفر أساساً لدراسات مستقبلية توسع تطبيق هذا النهج غير المتناظر والمفصل بحسب الجنس ليشمل بيانات التشغيل القطاعية أو المهنية، متى أصبحت هذه السلاسل متاحة لتركيا.

للتكامل المشترك، اختبار السببية غير المتناظرة الكفو ADL **الكلمات المفتاحية:** الذكاء الاصطناعي، التشغيل، اختبار فوربييه

Résumé Structuré:

Objectif

Les progrès rapides de l'intelligence artificielle (IA) ont ravivé le débat sur la manière dont celle-ci reconfigure les marchés du travail. Toutefois, la plupart des données empiriques portent sur les économies développées et la Chine, et les effets de l'IA sur l'emploi sont généralement évalués comme s'ils étaient homogènes entre les différentes catégories de travailleurs. Deux lacunes motivent cette étude. Premièrement, les économies en développement, telles que la Türkiye, qui se distinguent des économies développées par leur structure productive, leur degré de préparation technologique et la composition de leur main-d'œuvre, demeurent insuffisamment étudiées, alors même que ces différences structurelles peuvent conditionner la transmission des évolutions liées à l'IA à l'emploi. Deuxièmement, la littérature existante examine principalement l'emploi total ou de grandes catégories de qualifications, ne traitant que partiellement la dimension de genre des effets de l'IA sur le marché du travail, malgré les données indiquant que l'emploi féminin se concentre dans des professions et des tâches susceptibles d'être exposées différemment au changement technologique. L'étude répond également à une lacune méthodologique : une grande partie de la littérature considère la relation entre l'IA et l'emploi comme linéaire et symétrique, alors qu'il est peu probable que les effets de la transformation technologique se déploient de manière identique face à des évolutions positives et négatives au fil du temps. Cette étude vise donc à examiner la relation entre les évolutions liées à l'IA, mesurées au moyen d'un indicateur fondé sur la couverture médiatique, et les résultats en matière d'emploi en Türkiye, en distinguant l'emploi total, masculin et féminin, et en admettant la possibilité que les chocs positifs et négatifs liés à l'IA produisent des effets asymétriques.

Méthode

Cette étude quantitative de séries temporelles porte sur l'économie turque et mobilise des données mensuelles couvrant la période allant de janvier 2015 à février 2026 (2015:M1–2026:M2). Les évolutions de l'IA sont appréhendées au moyen de l'indice d'IA fondé sur la couverture médiatique, issu de la base de données *Economic Policy Uncertainty* (EPU). Cet indice mesure la densité quotidienne des articles de journaux américains faisant référence à l'intelligence artificielle, à l'IA générative, à l'apprentissage automatique et à la vision par ordinateur ; la série quotidienne est convertie en fréquence mensuelle. L'emploi est mesuré à l'aide de trois indicateurs corrigés des variations saisonnières, publiés par l'Institut ture de statistique (TurkStat) pour la population âgée de 15 ans et plus : le taux d'emploi total (TE), le taux d'emploi masculin (ME) et le taux d'emploi féminin (FE). La stratégie analytique comporte trois étapes. Premièrement, les propriétés de stationnarité de l'ensemble des séries sont évaluées à l'aide du test KPSS de Fourier de Becker et al. (2006), qui prend en compte des ruptures structurelles progressives et inconnues. Deuxièmement, la relation de long terme entre les indicateurs d'emploi et l'indice d'IA est examinée au moyen du test de cointégration ADL de Fourier développé par Banerjee et al. (2017). Troisièmement, les relations de causalité sont étudiées à l'aide du test efficient de causalité asymétrique de Hatemi-J (2024), une procédure fondée sur l'estimation de régressions apparemment non liées (SURE). Celle-ci décompose chaque série en composantes cumulées de

chocs positifs et négatifs et teste séparément la causalité pour chacune d'elles, permettant ainsi au sens et au signe des liens entre l'IA et l'emploi de différer.

Résultats

Le test KPSS de Fourier rejette l'hypothèse nulle de stationnarité pour les quatre séries au seuil de 1 % (AI : 0,1745 ; TE : 0,5859 ; ME : 0,5228 ; FE : 2,1719), indiquant que les séries AI, TE, ME et FE sont toutes non stationnaires en niveau. Les statistiques du test de cointégration ADL de Fourier ne dépassant pas les valeurs critiques, l'hypothèse nulle H_0 d'absence de cointégration ne peut être rejetée. Il n'existe donc pas de relation stable de long terme entre les indicateurs d'emploi et l'indice d'IA sur la période étudiée. Les résultats du test efficient de causalité asymétrique varient sensiblement selon les indicateurs d'emploi. Aucune causalité statistiquement significative n'est observée, dans aucun des deux sens et pour aucun des deux signes de choc, entre l'IA et l'emploi total (AI→TE : chocs positifs, 0,0349, $p = 0,8518$; chocs négatifs, 0,0014, $p = 0,9706$; TE→AI : chocs positifs, 0,0002, $p = 0,9881$; chocs négatifs, 0,0020, $p = 0,9647$), ni entre l'IA et l'emploi masculin (AI→ME : chocs positifs, 0,3584, $p = 0,5494$; chocs négatifs, 0,1488, $p = 0,6997$; ME→AI : chocs positifs, 0,1308, $p = 0,7176$; chocs négatifs, 0,2236, $p = 0,6363$). En revanche, une relation de causalité unidirectionnelle allant de l'IA vers l'emploi féminin est mise en évidence uniquement pour les chocs positifs (statistique du test = 6,0103, $p = 0,0142$, significative au seuil de 5 %). La relation correspondante pour les chocs négatifs n'est pas statistiquement significative (0,6706, $p = 0,4128$), pas plus que la causalité dans le sens inverse, de l'emploi féminin vers l'IA, tant pour les chocs positifs (0,2907, $p = 0,5897$) que pour les chocs négatifs (0,8767, $p = 0,3491$).

Conclusion

Les résultats montrent que la relation entre l'IA et l'emploi en Türkiye n'est ni universelle ni symétrique : sur la période étudiée, les évolutions liées à l'IA ne présentent aucun lien de cointégration ou de causalité statistiquement significatif avec l'emploi total ou masculin, tandis qu'un canal causal significatif allant de l'IA vers l'emploi féminin apparaît exclusivement pour les chocs positifs. Cette configuration distingue l'étude des travaux antérieurs, dont la plupart regroupent les indicateurs d'emploi ou examinent les contextes des économies développées et de la Chine, où les mesures indirectes de l'IA, les institutions du marché du travail et les distributions des qualifications diffèrent sensiblement de celles de la Türkiye. En associant un indicateur d'IA fondé sur la couverture médiatique à un cadre analytique désagrégé par sexe et tenant compte de l'asymétrie, l'étude apporte des données empiriques à haute fréquence propres au contexte national à une littérature qui, jusqu'à présent, n'a offert qu'un éclairage limité sur la transmission des évolutions liées à l'IA aux marchés du travail dans des contextes en développement marqués par des différences de genre. Les résultats suggèrent que les effets de l'IA sur le marché du travail doivent être évalués en fonction de catégories d'emploi spécifiques et du sens des chocs, plutôt que comme un processus uniforme et symétrique. Ils fournissent également une base pour de futures recherches visant à étendre cette approche asymétrique et désagrégée par sexe aux données d'emploi sectorielles ou par profession, à mesure que de telles séries deviendront disponibles pour la Türkiye.

Mots-clés: Intelligence artificielle, emploi, test de cointégration ADL de Fourier, test efficient de causalité asymétrique.

Resumen Estructurado:

Objetivo

Los rápidos avances en inteligencia artificial (IA) han reavivado el debate sobre cómo esta reconfigura los mercados laborales. Sin embargo, la mayor parte de la evidencia empírica se concentra en las economías desarrolladas y en China, y suele evaluar los efectos de la IA sobre el empleo como si fueran homogéneos entre los distintos grupos de trabajadores. Dos lagunas de investigación motivan este estudio. En primer lugar, las economías en desarrollo, como Türkiye, que difieren de las economías desarrolladas en su estructura productiva, preparación tecnológica y composición de la fuerza laboral, siguen estando insuficientemente estudiadas, pese a que estas diferencias estructurales pueden condicionar la transmisión de los cambios relacionados con la IA al empleo. En segundo lugar, la literatura existente analiza principalmente el empleo total o categorías amplias de cualificación, por lo que la dimensión de género de los efectos de la IA sobre el mercado laboral solo se ha abordado parcialmente, a pesar de la evidencia de que el empleo femenino se

concentra en ocupaciones y tareas que pueden presentar distintos grados de exposición al cambio tecnológico. El estudio también aborda una laguna metodológica: gran parte de la literatura considera que la relación entre la IA y el empleo es lineal y simétrica, aunque resulta poco probable que los efectos de la transformación tecnológica se manifiesten de manera idéntica ante cambios positivos y negativos a lo largo del tiempo. En consecuencia, este estudio tiene como objetivo examinar la relación entre los cambios relacionados con la IA, medidos mediante un indicador basado en noticias, y los resultados en materia de empleo en Türkiye, distinguiendo entre empleo total, masculino y femenino, y contemplando la posibilidad de que las perturbaciones positivas y negativas de la IA generen efectos asimétricos.

Método

Se trata de un estudio cuantitativo de series temporales de la economía turca que utiliza datos mensuales correspondientes al período comprendido entre enero de 2015 y febrero de 2026 (2015:M1–2026:M2). Los cambios en la IA se aproximan mediante el índice de IA basado en noticias de la base de datos *Economic Policy Uncertainty* (EPU), que registra la densidad diaria de artículos publicados en periódicos estadounidenses que hacen referencia a la inteligencia artificial, la IA generativa, el aprendizaje automático y la visión por computador; la serie diaria se convierte a frecuencia mensual. El empleo se mide mediante tres indicadores desestacionalizados del Instituto de Estadística de Türkiye (TurkStat) para la población de 15 años o más: la tasa de empleo total (TE), la tasa de empleo masculino (ME) y la tasa de empleo femenino (FE). La estrategia analítica se desarrolla en tres etapas. En primer lugar, las propiedades de estacionariedad de todas las series se evalúan mediante la prueba KPSS de Fourier de Becker et al. (2006), que permite incorporar cambios estructurales suaves y desconocidos. En segundo lugar, la relación a largo plazo entre los indicadores de empleo y el índice de IA se contrasta mediante la prueba de cointegración ADL de Fourier desarrollada por Banerjee et al. (2017). En tercer lugar, las relaciones causales se examinan mediante la prueba eficiente de causalidad asimétrica de Hatemi-J (2024), un procedimiento basado en la estimación de regresiones aparentemente no relacionadas (SURE), que descompone cada serie en componentes acumulados de perturbaciones positivas y negativas y contrasta la causalidad por separado para cada uno de ellos, permitiendo que difieran la dirección y el signo de los vínculos entre la IA y el empleo.

Resultados

La prueba KPSS de Fourier rechaza la hipótesis nula de estacionariedad para las cuatro series al nivel de significación del 1 % (AI: 0,1745; TE: 0,5859; ME: 0,5228; FE: 2,1719), lo que indica que las series AI, TE, ME y FE son todas no estacionarias en niveles. Dado que los estadísticos de la prueba de cointegración ADL de Fourier no superaron los valores críticos, no puede rechazarse la hipótesis nula H_0 de ausencia de cointegración. No existe una relación estable a largo plazo entre los indicadores de empleo y el índice de IA durante el período muestral. Los resultados de la prueba eficiente de causalidad asimétrica presentan diferencias marcadas entre los indicadores de empleo. No se encuentra causalidad estadísticamente significativa, en ninguna de las dos direcciones ni para ninguno de los dos signos de las perturbaciones, entre la IA y el empleo total (AI→TE: perturbaciones positivas, 0,0349, $p = 0,8518$; perturbaciones negativas, 0,0014, $p = 0,9706$; TE→AI: perturbaciones positivas, 0,0002, $p = 0,9881$; perturbaciones negativas, 0,0020, $p = 0,9647$), ni entre la IA y el empleo masculino (AI→ME: perturbaciones positivas, 0,3584, $p = 0,5494$; perturbaciones negativas, 0,1488, $p = 0,6997$; ME→AI: perturbaciones positivas, 0,1308, $p = 0,7176$; perturbaciones negativas, 0,2236, $p = 0,6363$). En cambio, se identifica una relación causal unidireccional de la IA al empleo femenino únicamente ante perturbaciones positivas (estadístico de prueba = 6,0103, $p = 0,0142$, significativo al 5 %). La relación correspondiente a las perturbaciones negativas no es estadísticamente significativa (0,6706, $p = 0,4128$), como tampoco lo es la causalidad en la dirección inversa, del empleo femenino a la IA, tanto ante perturbaciones positivas (0,2907, $p = 0,5897$) como negativas (0,8767, $p = 0,3491$).

Conclusión

Los resultados muestran que la relación de la IA con el empleo en Türkiye no es universal ni simétrica: durante el período muestral, los cambios relacionados con la IA no presentan ningún vínculo de cointegración ni de causalidad estadísticamente significativo con el empleo total o masculino, mientras que se identifica un canal causal significativo de la IA al empleo femenino exclusivamente ante perturbaciones positivas. Este patrón distingue el estudio de los trabajos previos, que en su mayoría agrupan los indicadores de empleo o examinan los contextos de las economías desarrolladas y de China, donde las medidas indirectas de la IA, las instituciones del mercado laboral y las distribuciones de cualificaciones difieren sustancialmente de las de

Türkiye. Al combinar un indicador de IA basado en noticias con un marco analítico desagregado por sexo y sensible a la asimetría, el estudio aporta evidencia específica del país y de alta frecuencia a una literatura que, hasta el momento, ha ofrecido una comprensión limitada de cómo los cambios relacionados con la IA se transmiten a los mercados laborales en contextos en desarrollo caracterizados por diferencias de género. Los resultados sugieren que los efectos de la IA sobre el mercado laboral deben evaluarse en relación con grupos de empleo específicos y con la dirección de las perturbaciones, en lugar de considerarse un proceso uniforme y simétrico. Asimismo, proporcionan una base para que futuros estudios amplíen este enfoque asimétrico y desagregado por sexo a datos de empleo sectoriales u ocupacionales, a medida que dichas series estén disponibles para Türkiye.

Palabras clave: Inteligencia artificial, empleo, prueba de cointegración ADL de Fourier, prueba eficiente de causalidad asimétrica.

结构式摘要:

研究目的

人工智能 (AI) 的快速发展重新引发了关于其如何重塑劳动力市场的讨论。然而, 现有实证证据大多集中于发达经济体和中国, 且通常将人工智能对就业的影响视为在不同劳动者群体之间具有同质性。本研究主要针对两方面的研究不足。首先, 土耳其等发展中经济体在生产结构、技术准备程度和劳动力构成方面与发达经济体存在差异, 但相关研究仍显不足, 而这些结构性差异可能制约人工智能相关变化向就业领域传导的方式。其次, 现有文献主要考察总体就业或宽泛的技能类别, 对人工智能劳动力市场效应的性别维度尚未进行充分探讨, 尽管已有证据表明, 女性就业集中于可能以不同程度受到技术变革影响的职业和任务。本研究还针对一项方法论不足: 大量文献将人工智能与就业之间的关系设定为线性且对称, 但技术转型的影响不太可能随着时间推移, 在正向变化与负向变化下以完全相同的方式展开。因此, 本研究旨在考察以新闻指标衡量的人工智能相关变化与土耳其就业表现之间的关系, 区分总体就业、男性就业和女性就业, 并允许人工智能的正向冲击与负向冲击产生非对称效应。

研究方法

本研究是一项针对土耳其经济的定量时间序列研究, 采用2015年1月至2026年2月 (2015:M1—2026:M2) 的月度数据。人工智能相关变化以经济政策不确定性 (Economic Policy Uncertainty, EPU) 数据库中基于新闻构建的人工智能指数作为代理指标。该指数追踪美国报纸中涉及人工智能、生成式人工智能、机器学习和计算机视觉的文章的每日密度, 并将日度序列转换为月度频率。就业采用土耳其统计局 (TurkStat) 发布的、针对15岁及以上人口的三项经季节性调整的指标衡量: 总体就业率 (TE)、男性就业率 (ME) 和女性就业率 (FE)。分析策略分为三个阶段。首先, 采用Becker et al. (2006) 提出的傅里叶KPSS检验评估所有序列的平稳性, 该检验能够容纳平滑且未知的结构突变。其次, 采用Banerjee et al. (2017) 开发的傅里叶ADL协整检验, 检验就业指标与人工智能指数之间的长期关系。最后, 采用Hatemi-J (2024) 提出的高效非对称因果检验考察因果关系。该方法以似不相关回归估计 (SURE) 为基础, 将各序列分解为正向累积冲击分量和负向累积冲击分量, 并分别对其进行因果检验, 从而允许人工智能与就业之间的联系在方向和符号上存在差异。

研究结果

傅里叶KPSS检验在1%的显著性水平上拒绝了全部四个序列平稳的原假设 (AI : 0.1745 ; TE : 0.5859 ; ME : 0.5228 ; FE : 2.1719) , 表明AI、TE、ME和FE在水平值上均为非平稳序列。由于傅里叶ADL协整检验统计量未超过临界值, 无法拒绝不存在协整关系的原假设 H_0 。在样本期内, 就业指标与人工智能指数之间不存在稳定的长期关系。高效非对称因果检验的结果在不同就业指标之间呈现明显差异。人工智能与总体就业之间, 无论因果方向如何, 也无论冲击为正向还是负向, 均未发现具有统计显著性的因果关系 (AI→TE: 正向冲击, 0.0349, $p = 0.8518$; 负向冲击, 0.0014, $p =$

0.9706 ; TE→AI : 正向冲击, 0.0002, $p=0.9881$; 负向冲击, 0.0020, $p=0.9647$)。人工智能与男性就业之间同样未发现显著因果关系 (AI→ME : 正向冲击, 0.3584, $p=0.5494$; 负向冲击, 0.1488, $p=0.6997$; ME→AI : 正向冲击, 0.1308, $p=0.7176$; 负向冲击, 0.2236, $p=0.6363$)。相比之下, 仅在正向冲击下, 存在由人工智能指向女性就业的单向因果关系 (检验统计量 = 6.0103, $p=0.0142$, 在 5% 的水平上显著) ; 负向冲击下的对应关系不显著 (0.6706, $p=0.4128$)。从女性就业指向人工智能的反向因果关系, 无论在正向冲击下 (0.2907, $p=0.5897$) , 还是在负向冲击下 (0.8767, $p=0.3491$) , 均不显著。

研究结论

研究结果表明, 人工智能与土耳其就业之间的关系既不具有普遍性, 也不具有对称性: 在样本期内, 人工智能相关变化与总体就业或男性就业之间不存在显著的协整关系或因果关系, 而由人工智能指向女性就业的显著因果传导渠道仅在正向冲击下存在。这一特征使本研究区别于既有研究; 后者大多将就业指标合并考察, 或聚焦于发达经济体和中国, 而这些经济体的人工智能代理指标、劳动力市场制度和技能分布均与土耳其存在显著差异。本研究将基于新闻构建的人工智能指标与按性别分组且能够识别非对称性的分析框架相结合, 为现有文献提供了具有国别针对性的高频实证证据。迄今为止, 现有文献对于人工智能相关变化如何传导至存在性别差异的发展中经济体劳动力市场, 仍缺乏充分认识。研究结果表明, 人工智能的劳动力市场效应应结合特定就业群体和冲击方向进行评估, 而不宜将其视为统一且对称的过程。同时, 本研究也为未来研究提供了基础, 使其能够在土耳其相关数据序列逐步可得的情况下, 将这一非对称、按性别分组的分析方法扩展至行业或职业层面的就业数据。

关键词: 人工智能、就业、傅里叶ADL协整检验、高效非对称因果检验。

Структурированная Аннотация:

Цель

Стремительное развитие искусственного интеллекта (ИИ) вновь актуализировало дискуссию о том, каким образом ИИ трансформирует рынки труда. Однако большинство эмпирических исследований сосредоточено на развитых экономиках и Китае, а воздействие ИИ на занятость, как правило, оценивается так, словно оно одинаково для различных групп работников. Настоящее исследование обусловлено двумя пробелами в литературе. Во-первых, развивающиеся экономики, такие как Турция, отличающиеся от развитых экономик производственной структурой, уровнем технологической готовности и составом рабочей силы, остаются недостаточно изученными, хотя эти структурные различия могут определять механизмы передачи изменений, связанных с ИИ, в сферу занятости. Во-вторых, существующая литература преимущественно рассматривает совокупную занятость или укрупнённые квалификационные категории, вследствие чего гендерное измерение воздействия ИИ на рынок труда раскрыто лишь частично, несмотря на свидетельства концентрации женской занятости в профессиях и видах трудовых задач, которые могут в различной степени подвергаться влиянию технологических изменений. Исследование также направлено на устранение методологического пробела: значительная часть литературы трактует взаимосвязь между ИИ и занятостью как линейную и симметричную, хотя маловероятно, что последствия технологической трансформации разворачиваются во времени одинаковым образом при положительных и отрицательных изменениях. Соответственно, цель настоящего исследования заключается в изучении взаимосвязи между изменениями, связанными с ИИ и измеряемыми с помощью индикатора на основе новостных публикаций, и показателями занятости в Турции с разграничением совокупной, мужской и женской занятости и учётом возможности асимметричного воздействия положительных и отрицательных шоков ИИ.

Метод

Работа представляет собой количественное исследование временных рядов турецкой экономики с использованием месячных данных за период с января 2015 г. по февраль 2026 г. (2015:M1–2026:M2). В качестве прокси-показателя изменений в сфере ИИ используется индекс ИИ,

сформированный на основе новостных публикаций и представленный в базе данных *Economic Policy Uncertainty* (EPU). Этот индекс отслеживает ежедневную плотность публикаций в американских газетах, содержащих упоминания искусственного интеллекта, генеративного ИИ, машинного обучения и компьютерного зрения; ежедневный ряд преобразуется в месячный. Занятость измеряется с помощью трёх сезонно скорректированных показателей Турецкого статистического института (TurkStat) для населения в возрасте 15 лет и старше: общего уровня занятости (TE), уровня занятости мужчин (ME) и уровня занятости женщин (FE). Аналитическая стратегия включает три этапа. На первом этапе стационарность всех рядов оценивается с помощью теста KPSS с компонентами Фурье, предложенного Becker et al. (2006), который позволяет учитывать плавные структурные сдвиги неизвестного характера. На втором этапе долгосрочная взаимосвязь между показателями занятости и индексом ИИ проверяется с использованием теста на коинтеграцию ADL с компонентами Фурье, разработанного Banerjee et al. (2017). На третьем этапе причинные связи исследуются с помощью эффективного теста асимметричной причинности Hatemi-J (2024). Данная процедура основана на оценивании системы внешне не связанных регрессий (SURE), разлагает каждый ряд на кумулятивные компоненты положительных и отрицательных шоков и проверяет причинность отдельно для каждой из них, допуская различия в направлении и знаке связей между ИИ и занятостью.

Результаты

Тест KPSS с компонентами Фурье отвергает нулевую гипотезу о стационарности для всех четырёх рядов на уровне значимости 1 % (AI: 0,1745; TE: 0,5859; ME: 0,5228; FE: 2,1719), что указывает на нестационарность рядов AI, TE, ME и FE в уровнях. Поскольку статистики теста на коинтеграцию ADL с компонентами Фурье не превысили критических значений, нулевая гипотеза H_0 об отсутствии коинтеграции не может быть отвергнута. В течение рассматриваемого периода устойчивая долгосрочная взаимосвязь между показателями занятости и индексом ИИ отсутствует. Результаты эффективного теста асимметричной причинности существенно различаются в зависимости от показателя занятости. Статистически значимая причинность не обнаружена ни в одном из направлений и ни при одном из знаков шоков между ИИ и совокупной занятостью (AI→TE: положительные шоки — 0,0349, $p = 0,8518$; отрицательные шоки — 0,0014, $p = 0,9706$; TE→AI: положительные шоки — 0,0002, $p = 0,9881$; отрицательные шоки — 0,0020, $p = 0,9647$), а также между ИИ и мужской занятостью (AI→ME: положительные шоки — 0,3584, $p = 0,5494$; отрицательные шоки — 0,1488, $p = 0,6997$; ME→AI: положительные шоки — 0,1308, $p = 0,7176$; отрицательные шоки — 0,2236, $p = 0,6363$). Напротив, однонаправленная причинная связь от ИИ к женской занятости выявлена исключительно при положительных шоках (статистика теста = 6,0103, $p = 0,0142$; значимость на уровне 5 %). Соответствующая связь при отрицательных шоках статистически незначима (0,6706, $p = 0,4128$), как и причинность в обратном направлении — от женской занятости к ИИ — как при положительных (0,2907, $p = 0,5897$), так и при отрицательных (0,8767, $p = 0,3491$) шоках.

Заключение

Полученные результаты показывают, что взаимосвязь ИИ и занятости в Турции не является ни универсальной, ни симметричной: в течение рассматриваемого периода изменения, связанные с ИИ, не обнаруживают статистически значимой коинтеграционной или причинной связи с совокупной либо мужской занятостью, тогда как значимый причинный канал от ИИ к женской занятости проявляется исключительно при положительных шоках. Эта закономерность отличает настоящее исследование от предшествующих работ, большинство из которых либо рассматривает показатели занятости в совокупности, либо анализирует развитые экономики и Китай, где прокси-показатели ИИ, институты рынка труда и распределение квалификаций существенно отличаются от турецких. Сочетая индикатор ИИ на основе новостных публикаций с аналитическим подходом, предусматривающим отдельный анализ по полу и учёт асимметрии, исследование обогащает литературу эмпирическими результатами, полученными на основе высокочастотных данных по конкретной стране. До настоящего времени эта литература давала лишь ограниченное представление о том, каким образом изменения, связанные с ИИ, передаются на рынки труда развивающихся экономик, характеризующихся гендерными различиями. Результаты указывают на необходимость оценки воздействия ИИ на рынок труда применительно к конкретным группам занятых и направлениям шоков, а не как однородного симметричного процесса. Они также создают основу для дальнейших исследований, позволяя

распространить данный асимметричный подход с раздельным анализом по полу на отраслевые или профессиональные данные о занятости по мере появления соответствующих рядов для Турции.

Ключевые слова: искусственный интеллект, занятость, тест на коинтеграцию ADL с компонентами Фурье, эффективный тест асимметричной причинности.

संरचित सार:

उद्देश्य

कृत्रिम बुद्धिमत्ता (AI) में तीव्र प्रगति ने इस विमर्श को पुनर्जीवित किया है कि AI श्रम बाजारों को किस प्रकार पुनर्गठित करती है। तथापि, अधिकांश अनुभवजन्य साक्ष्य विकसित अर्थव्यवस्थाओं और चीन पर केंद्रित हैं तथा सामान्यतः रोजगार पर AI के प्रभावों का मूल्यांकन इस धारणा के साथ करते हैं कि ये प्रभाव श्रमिकों के विभिन्न समूहों में एकसमान हैं। यह अध्ययन दो शोध-अंतरालों से प्रेरित है। पहला, तुर्किये जैसी विकासशील अर्थव्यवस्थाओं का पर्याप्त अध्ययन नहीं हुआ है, जबकि वे उत्पादन संरचना, प्रौद्योगिकीय तत्परता और कार्यबल की संरचना के संदर्भ में विकसित अर्थव्यवस्थाओं से भिन्न हैं, और ये संरचनात्मक भिन्नताएँ रोजगार तक AI-संबंधी परिवर्तनों के प्रभावों के संचरण को प्रभावित कर सकती हैं। दूसरा, मौजूदा साहित्य मुख्यतः समग्र रोजगार अथवा व्यापक कौशल श्रेणियों का मूल्यांकन करता है, जिससे श्रम बाजार पर AI के प्रभावों का लैंगिक आयाम केवल आंशिक रूप से संबोधित हुआ है। यह स्थिति उन साक्ष्यों के बावजूद बनी हुई है जो दर्शाते हैं कि महिला रोजगार ऐसे व्यवसायों और कार्यों में केंद्रित है जिन पर प्रौद्योगिकीय परिवर्तन का प्रभाव भिन्न हो सकता है। यह अध्ययन एक पद्धतिगत अंतराल को भी संबोधित करता है: साहित्य का एक बड़ा भाग AI और रोजगार के संबंध को रैखिक एवं सममित मानता है, जबकि समय के साथ सकारात्मक और नकारात्मक परिवर्तनों के प्रति प्रौद्योगिकीय रूपांतरण के प्रभावों का समान रूप से प्रकट होना असंभाव्य है। तदनुसार, इस अध्ययन का उद्देश्य समाचार-आधारित संकेतक द्वारा मापे गए AI-संबंधी परिवर्तनों और तुर्किये में रोजगार संबंधी परिणामों के बीच संबंध का परीक्षण करना है। इसमें समग्र, पुरुष और महिला रोजगार के बीच भेद किया गया है तथा इस संभावना को समाहित किया गया है कि AI के धनात्मक और ऋणात्मक आघात असममित प्रभाव उत्पन्न कर सकते हैं।

पद्धति

यह तुर्किये की अर्थव्यवस्था पर आधारित एक मात्रात्मक काल-श्रृंखला अध्ययन है, जिसमें जनवरी 2015 से फरवरी 2026 (2015:M1–2026:M2) तक के मासिक आँकड़ों का उपयोग किया गया है। AI-संबंधी परिवर्तनों को आर्थिक नीति अनिश्चितता (*Economic Policy Uncertainty*, EPU) डेटाबेस के समाचार-आधारित AI सूचकांक के माध्यम से निरूपित किया गया है। यह सूचकांक अमेरिकी समाचारपत्रों में कृत्रिम बुद्धिमत्ता, जनरेटिव AI, मशीन लर्निंग और कंप्यूटर विज्ञान का उल्लेख करने वाले लेखों के दैनिक घनत्व को दर्ज करता है; दैनिक श्रृंखला को मासिक आवृत्ति में परिवर्तित किया गया है। रोजगार का मापन तुर्किये सांख्यिकी संस्थान (TurkStat) के 15 वर्ष और उससे अधिक आयु की जनसंख्या से संबंधित तीन मौसमी रूप से समायोजित संकेतकों द्वारा किया गया है: समग्र रोजगार दर (TE), पुरुष रोजगार दर (ME) और महिला रोजगार दर (FE)। विश्लेषणात्मक रणनीति तीन चरणों में संचालित होती है। पहले चरण में, सभी श्रृंखलाओं की स्थिरता संबंधी विशेषताओं का आकलन Becker et al. (2006) के फूरियर KPSS परीक्षण द्वारा किया गया है, जो क्रमिक एवं अज्ञात संरचनात्मक विच्छेदों को समायोजित करता है। दूसरे चरण में, रोजगार संकेतकों और AI सूचकांक के बीच दीर्घकालिक संबंध का परीक्षण Banerjee et al. (2017) द्वारा विकसित फूरियर ADL सहसमाकलन परीक्षण से किया गया है। तीसरे चरण में, कारणता संबंधों की जाँच Hatemi-J (2024) के दक्ष असममित कारणता परीक्षण द्वारा की गई है। यह प्रत्यक्षतः असंबद्ध प्रतिगमन आकलन (SURE) पर आधारित प्रक्रिया है, जो प्रत्येक श्रृंखला को धनात्मक और ऋणात्मक संचयी आघात घटकों में विघटित करती है तथा प्रत्येक घटक के लिए अलग-अलग कारणता का परीक्षण करती है। इस प्रकार, यह AI और रोजगार के बीच संबंधों की दिशा तथा चिह्न में भिन्नता की अनुमति देती है।

निष्कर्षात्मक परिणाम

फूरियर KPSS परीक्षण सभी चार श्रृंखलाओं के लिए स्थिरता की शून्य परिकल्पना को 1% सार्थकता स्तर पर अस्वीकार करता है (AI: 0.1745; TE: 0.5859; ME: 0.5228; FE: 2.1719), जिससे संकेत मिलता है कि AI, TE, ME और FE सभी अपने स्तर रूप में अस्थिर हैं। चूँकि फूरियर ADL सहसमाकलन परीक्षण के सांख्यिकीय मान क्रांतिक मानों से अधिक नहीं पाए गए, इसलिए सहसमाकलन के अभाव की शून्य परिकल्पना H_0 को अस्वीकार नहीं किया जा सकता। नमूना अवधि के दौरान रोजगार संकेतकों और AI सूचकांक के बीच कोई स्थिर दीर्घकालिक संबंध नहीं पाया गया। दक्ष

asammit कारणता परीक्षण के परिणाम रोजगार संकेतकों के बीच स्पष्ट रूप से भिन्न हैं। AI और समग्र रोजगार के बीच किसी भी दिशा में तथा धनात्मक या ऋणात्मक, किसी भी प्रकार के आघात के अंतर्गत सांख्यिकीय रूप से सार्थक कारणता नहीं पाई गई (AI→TE: धनात्मक आघात 0.0349, $p = 0.8518$; ऋणात्मक आघात 0.0014, $p = 0.9706$; TE→AI: धनात्मक आघात 0.0002, $p = 0.9881$; ऋणात्मक आघात 0.0020, $p = 0.9647$)। इसी प्रकार, AI और पुरुष रोजगार के बीच भी कोई सार्थक कारणता नहीं पाई गई (AI→ME: धनात्मक आघात 0.3584, $p = 0.5494$; ऋणात्मक आघात 0.1488, $p = 0.6997$; ME→AI: धनात्मक आघात 0.1308, $p = 0.7176$; ऋणात्मक आघात 0.2236, $p = 0.6363$)। इसके विपरीत, केवल धनात्मक आघातों के अंतर्गत AI से महिला रोजगार की ओर एकदिशीय कारणता संबंध पाया गया (परीक्षण सांख्यिकी = 6.0103, $p = 0.0142$, जो 5% स्तर पर सार्थक है)। ऋणात्मक आघातों के अंतर्गत संबंधित संबंध सार्थक नहीं है (0.6706, $p = 0.4128$)। इसी प्रकार, महिला रोजगार से AI की ओर विपरीत दिशा में कारणता, धनात्मक (0.2907, $p = 0.5897$) और ऋणात्मक (0.8767, $p = 0.3491$), दोनों प्रकार के आघातों के अंतर्गत असार्थक है।

निष्कर्ष

निष्कर्ष दर्शाते हैं कि तुर्किये में AI और रोजगार के बीच संबंध न तो सार्वभौमिक है और न ही सममित। नमूना अवधि के दौरान AI-संबंधी परिवर्तनों का समग्र अथवा पुरुष रोजगार के साथ कोई सार्थक सहसमाकलन या कारणता संबंध नहीं पाया गया, जबकि AI से महिला रोजगार की ओर एक सार्थक कारणात्मक संचरण माध्यम केवल धनात्मक आघातों के अंतर्गत विद्यमान है। यह प्रतिरूप इस अध्ययन को पूर्ववर्ती शोध से अलग करता है, जिनमें से अधिकांश या तो रोजगार संकेतकों का समेकित विश्लेषण करते हैं अथवा विकसित अर्थव्यवस्थाओं और चीन के संदर्भों का अध्ययन करते हैं, जहाँ AI के प्रतिनिधि माप, श्रम बाज़ार की संस्थाएँ और कौशल वितरण तुर्किये से पर्याप्त रूप से भिन्न हैं। समाचार-आधारित AI संकेतक को लिंग के आधार पर पृथक तथा असममिति-संवेदी विश्लेषणात्मक रूपरेखा के साथ संयोजित करके यह अध्ययन मौजूदा साहित्य में देश-विशिष्ट, उच्च-आवृत्ति वाले अनुभवजन्य साक्ष्य का योगदान करता है। अब तक इस साहित्य ने इस विषय में सीमित अंतर्दृष्टि प्रदान की है कि विकासशील और लैंगिक रूप से विभेदित संदर्भों में AI-संबंधी परिवर्तन श्रम बाज़ारों तक किस प्रकार संचारित होते हैं। परिणाम संकेत करते हैं कि श्रम बाज़ार पर AI के प्रभावों का मूल्यांकन एकसमान एवं सममित प्रक्रिया के रूप में करने के बजाय विशिष्ट रोजगार समूहों और आघातों की दिशाओं के संदर्भ में किया जाना चाहिए। ये परिणाम भविष्य के अध्ययनों के लिए एक आधार भी प्रदान करते हैं, जिससे तुर्किये के लिए संबंधित श्रृंखलाएँ उपलब्ध होने पर इस असममित तथा लिंग के आधार पर पृथक दृष्टिकोण को क्षेत्रवार अथवा व्यवसायवार रोजगार आँकड़ों तक विस्तारित किया जा सके।

मुख्य शब्द: कृत्रिम बुद्धिमत्ता, रोजगार, फूरियर ADL सहसमाकलन परीक्षण, दक्ष असममित कारणता परीक्षण।

Yapılandırılmış Özet:

Amaç

Yapay zekâ (YZ) alanındaki hızlı ilerlemeler, YZ'nin iş gücü piyasalarını nasıl yeniden şekillendirdiğine ilişkin tartışmaları yeniden gündeme taşımıştır. Bununla birlikte, ampirik kanıtların büyük bölümü gelişmiş ekonomilere ve Çin'e odaklanmakta ve YZ'nin istihdam üzerindeki etkilerini genellikle farklı çalışan grupları arasında homojenmiş gibi değerlendirmektedir. Bu çalışma, literatürdeki iki boşluktan hareket etmektedir. İlk olarak, üretim yapısı, teknolojik hazırlık düzeyi ve iş gücünün bileşimi bakımından gelişmiş ekonomilerden farklılaşan Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomiler yeterince incelenmemiştir. Oysa bu yapısal farklılıklar, YZ ile ilişkili gelişmelerin istihdama nasıl yansıdığını belirleyebilir. İkinci olarak, mevcut literatür büyük ölçüde toplam istihdamı veya geniş beceri kategorilerini değerlendirmekte; kadın istihdamının teknolojik değişime farklı düzeylerde maruz kalabilecek meslek ve görevlerde yoğunlaştığına ilişkin kanıtlara rağmen, YZ'nin iş gücü piyasası üzerindeki etkilerinin toplumsal cinsiyet boyutunu yalnızca kısmen ele almaktadır. Çalışma ayrıca yöntemsel bir boşluğu da ele almaktadır: Teknolojik dönüşümün etkilerinin zaman içerisinde olumlu ve olumsuz gelişmeler karşısında aynı biçimde ortaya çıkması beklenmemesine rağmen, literatürün önemli bir bölümü YZ-istihdam ilişkisini doğrusal ve simetrik olarak değerlendirmektedir. Bu doğrultuda çalışmanın amacı, haber temelli bir göstergeyle ölçülen YZ ile ilişkili gelişmeler ile Türkiye'deki istihdam sonuçları arasındaki ilişkiyi; toplam, erkek ve kadın istihdamını ayrı ayrı ele alarak ve pozitif ve negatif YZ şoklarının asimetrik etkiler yaratabileceği olasılığını dikkate alarak incelemektir.

Yöntem

Bu çalışma, Türkiye ekonomisine ilişkin 2015:M1–2026:M2 dönemini kapsayan aylık verilerin kullanıldığı nicel bir zaman serisi araştırmasıdır. YZ alanındaki gelişmeler, Ekonomik Politika Belirsizliği (*Economic Policy Uncertainty*, EPU) veri tabanında yer alan haber temelli YZ Endeksi aracılığıyla temsil edilmektedir. Bu endeks, ABD gazetelerinde yapay zekâ, üretken yapay zekâ, makine öğrenmesi ve bilgisayarlı görüye atıfta bulunan haberlerin günlük yoğunluğunu izlemekte; günlük seri aylık frekansa dönüştürülmektedir. İstihdam, Türkiye İstatistik Kurumunun (TÜİK) 15 yaş ve üzeri nüfusa ilişkin mevsim etkilerinden arındırılmış üç göstergesiyle ölçülmektedir: toplam istihdam oranı (TE), erkek istihdam oranı (ME) ve kadın istihdam oranı (FE). Analitik strateji üç aşamadan oluşmaktadır. İlk olarak, tüm serilerin durağanlık özellikleri, yumuşak ve bilinmeyen yapısal kırılmaları dikkate alan Becker et al. (2006) Fourier KPSS testiyle değerlendirilmektedir. İkinci olarak, istihdam göstergeleri ile YZ endeksi arasındaki uzun dönemli ilişki, Banerjee et al. (2017) tarafından geliştirilen Fourier ADL eşbütünleşme testiyle sınanmaktadır. Üçüncü olarak, nedensellik ilişkileri Hatemi-J'nin (2024) Etkin Asimetrik Nedensellik Testi ile incelenmektedir. Görünürde ilişkisiz regresyon tahminine (SURE) dayanan bu yöntem, her seriyi pozitif ve negatif birikimli şok bileşenlerine ayırmakta ve her bir bileşen için nedenselliği ayrı ayrı sınavarak YZ-istihdam bağlantılarının yön ve işaret bakımından farklılaşmasına olanak tanımaktadır.

Bulgular

Fourier KPSS testi, dört serinin tamamı için durağanlık sıfır hipotezini %1 anlamlılık düzeyinde reddetmektedir (AI: 0,1745; TE: 0,5859; ME: 0,5228; FE: 2,1719). Bu sonuç, AI, TE, ME ve FE serilerinin tümünün düzeyde durağan olmadığını göstermektedir. Fourier ADL eşbütünleşme testi istatistikleri kritik değerleri aşmadığından, eşbütünleşme bulunmadığını ifade eden H_0 sıfır hipotezi reddedilememektedir. Örneklem dönemi boyunca istihdam göstergeleri ile YZ endeksi arasında istikrarlı bir uzun dönem ilişkisi bulunmamaktadır. Etkin Asimetrik Nedensellik Testi sonuçları, istihdam göstergeleri arasında belirgin biçimde farklılaşmaktadır. YZ ile toplam istihdam arasında, her iki yönde de gerek pozitif gerekse negatif şoklar bakımından anlamlı bir nedensellik saptanmamıştır (AI→TE: pozitif 0,0349, $p = 0,8518$; negatif 0,0014, $p = 0,9706$; TE→AI: pozitif 0,0002, $p = 0,9881$; negatif 0,0020, $p = 0,9647$). Benzer şekilde, YZ ile erkek istihdamı arasında da anlamlı bir nedensellik bulunmamıştır (AI→ME: pozitif 0,3584, $p = 0,5494$; negatif 0,1488, $p = 0,6997$; ME→AI: pozitif 0,1308, $p = 0,7176$; negatif 0,2236, $p = 0,6363$). Buna karşılık, yalnızca pozitif şoklar altında YZ'den kadın istihdamına doğru tek yönlü bir nedensellik ilişkisi saptanmıştır (test istatistiği = 6,0103, $p = 0,0142$; %5 düzeyinde anlamlı). Negatif şoklara ilişkin karşılık gelen ilişki anlamlı değildir (0,6706, $p = 0,4128$). Kadın istihdamından YZ'ye doğru ters yöndeki nedensellik de hem pozitif (0,2907, $p = 0,5897$) hem de negatif (0,8767, $p = 0,3491$) şoklar altında anlamsızdır.

Sonuç

Bulgular, Türkiye'de YZ ile istihdam arasındaki ilişkinin ne tüm istihdam grupları için geçerli ne de simetrik olduğunu göstermektedir. Örneklem dönemi boyunca YZ ile ilişkili gelişmelerin toplam veya erkek istihdamıyla anlamlı bir eşbütünleşme ya da nedensellik bağlantısı bulunmazken, YZ'den kadın istihdamına doğru yalnızca pozitif şoklar altında işleyen anlamlı bir nedensellik kanalı ortaya çıkmaktadır. Bu örüntü, çalışmayı, çoğunlukla istihdam göstergelerini toplulaştırarak ele alan veya YZ'yi temsil eden göstergelerin, iş gücü piyasası kurumlarının ve beceri dağılımlarının Türkiye'den önemli ölçüde farklılaştığı gelişmiş ekonomilere ve Çin'e odaklanan önceki araştırmalardan ayırmaktadır. Çalışma, haber temelli bir YZ göstergesini cinsiyete göre ayrıştırılmış ve asimetriyi dikkate alan bir analiz çerçevesiyle birleştirerek, YZ ile ilişkili gelişmelerin gelişmekte olan ve toplumsal cinsiyet bakımından farklılaşan bağlamlarda iş gücü piyasalarına nasıl aktarıldığı konusunda bugüne kadar sınırlı bilgi sunan literatüre ülkeye özgü, yüksek frekanslı ampirik kanıtlar sağlamaktadır. Sonuçlar, YZ'nin iş gücü piyasası üzerindeki etkilerinin tek tip ve simetrik bir süreç olarak değil, belirli istihdam grupları ve şokların yönleriyle bağlantılı olarak değerlendirilmesi gerektiğine işaret etmektedir. Ayrıca bu sonuçlar, Türkiye için ilgili seriler kullanılabilir hâle geldikçe, gelecekteki araştırmalarda söz konusu asimetrik ve cinsiyete göre ayrıştırılmış yaklaşımın sektörel veya mesleki istihdam verilerine genişletilmesine temel oluşturmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Yapay zekâ, istihdam, Fourier ADL eşbütünleşme testi, etkin asimetrik nedensellik testi.

www.turkishstudies.net/economy**Turkish Studies - Economics, Finance, Politics**

eISSN: 2667-5625

ANKARA SCIENCE
UNIVERSITY

Artificial Intelligence and Gender-Based Employment Dynamics: Empirical Evidence from Türkiye

Introduction

Rapid advancements in AI technologies are leading to significant transformations in the organization of economic activities, the structure of production processes, and the functioning of labor markets. Unlike previous technological innovations, AI is not merely a technology that automates physical production processes; rather, it is a general-purpose technology due to its capacity for learning, prediction, decision-making, information processing, and performing non-routine cognitive tasks. For this reason, the economic impacts of AI are assessed not only in terms of technological progress and productivity gains but also in terms of its effects on the nature of work, task distribution, skill requirements, and employment dynamics (Frank et al., 2019).

The relationship between AI and employment represents a current extension of the long-standing debates regarding the effects of technological change on labor markets. The effects of technological advancements on employment have traditionally been analyzed through the mechanisms of labor substitution and labor complementarity. It has long been emphasized that technological change transforms workers' skill requirements and the relative demand structure in the labor market (Goldin & Katz, 2008). On the one hand, it is argued that AI, by automating certain tasks, could reduce the demand for human labor, particularly in routine and standardized jobs. On the other hand, the complementary technology approach argues that AI can increase workers' productivity, create new areas of work, and generate new employment opportunities through the expansion of economic activity (Autor, 2013; Autor, 2015; Bessen, 2019; Webb, 2020). For this reason, the effects of AI on employment must be examined not only in terms of changes in the total volume of employment but also in terms of the transformation of jobs, task structures, and the skills possessed by workers.

The empirical literature shows that the effects of AI on labor markets do not manifest in the same way across all economies and worker groups. The level of exposure to AI can vary depending on factors such as the nature of tasks involved in occupations, workers' skill levels, sectoral specialization, and the capacity of economic institutions to adapt to technological transformation. While Felten et al. (2021) demonstrate that levels of exposure to AI show significant differences across occupations, sectors, and regions, Pizzinelli et al. (2023) show that the effects of AI on the labor market may vary depending on countries' economic and institutional characteristics. These findings indicate that the relationship between AI and employment should not be viewed as a unidirectional process that produces the same outcomes for all worker groups.

One of the key challenges in examining the economic impacts of AI is determining how to measure technological progress using an appropriate indicator. Traditional technology indicators are largely based on metrics such as the number of patents, R&D expenditures, robot usage, or realized technological investments. However, for rapidly evolving technologies such as AI, these indicators

may not fully reflect the visibility of technological transformation on the economic agenda or its early-stage developments. For this reason, in recent years, text-based indicators based on news intensity have begun to be used as alternative measurement tools to track the economic impacts of technological developments in a more timely and dynamic manner (Shapiro et al., 2022). In this context, news-based AI indicators offer an alternative approach aimed at reflecting the visibility of AI developments on the economic agenda as well as the interest, attention, and perceived visibility of economic actors toward the technology rather than the actual level of technology adoption. This study also uses the news-intensity-based AI Index to measure AI developments.

A review of the existing literature reveals that studies on the relationship between AI and employment have largely focused on developed economies, Asian economies particularly China and indicators designed to directly measure the use of AI. Studies such as those by Mutascu (2021), Guliyev (2023), Algül (2024), Saba and Ngepah (2024), and Chen et al. (2025) have examined the effects of AI on employment using examples from different countries and sectors; however, a significant portion of the existing empirical evidence is concentrated on developed economies and Asian economies, particularly China. In contrast, studies examining the relationship between the intensity of AI-related news coverage, economic visibility, and employment dynamics in developing economies remain limited.

In addition, a significant portion of existing studies focuses on total employment, sectors, or skill groups (Gu et al., 2022; Huo et al., 2024; Feng et al., 2026). However, the effects of technological transformation may not manifest in the same way across different groups of workers. Indeed, Liang et al. (2025) demonstrate that the effects of AI on low-skilled female workers may be more pronounced than those on male workers. This highlights the importance of examining the relationship between AI and employment not only in terms of overall employment levels but also by taking the gender dimension into account.

In this context, the Turkish economy presents an important area of research. Türkiye is a developing economy where, on the one hand, digital transformation and AI applications are gaining increasing importance on the economic agenda, and on the other hand, it has a production structure, skill distribution, and labor market characteristics that differ from those of developed economies. Therefore, examining the relationship between the volume of news coverage related to AI and employment dynamics in Türkiye could provide important empirical evidence on how technological transformation affects labor markets in developing economies.

Furthermore, the effects of technological transformations may not unfold in a linear or symmetrical manner over time. While the widespread adoption of AI technologies may initially create pressure to displace labor in certain tasks, in the long term, different outcomes may emerge through increased productivity, the creation of new areas of activity, and the expansion of production capacity. For this reason, it is important to examine the relationship between AI and employment not only through mean effects but also through asymmetric approaches that take into account the different outcomes of positive and negative shocks (Shin et al., 2014; Hatemi-J, 2024).

This study examines the relationship between AI developments and employment indicators in the Turkish economy. The AI Index, published in the EPU database, is used to measure AI developments. Employment dynamics are assessed using the indicators of the total employment rate, the female employment rate, and the male employment rate. Using monthly data from the period 2015:M1-2026:M2, the study analyzes the relationship between AI developments and employment indicators within the framework of nonlinear and asymmetric approaches. In this context, the study first examines the stationarity properties of the time series using the Fourier KPSS test, investigates the long-run relationship between variables using the Fourier ADL cointegration test, and finally analyzes the causal relationships between positive and negative changes in the AI indicator and employment indicators using the Hatemi-J (2024) Efficient Asymmetric Causality Test approach.

This study contributes to the literature in three ways. First, it examines the relationship between AI and employment in the Turkish economy specifically through a news-based AI indicator, as opposed to actual technology investments. Second, it conducts a comparative analysis of the effects of technological transformation on different groups of workers by examining employment indicators for females and male separately, in addition to total employment. Third, by combining Fourier-based methods with an asymmetric causality approach, it analyzes the nonlinear structure of the AI-employment relationship and the differing effects of positive and negative AI shocks on employment.

Literature Review

The literature on the relationship between AI and employment has expanded rapidly in recent years and has focused on different countries, sectors, and worker groups. These studies show that the effects of AI on employment are not one-sided; rather, they yield different results depending on the AI indicator used, the economy under study, and the structure of the labor market.

Studies examining the general relationship between AI and employment indicate that technological transformation should not be viewed solely as a process that reduces employment. Mutascu (2021) analyzed the impact of AI on unemployment using data from 23 developed countries with high levels of technology for the period 1998-2016, employing a panel threshold model and the System-GMM method. The findings show that the effect of AI on unemployment is not linear and that, particularly under conditions of low inflation, an increase in the use of AI has a positive effect on reducing unemployment. Similarly, Guliyev (2023) examined the relationship between AI development and unemployment using dynamic panel data analysis and the System-GMM estimator based on data from 24 developed countries for the period 2005-2021, and found that an increase in the level of AI reduces unemployment rates. These studies suggest that, under appropriate economic conditions, AI in developed economies may serve not as a labor substitute but as a factor that supports employment through increased productivity and the creation of new areas of activity.

However, the effects of AI on employment may vary by sector. Algül (2024), by analyzing data from 17 leading countries in AI technologies for the 1998-2017 period using the DOLS and FMOLS methods, demonstrated that AI innovations increased total employment and employment in the service sector, while having a job-reducing effect in the industrial and agricultural sectors. This result indicates that AI can affect labor markets simultaneously through both complementary and substitutive mechanisms. Çetin and Kutlu (2025), on the other hand, examined data from 29 countries for the 2017-2021 period using the System-GMM method and determined that AI has a positive and significant effect on employment. However, the study found that the interaction effect between AI and labor productivity weakened this positive relationship. This suggests that the employment effects of AI depend not only on the level of technology but also on how that technology is integrated into production processes.

Studies examining the role of AI in economic growth, production capacity, and employment also highlight the broader macroeconomic impacts of technological transformation. Behara et al. (2026) used data from the 1985-2022 period for the Indian economy to examine the impact of AI on economic growth and its role in the sectoral employment channel using the Dynamic ARDL approach. The results indicate that AI significantly boosts economic growth, but the effect emerging through the employment channel remains more limited. Saba and Ngepah (2024), on the other hand, analyzed the relationship between AI investments, economic growth, and employment in BRICS countries during the 2012-2022 period using the CS-ARDL method and found a long-run equilibrium relationship among the variables. These studies demonstrate that AI can influence labor markets not only through direct employment effects but also through the channels of investment, growth, and production capacity.

The impacts of AI are being examined not only in terms of the quantity of employment but also in terms of the quality of employment and the skill composition of the workforce. Studies in this area show that technological transformation does not produce the same outcomes for different groups of workers. Chen et al. (2025) examined the effects of AI use on employment quality by analyzing panel data from Chinese prefecture-level cities for the 2011-2019 period using a two-way fixed-effects model. The findings reveal that while AI increases productivity, its effects on employment quality vary depending on regional characteristics. Gu et al. (2022), on the other hand, used panel data from China's provincial-level cities covering the 2007-2020 period to investigate the impact of AI development on employment in the service sector and demonstrated that AI exerts both direct and indirect effects in the service sector. However, these effects were found to differ depending on regional economic structure, human capital, and technological adaptation capacity.

The effects of AI on skill groups are fueling debates about how technological transformation could lead to polarizing outcomes in the labor market. Feng et al. (2026) examined the impact of AI on inclusive growth using panel data from the China Household Finance Survey for the 2011-2019 period and city-level AI indicators, analyzed through panel fixed-effects models. The findings indicate that while AI can support inclusive growth by increasing employment opportunities for low-skilled workers, the effects vary across different skill groups. Feng et al. (2026), on the other hand, analyzed the impact of AI on the employment structure using panel data from 276 Chinese cities covering the 2008-2022 period and found a U-shaped relationship in the employment shares of high- and low-skilled workers and an inverted U-shaped relationship for medium-skilled workers. This finding suggests that AI may lead to restructuring in the labor market by creating pressure for transformation, particularly in jobs requiring medium skill levels.

The effects of AI, which vary depending on skill levels, may be more pronounced in developing economies. Giwa and Ngepah (2024a) examined the impact of AI on skilled employment in the South African economy using data from 2012:Q1 to 2021:Q4, employing an ARDL model and a Granger causality test. Initial estimation results indicate that AI has a positive effect on skilled employment in both the short and long term; however, when structural breaks are taken into account, the relationship becomes negative and statistically significant. In the study by Giwa and Ngepah (2024b), conducted by the same researchers, the relationship between AI adoption and low-skilled employment in the South African economy was analyzed using the VECM approach. The findings indicate a negative relationship between AI and low-skilled employment in the long run, as well as a one-way causality from AI investments to low-skilled employment. These results suggest that the substitution effect of AI may be particularly strong for routine tasks requiring low skills.

The effects of AI on regional labor markets also constitute an important area of research in the literature. He and Tong (2026) examined the relationship between AI adoption, skill development, and employment rates using data from China's 31 provincial-level regions (excluding Hong Kong, Macau, and Taiwan) for the 2011-2023 period. The findings indicate that AI adoption increases regional employment rates, but the effect varies depending on demographic structure and, in particular, the level of population aging. Zhang (2026), on the other hand, analyzed the impact of AI development on regional employment quality using panel data from China's 30 provinces for the 2011-2022 period and found that AI improves employment quality. However, the fact that the effect varies in magnitude across the eastern, central, and western regions indicates that technological transformation must be evaluated in conjunction with regional economic capacity and human capital.

Another key point emphasized in the literature is that the effects of AI on employment may change over time. Huo et al. (2024) examined the relationship between the level of AI development and employment using provincial panel data from China's manufacturing sector for the 2011-2020 period and identified a positive U-shaped relationship. According to their findings, while the labor-substitution effect is more pronounced in the early stages of technological transformation, in the long

run, employment-creating effects strengthen through productivity gains, the emergence of new job roles, and the expansion of production capacity. Li et al. (2025), on the other hand, examined the impact of AI on the quality of employment for the rural workforce using panel data from 30 Chinese provinces covering the 2008-2022 period and demonstrated that AI improves the quality of employment for the rural workforce by increasing opportunities for education, skill development, and learning.

The effects of AI on the skill structure and the demographic characteristics of workers indicate that technological transformation may produce asymmetric outcomes for different groups of workers. Liang et al. (2025) analyzed the impact of AI development on the skill composition of the workforce using a two-way fixed-effects model based on panel data from 30 Chinese provinces covering the 2010-2022 period. The findings show that AI reduces demand for low-skilled labor while increasing demand for medium- and high-skilled labor. Furthermore, threshold effect analyses reveal a nonlinear relationship between AI and demand for low-skilled labor. One of the study's key findings is that the negative impact of AI on low-skilled female workers is stronger than that on male workers. This result demonstrates that technological transformation can produce different outcomes not only based on skill level but also on the demographic characteristics of workers.

As for highly educated workers, it appears that AI has a more complementary effect. Marinaş et al. (2024) used data from 78 countries covering the 2019-2022 period to examine the impact of the AI Readiness Index on the employment of highly educated workers using panel data analysis. The findings indicate that employment of highly educated workers increases in countries with a high level of AI readiness. This result suggests that, for certain skill groups, AI may function as a technology that complements rather than substitutes human capital. In contrast, Handel (2026) evaluated the view that AI and robotic technologies would lead to mass job losses by using U.S. employment data from 2010 to 2023. The study reveals that there is no strong evidence of large-scale technology-driven job losses and that the transformation has occurred more gradually.

Studies that examine the combined effects of AI and automation technologies on employment indicate that the specific technology indicator used can be a determining factor in the results. Okur and Özdemir (2025) analyzed the impact of AI and automation technologies on employment dynamics in G7 countries using a balanced panel dataset covering the 2010-2024 period. The findings indicate that investments in AI have negative effects on employment in the long term, while robot density can yield different results depending on the economic structure. Furthermore, causality analyses indicate the existence of a unidirectional relationship from AI investments to employment. This result demonstrates that the effects of AI on employment are related not only to the presence of the technology but also to the sectors and production processes in which it is used.

Studies on the manufacturing sector and robotics, meanwhile, provide important evidence aimed at explaining the balance between the labor-substitution and labor-complementarity mechanisms of AI. Shen and Zhang (2024) examined the impact of AI on employment using panel data from 30 Chinese provinces covering the 2006-2020 period, employing a two-way fixed-effects model and a two-stage least squares method. The findings indicate that AI technologies, represented by industrial robots, can increase the total number of jobs in firms. Furthermore, it was determined that increases in productivity, capital deepening, and developments in the division of labor limit the potential employment-reducing effects of AI. In another study conducted by Shen (2024) using panel data from 2006 to 2022, similarly examined the impact of AI on employment in the manufacturing sector and concluded that, contrary to the traditionally held view that "machines will replace human labor", AI technologies can increase the total number of jobs under certain economic conditions. These studies demonstrate that the relationship between AI and employment cannot be explained solely by the substitution mechanism; complementary channels such as productivity gains, the emergence of new job roles, and production expansion must also be taken into account.

Studies examining the long-term relationships between AI, employment, and productivity also demonstrate that the effects of technological transformation on labor markets must be assessed within a broader economic framework. Tekin-Balcı and Demirel (2025) examined the relationship between AI technologies, employment, and productivity using data from 10 countries for the 2002-2021 period, employing the VECM, cointegration tests, and Granger and Toda-Yamamoto causality analyses. The study used indicators such as patent applications, R&D expenditures, and high-tech product exports to represent AI. The findings indicate that there are long-term positive relationships between AI indicators and employment and productivity, as well as multidirectional causal relationships among the variables. This result demonstrates that AI is not merely a technology that alters the nature of existing jobs, but can also generate indirect employment effects by expanding economic activity through productivity gains.

Studies examining the effects of AI on the employment structure in terms of institutional, regional, and sectoral differences reveal that technological transformation is sensitive to the economic environment. Wang et al. (2024) examined the impact of AI on the employment structure using panel data from China's provincial level for the 2010-2019 period, employing a fixed-effects model, a mediation model, a threshold effect model, and spatial heterogeneity analyses. The findings indicate that AI supports the development of the labor force structure, but the effect varies depending on economic structure, regional characteristics, and technological capacity. This result suggests that the effects of AI may vary not only across countries but also among regions within the same country.

Studies at the firm level also show that the employment effects of AI are closely related to the way technology is used and a firm's innovation capacity. Yang (2022) measured AI innovations using a keyword-matching method based on patent texts, drawing on data from firms operating in Taiwan's electronics sector for the 2002-2018 period. Empirical results indicate that AI technologies are positively associated with firm productivity and employment. However, it was also found that technological innovations other than AI generate productivity and employment-boosting effects of a similar magnitude. This finding suggests that the effects of AI on employment cannot be attributed solely to a specific technology but must be evaluated within the context of a broader technological innovation ecosystem.

Studies examining the effects of AI on the sectoral labor force structure show that technological transformation has altered not only the number of jobs but also the nature of jobs and the required skill sets. Yang et al. (2025) analyzed the impact of AI capital on urban employment using panel data from 31 provinces in China's agricultural sector for the 2010-2019 period. The findings indicate that an increase in AI capital produces different outcomes for low-, medium- and high-skilled workers. In particular, AI-driven transformation appears to be more pronounced in the employment structure of the highly skilled workforce. In contrast, Zhao et al. (2025) matched robot usage data from Chinese provinces with sector-level employment data, employing a two-way fixed-effects model, a threshold regression model, and the Spatial Durbin Model. The findings indicate that robot use has a negative effect on employment in China's manufacturing sector and that an increase in robot density can lead to employment losses in certain regions and sectors. These results demonstrate that, in addition to the complementary effects of AI and automation technologies, they can also create a substitution effect in standardized and automation-friendly tasks.

Overall, the existing literature indicates that the relationship between AI and employment is complex, multidimensional, and sensitive to the economic context. A significant portion of the studies has examined the effects of AI on labor markets using panel data methods at the country, region, sector, or firm level, focusing particularly on developed economies and China. A common finding in the literature is that AI does not have a unidirectional effect on employment; mechanisms of technological complementarity and labor substitution can occur simultaneously. In other words,

while AI creates new opportunities for some groups of workers, it can also exert transformative pressures on certain types of jobs and skill sets.

However, there are some significant research gaps in the existing literature. First, the majority of empirical studies focus on developed countries, the BRICS economies, and China in particular. While studies based on the Chinese example provide important evidence regarding the regional, sectoral, and skill-based effects of AI, caution is required when generalizing these findings to developing economies with different institutional structures and levels of technological advancement. Since developing economies such as Türkiye differ from developed economies in terms of access to technology, production structure, the educational profile of the workforce, and sectoral distribution, it is important to examine the effects of AI on employment on a country-specific basis. Second, a significant portion of existing studies focuses on total employment, sectors, or skill groups. However, the potential differing effects of AI on female and male workers are addressed only to a limited extent in the literature. Technological transformation processes may produce different outcomes for gender groups due to variations in the sectoral distribution of workers, occupational structure, and skill characteristics. Given that female employment tends to be concentrated in certain service sectors and routine cognitive tasks, examining the gender dimension of the relationship between AI and employment constitutes an important area of research in the literature. Third, a significant portion of existing empirical studies focuses on the linear nature of the relationship between AI and employment. However, the effects of technological innovations may not occur in the same direction or with a constant magnitude over time. While the initial phase of AI adoption may lead to a substitution effect in certain occupations, different outcomes may emerge in the long term through productivity gains, the emergence of new production sectors, and the expansion of economic activities. Therefore, asymmetric approaches that account for the direction of AI shocks are important for a more comprehensive understanding of the effects of technological transformation on employment.

This study examines the relationship between AI and employment in the Turkish economy using monthly data from the period 2015:M1-2026:M2, with the aim of addressing these research gaps. The study's contribution to the literature is evident in three key areas. First, rather than using traditional indicators such as patent counts, robot density, or R&D expenditures to represent AI, the study employs the news-based AI Index from the EPU database. The index values, which are reported at a daily frequency, are converted to a monthly frequency for inclusion in the analysis. This approach offers an alternative indicator for measuring the visibility of developments in AI technologies in the news and their reflections in economic debates. Second, the study examines the effects of AI on employment not only in terms of total employment but also by distinguishing between the total employment rate and the employment rates for male and female. In this way, it contributes to the gender dimension, which has been underrepresented in the literature. Third, Fourier-based analyses and the Hatemi-J (2024) Efficient Asymmetric Causality Test are used to account for the nonlinear and asymmetric characteristics of the relationship between AI and employment. This methodological approach allows us to assess not only the impact of changes in the AI indicator on employment but also whether positive and negative AI shocks produce different outcomes.

In this regard, unlike the existing literature, this study examines the AI-employment relationship in the context of Türkiye an emerging economy using monthly high-frequency data and a gender-disaggregated analysis. The study's approach is based on the assumption that the effects of AI on different employment indicators may not be in the same direction or of the same magnitude. In this context, the study aims to provide new empirical findings to the literature by separately evaluating the effects of AI on total employment, female employment, and male employment in the case of Türkiye.

Data and Model

In this study, the relationship between AI and employment is examined using monthly data from the period 2015:M1-2026:M2 for Türkiye. The analysis period was determined based on the availability of data for the AI index and consists of a total of 134 observations.

The AI data used in this study was obtained from the AI Index published in the EPU database. This index measures the daily density of news articles in U.S. newspapers containing the keywords “artificial intelligence”, “generative AI (GenAI)”, “machine learning”, and “computer vision”. The AI index, published on a daily basis, was converted to a monthly frequency for use in the analyses to ensure consistency with employment data. The employment variables were derived from seasonally adjusted labor force statistics published by the Turkish Statistical Institute (TurkStat). In this context, three different employment indicators were utilized: the total employment rate (TE) for those aged 15 and older, the male employment rate (ME), and the female employment rate (FE). The aim is to jointly evaluate the relationship between the AI index and not only total employment but also employment indicators that differ by gender.

The definitions of the variables used in the study and their data sources are presented in Table 1, while descriptive statistics for the variables are presented in Table 2.

Table 1. Definition of Variables and Data Source

Variables	Definition	Data Source
AI	Artificial intelligence, genAI, machine learning, computer vision	EPU Index
TE	Employment to population ratio, ages 15+, total (%) (Seasonally adjusted main labour force indicators)	TurkStat
ME	Employment to population ratio, ages 15+, male (%) (Seasonally adjusted main labour force indicators)	TurkStat
FE	Employment to population ratio, ages 15+, female (%) (Seasonally adjusted main labour force indicators)	TurkStat

The following empirical models were developed to analyze the long-term relationship between the AI index and employment indicators.

$$\left. \begin{aligned} TE_t &= \beta_0 + \beta_1 AI_t + \varepsilon_t \\ ME_t &= \beta_0 + \beta_1 AI_t + \varepsilon_t \\ FE_t &= \beta_0 + \beta_1 AI_t + \varepsilon_t \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

In the model, AI_t represents the AI index; β_0 is represents the constant term; β_1 represents the slope coefficient; ε_t represents the error term; $t=2015:M1, \dots, 2026:M2$ represents the monthly observation period; and TE_t , ME_t , and FE_t represent the total, male, and female employment rates, respectively.

Table 2. Descriptive Statistics

Variables	Observation	Mean	Std. Dev.	Min.	Max.
AI	134	297.139	333.0689	45.30323	1473.702
TE	134	46.74104	1.931816	40.3	50
ME	134	64.50821	2.144377	55.9	67.3
FE	134	29.35075	1.968311	25	33.1

As shown in Table 2, during the analysis period, the mean value of the AI index was calculated as 297.139, with a minimum value of 45.30 and a maximum value of 1.473. The mean employment rates were 46.74% for total employment, 64.50% for male employment, and 29.35%

for female employment. Furthermore, the fact that the standard deviation of the AI index is higher than that of the employment variables indicates that the intensity of news coverage related to AI fluctuated significantly during the analysis period.

Methodology

In this study, a three-stage econometric approach was adopted to examine the long-run relationship and causality dynamics between AI and employment indicators. In the first stage, the Fourier KPSS stationarity test which accounts for structural breaks and nonlinearities was applied to determine the stationarity properties of the time series. In the second stage, the Fourier ADL cointegration test was used to investigate the existence of a long-run relationship between the variables. In the final stage, based on the assumption that positive and negative shocks may have different effects on the variables, the Hatemi-J (2024) Efficient Asymmetric Causality Test was applied to determine the direction of the relationship and identify asymmetric causality relationships. This methodological approach allows for the analysis of the relationship between the AI index and employment indicators not only within a linear and symmetric framework but also by taking structural changes and positive/negative shocks into account. Thus, the study aims to evaluate the effects of AI developments on the Turkish labor market more comprehensively.

Fourier KPSS Stationarity Test

The Fourier KPSS stationarity test developed by Becker et al. (2006) to determine the stationarity properties of the time series is based on the KPSS-type stationarity test proposed by Kwiatkowski et al. (1992). Unlike the classical KPSS test, this method incorporates soft structural breaks that may occur in the time series into the model via Fourier functions. Thus, stationarity analysis can be performed without predetermining the number, timing, or form of the breaks.

The Fourier approach flexibly represents structural changes by adding sine and cosine terms to the deterministic component, thereby reducing biases that may arise from neglecting structural breaks. The null hypothesis (H_0) of the test states that the series is stationary, while the alternative hypothesis (H_1) states that it is not. In this study, the model and test statistic for the Fourier KPSS test are presented using the following equations.

The stationarity test developed by Becker et al. (2006) begins with the data generation process described in Equations 2 and 3 below:

$$y_t = X_t' \beta + Z_t' \gamma + r_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$r_t = r_{t-1} + u_t \quad (3)$$

The error term ε_t is defined as shown above, while u_t denotes an independent and identically distributed random variable with variance σ_u^2 . Here, $X_t = [1]$ is used for a level-stationary process of y_t , and $X_t = [1, t]'$ is used for a trend-stationary process.

$$Z_t = \left[\sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right), \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) \right]' \quad (4)$$

Equation 4 is used to detect a break in the deterministic term. Here, k represents the frequency, and T represents the sample size. Under the null hypothesis, $\sigma_u^2 = 0$, meaning that the process described by Equations 2 and 3 is stationary.

$$\alpha_t = \alpha_0 + \sum_{k=1}^n \alpha_k \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \sum_{k=1}^n b_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right); \quad n < \frac{T}{2} \quad (5)$$

In Equation 5, n represents the number of frequencies in the approximation, while k represents a specific frequency. It is possible to improve the approximation by starting with $n = 1$

and adding additional frequencies. When $n = T/2$, the fit of $\alpha(t)$ becomes perfect. Furthermore, to make the problem solvable, Becker et al. (2006) proposed the following Fourier approximation using a single-frequency component:

$$\alpha(t) \cong Z'_t \gamma = \gamma_1 \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \gamma_2 \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) \quad (6)$$

In Equation 6, k represents the selected frequency for the approximation, while $\gamma = [\gamma_1, \gamma_2]'$ measures the amplitude and phase of the frequency component. Under the null hypothesis, which allows for the presence of a time-varying intercept, only a minor adjustment is required in the KPSS statistic. Simply put, $\tilde{e}_t$ represents the residuals obtained from the following regressions (Becker et al., 2006: 385):

$$y_t = \alpha + \gamma_1 \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \gamma_2 \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + e_t \quad (7a)$$

$$y_t = \alpha + \beta_t + \gamma_1 \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \gamma_2 \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + e_t \quad (7b)$$

In this way, the test statistics listed below can be obtained:

$$\tau_\mu(k) \text{ or } \tau_\tau(k) = \frac{1}{T^2} \frac{\sum_{t=1}^T \tilde{S}_t(k)^2}{\tilde{\sigma}^2} \quad (8)$$

Here, $\tilde{S}_t(k) = \sum_{j=1}^t \tilde{e}_j$, where $\tilde{e}_j$ are the OLS residuals obtained from Equations 7a and 7b. As in the KPSS, a nonparametric estimate of the long-run variance, $\tilde{\sigma}^2$, is obtained by selecting a lag parameter l and a set of weights w_j for $j = 1, \dots, l$:

$$\tilde{\sigma}^2 = \tilde{\gamma}_0 + 2 \sum w_j \tilde{\gamma}_j \quad (9)$$

Here, $\tilde{\gamma}_j$ denotes the j -th sample autocovariance of the residuals $\tilde{e}_t$ obtained from Equation 7a or 7b. Becker et al. (2006) have stated that when determining the appropriate value of k , the value of k that yields the minimum sum of squared residuals should be selected. The null hypothesis that $\sigma_u^2 = 0$ does not imply any specific assumption regarding the presence of breaks in the data generation process. Furthermore, if a nonlinear trend is not present in the data generation process, it may be possible to achieve greater statistical power by using the standard KPSS test. Therefore, it becomes desirable to test for the absence of a nonlinear trend ($\gamma_1 = \gamma_2 = 0$). The F-test statistic for this hypothesis is calculated as shown in Equation 10 below:

$$F_i(k) = \frac{\frac{SSR_0 - SSR_1(k)}{2}}{\frac{SSR_1(k)}{T-q}}, \quad i = \mu, \tau \quad (10)$$

Here, $SSR_1(k)$ represents the sum of squared residuals obtained from Equation 7a or 7b. q denotes the number of regressors, while SSR_0 denotes the sum of squared residuals obtained from the regression without trigonometric terms (Becker et al., 2006: 382-391).

Fourier ADL Cointegration Test

The Fourier ADL cointegration test, developed by Banerjee et al. (2017) to examine the long-term relationship between time series, is based on the work of Enders and Lee (2012). This method extends the traditional ADL cointegration approach using Fourier functions, thereby enabling more reliable results to be obtained in the presence of structural breaks.

The Fourier ADL approach incorporates the smooth changes in the deterministic component into the model using sine and cosine functions in cointegration analysis, thereby eliminating the need

to predetermine the number and dates of breaks. In the analysis, the Fourier ADL model used, based on Enders and Lee (2012), defines the deterministic term $d(t)$ using the Fourier approximation in Equation 11:

$$d(t) = \gamma_0 + \sum_{k=1}^q \gamma_{1,k} \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \sum_{k=1}^q \gamma_{2,k} \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right), \quad q \leq \frac{T}{2} \quad (11)$$

In the equation, γ_0 represents the standard deterministic term, which includes a constant and a linear trend, while k denotes a specific single frequency. q represents the number of frequencies included in the approach, and T represents the number of observations.

Similar to the study by Banerjee et al. (1998), the conditional model in Equation 12 is used to describe the Fourier ADL test procedure:

$$\Delta y_{1t} = d(t) + \delta_1 y_{1,t-1} + \gamma' y_{2,t-1} + \varphi' \Delta y_{2t} + \varepsilon_t \quad (12)$$

Here, γ , φ , and y_{2t} are $n \times 1$ vectors consisting of parameters and explanatory variables. The deterministic term $d(t)$ in Equation (11) contains a nonlinear function of time. The dependent variable y_{1t} is a univariate process, and δ_1 is a scalar. In more general cases, delays in Δy_{1t} and Δy_{2t} are allowed to account for possible serial correlation in ε_t .

In the test, the null hypothesis (H_0) states that there is no cointegration relationship among the variables, while the alternative hypothesis (H_1) states that a long-run cointegration relationship exists. The test statistic is defined as follows:

$$t_{ADL}^F = \frac{\widehat{\delta_1}}{se(\widehat{\delta_1})} \quad (13)$$

Here, $\widehat{\delta_1}$ is the OLS estimator of δ_1 in Equation (12), and $se(\widehat{\delta_1})$ denotes the standard error of $\widehat{\delta_1}$ obtained from the OLS estimate of Equation (12) (Banerjee et al., 2017: 116-117).

Efficient Asymmetric Causality Test

Traditional causality tests assume that the effects of positive and negative shocks on variables are symmetric. However, in economic relationships, the effects of positive and negative changes may differ. Therefore, this study employs the Efficient Asymmetric Causality Test developed by Hatemi-J (2024) to identify potential asymmetric causality relationships among variables. In the Hatemi-J (2024) approach, the variables under analysis are decomposed into positive and negative innovation components. For two time-series variables, Z_1 and Z_2 , the process is defined as follows:

$$Z_{1,t} = a + bt + Z_{1,t-1} + e_{1,t} = at + \frac{t(t+1)}{2}b + Z_{1,0} + \sum_{j=1}^t e_{1,j} \quad (14)$$

$$Z_{2,t} = c + dt + Z_{2,t-1} + e_{2,t} = ct + \frac{t(t+1)}{2}d + Z_{2,0} + \sum_{j=1}^t e_{2,j} \quad (15)$$

For $t=1, \dots, T$. Here, e_i represents the error terms for each case where $i=1, 2$; the symbols a , b , c , and d represent the deterministic coefficients to be estimated; and $Z_{i,0}$ represents the initial value of the variable i . Granger and Yoon (2002) suggest to identify the positive and negative innovations as $e_{1,t}^+ := \max(e_{1,t}, 0)$, $e_{2,t}^+ := \max(e_{2,t}, 0)$, $e_{1,t}^- := \min(e_{1,t}, 0)$ and $e_{2,t}^- := \min(e_{2,t}, 0)$. Using these values, the partial cumulative sums of the variables ($Z_{1,t}^+$, $Z_{1,t}^-$, $Z_{2,t}^+$ and $Z_{2,t}^-$) can be calculated as follows:

$$Z_{1,t}^+ = \rho \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{1,j}^+ \quad (16)$$

$$Z_{1,t}^- = (1 - \rho) \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{1,j}^- \quad (17)$$

$$Z_{2,t}^+ = q \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{2,j}^+ \quad (18)$$

$$Z_{2,t}^- = (1 - q) \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{2,j}^- \quad (19)$$

Here, ρ and q are weight coefficients representing the proportions of observations indicating positive changes in variables Z_1 and Z_2 , respectively. This transformation ensures that the sum of the positive and negative components yields each variable in its original form: $Z_{1,t}^+ + Z_{1,t}^- = Z_{1,t}$ and $Z_{2,t}^+ + Z_{2,t}^- = Z_{2,t}$.

The causal relationships between the positive and negative components obtained are examined using the SURE-based (Seemingly Unrelated Regression Estimation) efficient estimation approach proposed by Hatemi-J (2024). The method takes into account that the error terms associated with the positive and negative components may be correlated with one another; therefore, the SURE method is used instead of the standard VAR approach. This approach provides efficient estimation results equivalent to those of the Feasible Generalized Least Squares method. Rejection of the null hypothesis (H_0) indicates the presence of an asymmetric causal relationship between the relevant positive or negative shock components.

In this study, the Efficient Asymmetric Causality Test was applied to identify causal relationships based on positive and negative shocks between the artificial intelligence (AI) index and the total employment rate (TE), the male employment rate (ME), and the female employment rate (FE).

Empirical Findings

In this section, empirical findings regarding the relationship between the AI index and employment variables are presented within the framework of stationarity, cointegration, and asymmetric causality analyses.

Table 3. Results of the Fourier KPSS Stationarity Test

Variables	KPSS Stat.	k	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value
AI	0.1745***	1	0.0716	0.0546	0.0471
TE	0.5859***	1	0.0716	0.0546	0.0471
ME	0.5228***	1	0.0716	0.0546	0.0471
FE	2.1719***	2	0.2022	0.1321	0.1034

Note: *** indicates rejection of the null hypothesis of stationarity at the 1% significance level (Becker et al., 2006).

The results of the Fourier KPSS stationarity test, which was applied to determine the stationarity properties of the variables used in the study, are presented in Table 3. An examination of Table 3 reveals that the Fourier KPSS test statistics for all variables are higher than the critical values. Accordingly, the null hypothesis (H_0) of stationarity is rejected. The results indicate that the AI, TE,

ME, and FE series are not stationary at the level. This finding indicates that the series are not stationary and that it is appropriate to conduct cointegration analyses to investigate a possible long-run relationship among the variables.

Table 4. Results of the Fourier ADL Cointegration Test

Model	Test Statistics	1% Critical Value	5% Critical Value	10% Critical Value	k
TE	-2.1955	-4.4307	-3.7458	-3.3692	2
ME	-2.1867	-4.4307	-3.7458	-3.3692	2
FE	-1.7876	-4.4307	-3.7458	-3.3692	2

The results of the Fourier ADL cointegration test, conducted to investigate the long-run relationship among the variables, are presented in Table 4. According to the results, the test statistic was calculated as -2.1955 for the TE model, -2.1867 for the ME model, and -1.7876 for the FE model. All of these values are greater than the critical value of -3.3692 at the 10% significance level. Therefore, the null hypothesis (H_0), which states that there is no long-run cointegration, cannot be rejected. In other words, there is no stable, co-moving relationship between employment indicators and the AI index in the long run. However, to identify possible nonlinear and asymmetric causal relationships among the variables, efficient asymmetric causality tests developed by Hatemi-J (2024) were applied.

Table 5. Results of the Efficient Asymmetric Causality Test

Direction	Shock	Test Statistics	Prob. Value	Decision
AI→TE	Positive	0.0349	0.8518	There is no causality.
	Negative	0.0014	0.9706	There is no causality.
TE→AI	Positive	0.0002	0.9881	There is no causality.
	Negative	0.0020	0.9647	There is no causality.
AI→ME	Positive	0.3584	0.5494	There is no causality.
	Negative	0.1488	0.6997	There is no causality.
ME→AI	Positive	0.1308	0.7176	There is no causality.
	Negative	0.2236	0.6363	There is no causality.
AI→FE	Positive	6.0103**	0.0142	There is causality.
	Negative	0.6706	0.4128	There is no causality.
FE→AI	Positive	0.2907	0.5897	There is no causality.
	Negative	0.8767	0.3491	There is no causality.

Note: ** indicates statistical significance at the 5% level.

The results of the Hatemi-J (2024) asymmetric causality test, applied to determine causality relationships based on positive and negative shocks between variables, are presented in Table 5. An examination of the results reveals that there is no asymmetric causal relationship between AI and the total employment rate with respect to either positive or negative shocks. Similarly, no statistically significant causal relationship was found between AI and the male employment rate for shocks in either direction.

In contrast, a unidirectional and statistically significant causal relationship was identified based on positive shocks from the AI index to the female employment rate. This finding suggests that positive developments in AI technologies may serve as a supportive factor for female employment. However, no significant relationship in the same direction was found for negative shocks. Therefore, it appears that the relationship between AI and female employment is not symmetrical and emerges only through positive AI shocks. On the other hand, no significant causal relationship was found for either positive or negative shocks from the female employment rate to the

AI index. This result indicates that changes in female employment do not serve as a factor explaining changes in the AI indicator.

Generally, the results of the Efficient Asymmetric Causality Test reveal that there is a one-way causal relationship between the variables under examination, based solely on positive shocks from AI to female employment. In contrast, no significant relationship was found between AI index and total employment or male employment.

Conclusions and Policy Recommendations

In this study, the relationship between AI and the Turkish labor market was examined using monthly data from the period 2015:M1-2026:M2. In the analysis, the AI Index was used to represent AI, while the total employment rate, male employment rate, and female employment rate were used as employment indicators. The relationships among the variables were analyzed using the Fourier KPSS stationarity test, the Fourier ADL cointegration test, and the Hatemi-J (2024) asymmetric causality test.

Empirical findings indicate that there is no long-run cointegration relationship between the AI index and employment indicators. This result suggests that there is no statistically significant long-run relationship between AI developments and employment indicators in Türkiye during the period under review. Similarly, the results of the asymmetric causality test revealed that there is no significant causal relationship in terms of either positive or negative shocks between AI and total employment or male employment. In contrast, a unidirectional and significant causal relationship was identified from positive shocks in AI toward female employment. This finding suggests that positive developments in AI technologies may serve as a supportive factor for female employment. This finding suggests that positive shocks in the AI index may be a precursor to changes in female employment. However, the absence of a significant causal relationship between negative AI shocks and female employment indicates that adverse developments stemming from AI were not associated with a significant decline in female employment during the period under study.

Based on the findings of this study, AI policies must be evaluated not only from the perspective of automation-driven job losses but also in terms of their potential to create new employment opportunities. In particular, the finding of a positive relationship between AI and female employment highlights the importance of policies aimed at increasing female participation in the digital economy. In this context, it is recommended that educational programs designed to develop female knowledge and skills in the fields of AI and digital technologies be supported. Furthermore, since the study's findings indicate that AI has not yet brought about a significant change in total employment, it is important for policymakers to develop balanced policies that take into account the potential impacts on different employment groups, rather than viewing AI solely as a factor that causes job losses. In particular, initiatives that encourage the use of AI technologies in job-creating sectors can help maximize the positive outcomes of technological transformation.

In conclusion, this study shows that the relationship between AI and employment in Türkiye is neither universal nor homogeneous; the effects may vary depending on the type of employment. The findings indicate that there is no significant causal relationship between the AI index and total employment or male employment, but that it may be a potentially supportive factor for female employment.

This study has some limitations. First, the AI Index used represents the intensity of information related to global AI developments rather than the direct level of AI usage in Türkiye. Second, due to the availability of the AI Index, the data period is limited to 2015:M1-2026:M2. Future studies could examine the effects of AI on the labor market more comprehensively by using more detailed employment indicators broken down by sector or occupation.



www.turkishstudies.net/economy

Turkish Studies - Economics, Finance, Politics

eISSN: 2667-5625



ANKARA SCIENCE
UNIVERSITY

Yapay Zekâ ve Cinsiyete Göre İstihdam Dinamikleri: Türkiye’den Ampirik Kanıtlar

Giriş

Yapay zekâ teknolojilerindeki hızlı gelişmeler, ekonomik faaliyetlerin organizasyonu, üretim süreçlerinin yapısı ve işgücü piyasalarının işleyişi üzerinde önemli dönüşümlere yol açmaktadır. Önceki teknolojik yeniliklerden farklı olarak yapay zekâ, yalnızca fiziksel üretim süreçlerini otomatikleştiren bir teknoloji olmaktan ziyade; öğrenme, tahmin, karar verme, bilgi işleme ve rutin olmayan bilişsel görevleri gerçekleştirme kapasitesi sayesinde genel amaçlı bir teknoloji niteliği taşımaktadır. Bu nedenle yapay zekânın ekonomik etkileri, yalnızca teknolojik ilerleme ve verimlilik artışları çerçevesinde değil, aynı zamanda işlerin niteliği, görev dağılımı, beceri gereksinimleri ve istihdam dinamikleri üzerindeki etkileri açısından da değerlendirilmektedir (Frank vd., 2019).

Yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişki, teknolojik değişimin işgücü piyasaları üzerindeki etkilerine yönelik uzun süredir devam eden tartışmaların güncel bir uzantısını oluşturmaktadır. Teknolojik gelişmelerin istihdam üzerindeki etkileri geleneksel olarak emek ikamesi ve emek tamamlayıcılığı mekanizmaları üzerinden ele alınmaktadır. Teknolojik değişimin, çalışanların beceri gereksinimlerini ve işgücü piyasasındaki görece talep yapısını dönüştürdüğü uzun süredir vurgulanmaktadır (Goldin ve Katz, 2008). Bir taraftan yapay zekânın belirli görevleri otomatikleştirerek özellikle rutin ve standartlaştırılmış işlerde insan emeğine olan talebi azaltabileceği ileri sürülmektedir. Diğer taraftan tamamlayıcı teknoloji yaklaşımı, yapay zekânın çalışanların üretkenliğini artırabileceğini, yeni görev alanları oluşturabileceğini ve ekonomik faaliyetlerin genişlemesi yoluyla yeni istihdam fırsatları yaratabileceğini savunmaktadır (Autor, 2013; Autor, 2015; Bessen, 2019; Webb, 2020). Bu nedenle yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerinin yalnızca toplam istihdam miktarındaki değişimler üzerinden değil, aynı zamanda işlerin dönüşümü, görev yapısı ve çalışanların sahip olduğu beceriler açısından incelenmesi gerekmektedir.

Ampirik literatür, yapay zekânın işgücü piyasaları üzerindeki etkilerinin bütün ekonomiler ve çalışan grupları açısından aynı biçimde ortaya çıkmadığını göstermektedir. Yapay zekâyı maruz kalma düzeyi; mesleklerin içerdiği görevlerin niteliği, çalışanların beceri düzeyi, sektörel uzmanlaşma ve ekonomik kurumların teknolojik dönüşüme uyum kapasitesi gibi faktörlere bağlı olarak farklılaşabilmektedir. Felten vd. (2021), yapay zekâyı maruz kalma düzeylerinin meslekler, sektörler ve bölgeler arasında önemli farklılıklar gösterdiğini ortaya koyarken, Pizzinelli vd. (2023) yapay zekânın işgücü piyasası üzerindeki etkilerinin ülkelerin ekonomik ve kurumsal özelliklerine bağlı olarak değişebileceğini göstermektedir. Bu bulgular, yapay zekâ-istihdam ilişkisinin tek yönlü ve tüm çalışan grupları için aynı sonuçları doğuran bir süreç olarak değerlendirilmemesi gerektiğine işaret etmektedir.

Yapay zekânın ekonomik etkilerinin incelenmesindeki temel sorunlardan biri, teknolojik gelişmenin uygun bir gösterge ile nasıl ölçüleceğidir. Geleneksel teknoloji göstergeleri çoğunlukla

patent sayıları, Ar-Ge harcamaları, robot kullanımı veya gerçekleşmiş teknolojik yatırımlar gibi göstergelere dayanmaktadır. Ancak yapay zekâ gibi hızlı gelişen teknolojiler açısından bu göstergeler, teknolojik dönüşümün ekonomik gündemdeki görünürlüğünü ve erken dönem gelişmelerini tam olarak yansıtmayabilir. Bu nedenle son yıllarda haber yoğunluğuna dayalı metin tabanlı göstergeler, teknolojik gelişmelerin ekonomik etkilerini daha zamanlı ve dinamik biçimde izlemek amacıyla alternatif ölçüm araçları olarak kullanılmaya başlanmıştır (Shapiro vd., 2022). Bu kapsamda haber tabanlı yapay zekâ göstergeleri, teknolojinin fiili kullanım düzeyinden ziyade yapay zekâ gelişmelerinin ekonomik gündemdeki görünürlüğünü ve teknolojiye yönelik ekonomik aktörlerin teknolojiye yönelik ilgisini, dikkatini ve algısal görünürlüğünü yansıtmaya yönelik alternatif bir yaklaşım sunmaktadır. Bu çalışma da yapay zekâ gelişmelerini ölçmek amacıyla haber yoğunluğuna dayalı Artificial Intelligence Index göstergesini kullanmaktadır.

Mevcut literatür incelendiğinde, yapay zekâ ve istihdam ilişkisine yönelik çalışmaların büyük ölçüde gelişmiş ekonomiler, özellikle Çin olmak üzere Asya ekonomileri ve yapay zekâ kullanımını doğrudan ölçmeye yönelik göstergeler üzerine yoğunlaştığı görülmektedir. Mutascu (2021), Guliyev (2023), Algül (2024), Saba ve Ngepah (2024) ve Chen vd. (2025) gibi çalışmalar yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerini farklı ülke ve sektör örnekleri üzerinden incelemiş olmakla birlikte, mevcut ampirik kanıtların önemli bir bölümü gelişmiş ekonomiler ile Çin başta olmak üzere Asya ekonomileri üzerinde yoğunlaşmaktadır. Buna karşılık gelişmekte olan ekonomilerde yapay zekâyâ ilişkin haber yoğunluğu, ekonomik görünürlük ve istihdam dinamikleri arasındaki ilişkiyi inceleyen çalışmalar sınırlı kalmaktadır.

Bunun yanında mevcut çalışmaların önemli bir bölümü toplam istihdam, sektörler veya beceri grupları üzerine yoğunlaşmaktadır (Gu vd., 2022; Huo vd., 2024; Feng vd., 2026). Ancak teknolojik dönüşümün farklı çalışan grupları üzerindeki etkileri aynı biçimde ortaya çıkmayabilir. Nitekim Liang vd. (2025), yapay zekânın düşük vasıflı kadın çalışanlar üzerindeki etkilerinin erkek çalışanlara göre daha belirgin olabileceğini göstermektedir. Bu durum, yapay zekâ-istihdam ilişkisinin yalnızca toplam istihdam düzeyi açısından değil, aynı zamanda cinsiyet boyutu dikkate alınarak incelenmesinin önemini ortaya koymaktadır.

Türkiye ekonomisi bu bağlamda önemli bir araştırma alanı sunmaktadır. Türkiye, bir yandan dijital dönüşüm ve yapay zekâ uygulamalarının ekonomik gündemde giderek daha fazla önem kazandığı, diğer yandan gelişmiş ekonomilerden farklı üretim yapısı, beceri dağılımı ve işgücü piyasası özelliklerine sahip olan gelişmekte olan bir ekonomidir. Bu nedenle yapay zekâyâ ilişkin haber yoğunluğu ile Türkiye'deki istihdam dinamikleri arasındaki ilişkinin incelenmesi, gelişmekte olan ekonomilerde teknolojik dönüşümün işgücü piyasalarına nasıl yansıdığına ilişkin önemli ampirik kanıtlar sağlayabilir.

Ayrıca teknolojik dönüşümlerin etkileri zaman içerisinde doğrusal ve simetrik biçimde gerçekleşmeyebilir. Yapay zekâ teknolojilerinin yaygınlaşmasının başlangıç aşamalarında bazı görevlerde emek ikamesi baskısı ortaya çıkabilirken, uzun dönemde verimlilik artışı, yeni faaliyet alanlarının oluşması ve üretim kapasitesinin genişlemesi yoluyla farklı sonuçlar ortaya çıkabilir. Bu nedenle yapay zekâ-istihdam ilişkisinin yalnızca ortalama etkiler üzerinden değil, pozitif ve negatif yönlü şokların farklı sonuçlarını dikkate alan asimetrik yaklaşımlar aracılığıyla incelenmesi önem taşımaktadır (Shin vd., 2014; Hatemi-J, 2024).

Bu çalışma, Türkiye ekonomisinde yapay zekâ gelişmeleri ile istihdam göstergeleri arasındaki ilişkiyi incelemektedir. Yapay zekâ gelişmelerini ölçmek amacıyla EPU veri tabanında yayımlanan Yapay Zekâ Endeksi kullanılmaktadır. İstihdam dinamikleri ise toplam istihdam oranı, kadın istihdam oranı ve erkek istihdam oranı göstergeleri aracılığıyla değerlendirilmektedir. Çalışmada 2015:M1-2026:M2 dönemine ait aylık veriler kullanılarak yapay zekâ gelişmeleri ile istihdam göstergeleri arasındaki ilişki doğrusal olmayan ve asimetrik yaklaşımlar çerçevesinde analiz edilmektedir. Bu kapsamda çalışmada öncelikle serilerin durağanlık özellikleri Fourier KPSS testi

ile incelenmekte, değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişki Fourier ADL eşbütünleşme testi ile araştırılmakta ve son olarak yapay zekâ göstergesindeki pozitif ve negatif yönlü değişimlerin istihdam göstergeleri üzerindeki nedensellik ilişkileri Hatemi-J (2024) Etkili Asimetrik Nedensellik Test yaklaşımı kullanılarak analiz edilmektedir.

Bu çalışma, üç açıdan literatüre katkı sağlamaktadır. İlk olarak, yapay zekâ-istihdam ilişkisini gerçekleştirmiş teknoloji yatırımlarından farklı olarak haber tabanlı bir yapay zekâ göstergesi aracılığıyla Türkiye ekonomisi özelinde incelemektedir. İkinci olarak, toplam istihdamın yanı sıra kadın ve erkek istihdam göstergelerini ayrı ayrı ele alarak teknolojik dönüşümün farklı çalışan grupları üzerindeki etkilerini karşılaştırmalı olarak incelemektedir. Üçüncü olarak, Fourier tabanlı yöntemler ve asimetrik nedensellik yaklaşımını birlikte kullanarak yapay zekâ-istihdam ilişkisinin doğrusal olmayan yapısını ve pozitif/negatif yönlü yapay zekâ şoklarının istihdam üzerindeki farklı etkilerini analiz etmektedir.

Literatür Taraması

Yapay zekâ ve istihdam ilişkisine yönelik literatür son yıllarda hızla genişlemiş ve farklı ülke, sektör ve çalışan grupları üzerinde yoğunlaşmıştır. Bu çalışmalar, yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerinin tek yönlü olmadığını; kullanılan yapay zekâ göstergesine, incelenen ekonomiye ve işgücü piyasasının yapısına bağlı olarak farklı sonuçlar ortaya koyduğunu göstermektedir.

Yapay zekâ ile istihdam arasındaki genel ilişkiyi inceleyen çalışmalar, teknolojik dönüşümün yalnızca istihdam azaltıcı bir süreç olarak değerlendirilmemesi gerektiğine işaret etmektedir. Mutascu (2021), 1998-2016 döneminde yüksek teknoloji düzeyine sahip 23 gelişmiş ülkeye ait verileri kullanarak yapay zekânın işsizlik üzerindeki etkisini panel eşik modeli ve Sistem-GMM yöntemiyle analiz etmiştir. Bulgular, yapay zekânın işsizlik üzerindeki etkisinin doğrusal olmadığını ve özellikle düşük enflasyon koşullarında yapay zekâ kullanımındaki artışın işsizliği azaltıcı yönde etkili olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde Guliyev (2023), 2005-2021 döneminde 24 gelişmiş ülkeye ait veriler üzerinden dinamik panel veri analizi ve Sistem-GMM tahmincisi kullanarak yapay zekâ gelişimi ile işsizlik arasındaki ilişkiyi incelemiş ve yapay zekâ düzeyindeki artışın işsizlik oranlarını düşürdüğünü ortaya koymuştur. Bu çalışmalar, gelişmiş ekonomilerde yapay zekânın uygun ekonomik koşullar altında emek ikame eden değil, üretkenlik ve yeni faaliyet alanları yoluyla istihdamı destekleyen bir unsur olabileceğini göstermektedir.

Bununla birlikte yapay zekânın istihdam üzerindeki etkileri sektörlere göre farklılaşabilmektedir. Algül (2024), yapay zekâ teknolojilerinde öncü 17 ülkenin 1998-2017 dönemine ait verilerini DOLS ve FMOLS yöntemleriyle analiz ederek yapay zekâ inovasyonlarının toplam istihdam ve hizmet sektörü istihdamını artırdığını, buna karşılık sanayi ve tarım sektörlerinde istihdam azaltıcı etkiler oluşturduğunu göstermiştir. Bu sonuç, yapay zekânın aynı anda hem tamamlayıcı hem de ikame edici mekanizmalar yoluyla işgücü piyasalarını etkileyebileceğine işaret etmektedir. Çetin ve Kutlu (2025) ise 2017-2021 döneminde 29 ülkeye ait verileri Sistem-GMM yöntemiyle incelemiş ve yapay zekânın istihdam üzerinde pozitif ve anlamlı etkisi olduğunu belirlemiştir. Ancak çalışmada yapay zekâ ile işgücü verimliliği arasındaki etkileşim etkisinin bu olumlu ilişkiyi zayıflattığı bulunmuştur. Bu durum, yapay zekânın istihdam etkilerinin yalnızca teknoloji düzeyine değil, teknolojinin üretim süreçlerine entegrasyon biçimine de bağlı olduğunu göstermektedir.

Yapay zekânın ekonomik büyüme, üretim kapasitesi ve istihdam arasındaki rolünü ele alan çalışmalar da teknolojik dönüşümün daha geniş makroekonomik etkilerine dikkat çekmektedir. Behara vd. (2026), Hindistan ekonomisi için 1985-2022 dönemine ait verileri kullanarak yapay zekânın ekonomik büyümeye etkisini ve sektörel istihdam kanalı üzerindeki rolünü Dinamik ARDL yaklaşımıyla incelemiştir. Sonuçlar, yapay zekânın ekonomik büyümeyi önemli ölçüde artırdığını ancak istihdam kanalı üzerinden ortaya çıkan etkinin daha sınırlı kaldığını göstermektedir. Saba ve

Ngepah (2024) ise BRICS ülkelerinde 2012-2022 döneminde yapay zekâ yatırımları, ekonomik büyüme ve istihdam arasındaki ilişkiyi CS-ARDL yöntemiyle analiz etmiş ve değişkenler arasında uzun dönemli denge ilişkisi bulunduğunu ortaya koymuştur. Bu çalışmalar, yapay zekânın işgücü piyasalarını yalnızca doğrudan istihdam etkileri aracılığıyla değil, yatırım, büyüme ve üretim kapasitesi kanalları üzerinden de etkileyebileceğini göstermektedir.

Yapay zekânın etkileri yalnızca istihdam miktarı açısından değil, aynı zamanda istihdamın niteliği ve çalışanların beceri yapısı açısından da incelenmektedir. Bu alandaki çalışmalar, teknolojik dönüşümün farklı çalışan grupları üzerinde aynı sonuçları oluşturmadığını göstermektedir. Chen vd. (2025), Çin'in il düzeyindeki şehirlerine ait 2011-2019 dönemi panel verilerini iki yönlü sabit etkiler modeliyle analiz ederek yapay zekâ kullanımının istihdam kalitesi üzerindeki etkilerini incelemiştir. Bulgular, yapay zekânın üretkenliği artırmasına rağmen, istihdam kalitesi üzerindeki etkilerin bölgesel özelliklere bağlı olarak değiştiğini ortaya koymaktadır. Gu vd. (2022) ise Çin'in eyalet düzeyindeki 2007-2020 dönemi panel verilerini kullanarak yapay zekâ gelişiminin hizmet sektörü istihdamı üzerindeki etkisini araştırmış ve yapay zekânın hizmet sektöründe hem doğrudan hem de dolaylı etkiler oluşturduğunu göstermiştir. Ancak bu etkilerin bölgesel ekonomik yapı, insan sermayesi ve teknolojik uyum kapasitesine göre farklılaştığı görülmektedir.

Yapay zekânın beceri grupları üzerindeki etkileri, teknolojik dönüşümün işgücü piyasasında kutuplaştırıcı sonuçlar oluşturabileceğine ilişkin tartışmaları güçlendirmektedir. Feng vd. (2026), Çin Hanehalkı Finans Anketi'nden elde edilen 2011-2019 dönemi panel verileri ile şehir düzeyindeki yapay zekâ göstergelerini kullanarak yapay zekânın kapsayıcı büyüme üzerindeki etkisini panel sabit etkiler modelleri aracılığıyla incelemiştir. Bulgular, yapay zekânın düşük vasıflı çalışanların istihdam olanaklarını artırarak kapsayıcı büyümeyi destekleyebildiğini ancak farklı beceri grupları açısından etkilerin aynı olmadığını göstermektedir. Feng vd. (2026) ise Çin'in 276 şehrine ait 2008-2022 dönemi panel verilerini kullanarak yapay zekânın istihdam yapısı üzerindeki etkisini analiz etmiş ve yüksek ve düşük vasıflı çalışanların istihdam paylarında U biçimli, orta vasıflı çalışanlarda ise ters U biçimli bir ilişki bulunduğunu ortaya koymuştur. Bu sonuç, yapay zekânın özellikle orta beceri düzeyindeki işlerde dönüşüm baskısı oluşturarak işgücü piyasasında yeniden yapılanmaya neden olabileceğini göstermektedir.

Gelişmekte olan ekonomilerde yapay zekânın beceri düzeyine göre farklılaşan etkileri daha belirgin biçimde ortaya çıkabilmektedir. Giwa ve Ngepah (2024a), Güney Afrika ekonomisinde yapay zekânın vasıflı istihdam üzerindeki etkisini 2012:Q1-2021:Q4 dönemine ait verilerle ARDL modeli ve Granger nedensellik testi kullanarak incelemiştir. İlk tahmin sonuçları, yapay zekânın vasıflı istihdam üzerinde kısa ve uzun dönemde pozitif etkili olduğunu gösterirken, yapısal kırılmalar dikkate alındığında ilişkinin negatif ve anlamlı hale geldiği belirlenmiştir. Aynı araştırmacılar tarafından gerçekleştirilen Giwa ve Ngepah (2024b) çalışmasında ise Güney Afrika ekonomisinde yapay zekâ benimsenmesi ile düşük vasıflı istihdam arasındaki ilişki VECM yaklaşımıyla analiz edilmiştir. Bulgular, uzun dönemde yapay zekâ ile düşük vasıflı istihdam arasında negatif ilişki bulunduğunu ve yapay zekâ yatırımlarından düşük vasıflı istihdama doğru tek yönlü nedensellik olduğunu göstermektedir. Bu sonuçlar, yapay zekânın özellikle rutin ve düşük beceri gerektiren görevlerde ikame etkisinin daha güçlü olabileceğine işaret etmektedir.

Yapay zekânın bölgesel işgücü piyasaları üzerindeki etkileri de literatürde önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır. He ve Tong (2026), Çin'in 31 eyalet düzeyindeki bölgesine ait (Hong Kong, Makao ve Tayvan hariç) 2011-2023 dönemi verilerini kullanarak yapay zekâ yaygınlığı, yetenek gelişimi ve istihdam oranı arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Bulgular, yapay zekâ yaygınlığının bölgesel istihdam oranlarını artırdığını ancak etkinin demografik yapı ve özellikle nüfus yaşlanma düzeyine bağlı olarak değiştiğini göstermektedir. Zhang (2026) ise Çin'in 30 eyaletine ait 2011-2022 dönemi panel verileriyle yapay zekâ gelişiminin bölgesel istihdam kalitesi üzerindeki etkisini analiz etmiş ve yapay zekânın istihdam kalitesini artırdığını ortaya koymuştur.

Bununla birlikte etkinin doğu, merkez ve batı bölgelerinde farklı büyüklüklere sahip olması, teknolojik dönüşümün bölgesel ekonomik kapasite ve insan sermayesi ile birlikte değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir.

Yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerinin zaman içinde değişebileceği de literatürde vurgulanan önemli konular arasındadır. Huo vd. (2024), Çin imalat sektörüne ait 2011-2020 dönemi eyalet panel verilerini kullanarak yapay zekâ gelişmişliği ile istihdam arasındaki ilişkiyi incelemiş ve pozitif U biçimli bir ilişki tespit etmiştir. Buna göre teknolojik dönüşümün başlangıç aşamalarında emek ikamesi etkisi daha belirgin olurken, uzun dönemde verimlilik artışı, yeni görev alanlarının oluşumu ve üretim kapasitesindeki genişleme yoluyla istihdam yaratıcı etkiler güçlenmektedir. Li vd. (2025) ise Çin'in 30 eyaletine ait 2008-2022 dönemi panel verileriyle yapay zekânın kırsal işgücünün istihdam kalitesi üzerindeki etkisini incelemiş ve yapay zekânın; eğitim, beceri geliştirme ve öğrenme fırsatlarını artırarak kırsal işgücünün istihdam kalitesini iyileştirdiğini göstermiştir.

Yapay zekânın beceri yapısı ve çalışanların demografik özellikleri üzerindeki etkileri, teknolojik dönüşümün farklı çalışan grupları açısından asimetric sonuçlar oluşturabileceğini ortaya koymaktadır. Liang vd. (2025), Çin'in 30 eyaletine ait 2010-2022 dönemi panel verilerini kullanarak yapay zekâ gelişiminin istihdamın beceri yapısı üzerindeki etkisini iki yönlü sabit etkiler modeliyle analiz etmiştir. Bulgular, yapay zekânın düşük vasıflı işgücüne yönelik talebi azalttığını, buna karşılık orta ve yüksek vasıflı işgücüne yönelik talebi artırdığını göstermektedir. Ayrıca eşik etkisi analizleri, yapay zekâ ile düşük vasıflı işgücü talebi arasında doğrusal olmayan bir ilişki bulunduğunu ortaya koymaktadır. Çalışmanın önemli bulgularından biri, yapay zekânın düşük vasıflı kadın çalışanlar üzerindeki olumsuz etkisinin erkek çalışanlara göre daha güçlü olmasıdır. Bu sonuç, teknolojik dönüşümün yalnızca beceri düzeyine göre değil, çalışanların demografik özelliklerine göre de farklı sonuçlar oluşturabileceğini göstermektedir.

Yüksek eğitilmiş çalışanlar açısından ise yapay zekânın daha çok tamamlayıcı etkiler oluşturduğu görülmektedir. Marinaş vd. (2024), 78 ülkeye ait 2019-2022 dönemi verilerini kullanarak Yapay Zekâ Hazırlık Endeksi'nin yüksek eğitilmiş çalışanların istihdamı üzerindeki etkisini panel veri yöntemiyle incelemiştir. Bulgular, yapay zekâ hazırlık düzeyi yüksek ülkelerde yüksek eğitilmiş çalışanların istihdamının arttığını göstermektedir. Bu sonuç, yapay zekânın belirli beceri grupları açısından insan sermayesini ikame eden değil, tamamlayan bir teknoloji olarak işleyebileceğini göstermektedir. Buna karşılık Handel (2026), ABD ekonomisinde 2010-2023 dönemine ait istihdam verilerini kullanarak yapay zekâ ve robotik teknolojilerin kitlesel iş kayıplarına yol açacağı yönündeki görüşleri değerlendirmiştir. Çalışma, teknoloji kaynaklı büyük ölçekli bir istihdam kaybına ilişkin güçlü kanıt bulunmadığını ve dönüşümün daha çok kademeli biçimde gerçekleştiğini ortaya koymaktadır.

Yapay zekâ ve otomasyon teknolojilerinin istihdam üzerindeki etkilerini birlikte ele alan çalışmalar, kullanılan teknoloji göstergesinin sonuçlar üzerinde belirleyici olabileceğini göstermektedir. Okur ve Özdemir (2025), G7 ülkelerinde yapay zekâ ve otomasyon teknolojilerinin istihdam dinamikleri üzerindeki etkisini 2010-2024 dönemini kapsayan dengeli panel veri seti ile analiz etmiştir. Bulgular, yapay zekâ yatırımlarının uzun dönemde istihdam üzerinde negatif etkiler oluşturduğunu, robot yoğunluğunun ise ekonomik yapıya bağlı olarak farklı sonuçlar verebildiğini göstermektedir. Ayrıca nedensellik analizleri, yapay zekâ yatırımlarından istihdama doğru tek yönlü bir ilişkinin bulunduğu işaret etmektedir. Bu sonuç, yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerinin yalnızca teknolojinin varlığıyla değil, hangi sektörlerde ve hangi üretim süreçlerinde kullanıldığıyla ilişkili olduğunu ortaya koymaktadır.

İmalat sektörü ve robot teknolojileri üzerine yapılan çalışmalar ise yapay zekânın emek ikamesi ve emek tamamlayıcılığı mekanizmaları arasındaki dengeyi açıklamaya yönelik önemli kanıtlar sunmaktadır. Shen ve Zhang (2024), Çin'in 30 eyaletine ait 2006-2020 dönemi panel verilerini kullanarak yapay zekânın istihdam üzerindeki etkisini iki yönlü sabit etkiler modeli ve iki

aşamalı en küçük kareler yöntemiyle incelemiştir. Bulgular, endüstriyel robotlarla temsil edilen yapay zekâ teknolojilerinin işletmelerde toplam iş sayısını artırabildiğini göstermektedir. Ayrıca verimlilik artışı, sermaye derinleşmesi ve iş bölümündeki gelişmelerin yapay zekânın olası istihdam azaltıcı etkilerini sınırlandırdığı belirlenmiştir. Shen (2024) tarafından Çin'in 30 eyaletine ait 2006-2022 dönemi panel verileri kullanılarak gerçekleştirilen diğer çalışmada da benzer biçimde yapay zekânın imalat sektöründeki istihdam etkisi incelenmiş ve geleneksel olarak öne sürülen "makinelere insan emeğinin yerini alacağı" yaklaşımının aksine, belirli ekonomik koşullarda yapay zekâ teknolojilerinin toplam iş sayısını artırabileceği sonucuna ulaşılmıştır. Bu çalışmalar, yapay zekâ-istihdam ilişkisinin yalnızca ikame mekanizmasıyla açıklanamayacağını; verimlilik artışı, yeni görev alanlarının ortaya çıkması ve üretim genişlemesi gibi tamamlayıcı kanalların da dikkate alınması gerektiğini göstermektedir.

Yapay zekâ, istihdam ve verimlilik arasındaki uzun dönemli ilişkileri inceleyen araştırmalar da teknolojik dönüşümün işgücü piyasaları üzerindeki etkilerinin daha geniş bir ekonomik çerçevede değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır. Tekin-Balcı ve Demirel (2025), 10 ülkeye ait 2002-2021 dönemi verilerini kullanarak yapay zekâ teknolojileri, istihdam ve verimlilik arasındaki ilişkiyi VECM, eşbütünleşme testleri, Granger ve Toda-Yamamoto nedensellik analizleri aracılığıyla incelemiştir. Çalışmada yapay zekâyı temsil etmek amacıyla patent başvuruları, Ar-Ge harcamaları ve yüksek teknoloji ürünü ihracatı gibi göstergeler kullanılmıştır. Bulgular, yapay zekâ göstergeleri ile istihdam ve verimlilik arasında uzun dönemli pozitif ilişkiler bulunduğunu ve değişkenler arasında çok yönlü nedensellik ilişkileri olduğunu göstermektedir. Bu sonuç, yapay zekânın yalnızca mevcut işlerin niteliğini değiştiren bir teknoloji olmadığını, aynı zamanda üretkenlik artışı yoluyla ekonomik faaliyetleri genişleterek dolaylı istihdam etkileri oluşturabileceğini göstermektedir.

Yapay zekânın istihdam yapısı üzerindeki etkilerinin kurumsal, bölgesel ve sektörel farklılıklar açısından incelendiği çalışmalar, teknolojik dönüşümün ekonomik çevreye duyarlı olduğunu ortaya koymaktadır. Wang vd. (2024), Çin'in eyalet düzeyindeki 2010-2019 dönemi panel verilerini kullanarak yapay zekânın istihdam yapısı üzerindeki etkisini sabit etkiler modeli, aracılık modeli, eşik etki modeli ve mekânsal heterojenlik analizleri aracılığıyla incelemiştir. Bulgular, yapay zekânın işgücü istihdam yapısının gelişimini desteklediğini ancak etkinin ekonomik yapı, bölgesel özellikler ve teknolojik kapasiteye bağlı olarak farklılaştığını göstermektedir. Bu sonuç, yapay zekânın etkilerinin yalnızca ülkeler arasında değil, aynı ülke içerisindeki bölgeler arasında da farklılaşabileceğine işaret etmektedir.

Firma düzeyindeki çalışmalar da yapay zekânın istihdam etkilerinin teknoloji kullanım biçimi ve yenilik kapasitesiyle yakından ilişkili olduğunu göstermektedir. Yang (2022), Tayvan elektronik sektöründe faaliyet gösteren firmalara ait 2002-2018 dönemi verilerini kullanarak yapay zekâ yeniliklerini patent metinlerinden elde edilen anahtar kelime eşleştirme yöntemiyle ölçmüştür. Ampirik sonuçlar, yapay zekâ teknolojilerinin firma verimliliği ve istihdam ile pozitif ilişkili olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte yapay zekâ dışındaki teknolojik yeniliklerin de benzer büyüklükte verimlilik ve istihdam artırıcı etkiler oluşturduğu belirlenmiştir. Bu bulgu, yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerinin tek başına belirli bir teknolojiye indirgenemeyeceğini, daha geniş bir teknolojik yenilik ekosistemi içerisinde değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir.

Sektörel işgücü yapısı açısından yapay zekânın etkilerini inceleyen çalışmalar, teknolojik dönüşümün yalnızca iş sayısını değil, işlerin niteliğini ve gerekli beceri setlerini de değiştirdiğini göstermektedir. Yang vd. (2025), Çin tarım sektöründe 2010-2019 dönemine ait 31 eyalet panel verilerini kullanarak yapay zekâ sermayesinin kentsel istihdam üzerindeki etkisini analiz etmiştir. Bulgular, yapay zekâ sermayesindeki artışın düşük, orta ve yüksek vasıflı işgücü üzerinde farklı sonuçlar oluşturduğunu göstermektedir. Özellikle yüksek vasıflı işgücünün istihdam yapısında yapay zekâ kaynaklı dönüşümün daha belirgin olduğu görülmektedir. Buna karşılık Zhao vd. (2025), Çin eyaletlerinden elde edilen robot kullanım verilerini sektör düzeyindeki istihdam verileriyle

eşleştirerek iki yönlü sabit etkiler modeli, eşik regresyon modeli ve Uzamsal Durbin Modeli kullanmıştır. Bulgular, robot kullanımının Çin imalat sektörü istihdamı üzerinde negatif etkili olduğunu ve robot yoğunluğundaki artışın belirli bölgelerde ve sektörlerde istihdam kayıplarına neden olabildiğini göstermektedir. Bu sonuçlar, yapay zekâ ve otomasyon teknolojilerinin tamamlayıcı etkilerinin yanında, standartlaştırılmış ve otomasyona uygun görevlerde ikame etkisi de oluşturabileceğini ortaya koymaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde mevcut literatür, yapay zekâ-istihdam ilişkisinin karmaşık, çok boyutlu ve ekonomik bağlama duyarlı bir yapıya sahip olduğunu göstermektedir. Çalışmaların önemli bir bölümü ülke, bölge, sektör veya firma düzeyinde panel veri yöntemleri kullanarak yapay zekânın işgücü piyasaları üzerindeki etkilerini incelemiş ve özellikle gelişmiş ekonomiler ile Çin örneğine yoğunlaşmıştır. Literatürdeki ortak bulgu, yapay zekânın istihdam üzerinde tek yönlü bir etkiye sahip olmadığı; teknolojik tamamlayıcılık ve emek ikamesi mekanizmalarının aynı anda ortaya çıkabildiğidir. Başka bir ifadeyle yapay zekâ bazı çalışan grupları için yeni fırsatlar yaratırken, belirli iş türleri ve beceri grupları açısından dönüşüm baskısı oluşturabilmektedir.

Bununla birlikte mevcut literatürde önemli bazı araştırma boşlukları bulunmaktadır. İlk olarak, ampirik çalışmaların büyük bölümü gelişmiş ülkeler, BRICS ekonomileri ve özellikle Çin üzerine yoğunlaşmaktadır. Çin örneğine dayalı çalışmalar yapay zekânın bölgesel, sektörel ve beceri temelli etkilerine ilişkin önemli kanıtlar sunmakla birlikte, bu bulguların farklı kurumsal yapıya ve teknolojik gelişmişlik düzeyine sahip gelişmekte olan ekonomilere aktarılmasında dikkatli olunması gerekmektedir. Türkiye gibi gelişmekte olan ekonomilerde teknolojiye erişim kapasitesi, üretim yapısı, işgücünün eğitim profili ve sektörel dağılım gelişmiş ekonomilerden farklı olduğundan, yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerinin ülke özelinde incelenmesi önem taşımaktadır. İkinci olarak, mevcut çalışmaların önemli bir kısmı toplam istihdam, sektörler veya beceri grupları üzerine yoğunlaşmaktadır. Bununla birlikte yapay zekânın kadın ve erkek çalışanlar üzerindeki olası farklı etkileri literatürde sınırlı biçimde ele alınmaktadır. Teknolojik dönüşüm süreçleri, çalışanların sektörel dağılımı, meslek yapısı ve beceri özellikleri nedeniyle cinsiyet grupları üzerinde farklı sonuçlar oluşturabilir. Özellikle kadın istihdamının belirli hizmet sektörlerinde ve rutin bilişsel görevlerde yoğunlaşabildiği dikkate alındığında, yapay zekâ-istihdam ilişkisinin cinsiyet boyutuyla incelenmesi literatürde önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır. Üçüncü olarak, mevcut ampirik çalışmaların önemli bir bölümü yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişkinin doğrusal yapısına odaklanmaktadır. Ancak teknolojik yeniliklerin etkileri zaman içerisinde aynı yönde ve sabit büyüklükte gerçekleşmeyebilir. Yapay zekânın yaygınlaşmasının başlangıç aşamasında bazı mesleklerde ikame etkisi ortaya çıkarken, uzun dönemde verimlilik artışı, yeni üretim alanlarının oluşması ve ekonomik faaliyetlerin genişlemesi yoluyla farklı sonuçlar ortaya çıkabilir. Bu nedenle yapay zekâ şoklarının yönünü dikkate alan asimetrik yaklaşımlar, teknolojik dönüşümün istihdam üzerindeki etkilerinin daha kapsamlı biçimde anlaşılması açısından önem taşımaktadır.

Bu çalışma, söz konusu araştırma boşluklarını gidermek amacıyla Türkiye ekonomisinde yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişkiyi 2015:M1-2026:M2 dönemine ait aylık veriler kullanarak incelemektedir. Çalışmanın literatüre katkısı üç temel noktada ortaya çıkmaktadır. İlk olarak, çalışma yapay zekâyı temsil etmek amacıyla patent sayıları, robot yoğunluğu veya Ar-Ge harcamaları gibi geleneksel göstergeler yerine, EPU veri tabanında yer alan haber temelli Yapay Zekâ Endeksi'ni kullanmaktadır. Günlük frekansta sunulan endeks değerleri aylık frekansa dönüştürülerek analize dâhil edilmektedir. Bu yaklaşım, yapay zekâ teknolojilerine ilişkin gelişmelerin haber ortamındaki görünürlüğünü ve ekonomik tartışmalardaki yansımalarını ölçmeye yönelik alternatif bir gösterge sunmaktadır. İkinci olarak, çalışma yapay zekânın istihdam üzerindeki etkilerini yalnızca toplam istihdam açısından değil, toplam istihdam oranı ile birlikte erkek ve kadın istihdam oranları ayırımında ele almaktadır. Böylece literatürde sınırlı kalan cinsiyet boyutuna katkı sağlanmaktadır. Üçüncü olarak, yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişkinin doğrusal olmayan ve asimetrik özelliklerini dikkate almak amacıyla Fourier tabanlı analizler ve Hatemi-J (2024) Etkili Asimetrik

Nedensellik Testi kullanılmaktadır. Bu yöntemsel yaklaşım, yalnızca yapay zekâ göstergesindeki değişimlerin istihdam üzerindeki etkisini değil, pozitif ve negatif yönlü yapay zekâ şoklarının farklı sonuçlar oluşturup oluşturmadığını da değerlendirmeye olanak sağlamaktadır.

Bu yönüyle çalışma, mevcut literatürden farklı olarak yapay zekâ-istihdam ilişkisini geliştirmekte olan bir ekonomi olan Türkiye bağlamında, aylık yüksek frekanslı veriler ve cinsiyet ayrımı temelinde incelemektedir. Çalışmanın yaklaşımı, yapay zekânın farklı istihdam göstergeleri üzerindeki etkilerinin aynı yönde ve aynı büyüklükte gerçekleşmeyebileceği varsayımına dayanmaktadır. Bu kapsamda çalışma, yapay zekânın toplam istihdam, kadın istihdamı ve erkek istihdamı üzerindeki etkilerini ayrı ayrı değerlendirerek Türkiye örneğinde literatüre yeni ampirik bulgular sağlamayı amaçlamaktadır.

Veri ve Model

Bu çalışmada, yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişki Türkiye örneğinde 2015:M1-2026:M2 dönemine ait aylık veriler kullanılarak incelenmektedir. Analiz dönemi, yapay zekâ endeksinin veri kullanılabilirliği esas alınarak belirlenmiş olup toplam 134 gözlemden oluşmaktadır.

Çalışmada kullanılan yapay zekâ verisi, EPU veri tabanında yayımlanan Yapay Zekâ Endeksinden elde edilmiştir. Söz konusu endeks, ABD gazetelerinde “yapay zekâ”, “üretken yapay zekâ (GenAI)”, “makine öğrenimi” ve “bilgisayar görme” anahtar kelimelerini içeren haberlerin günlük yoğunluğunu ölçmektedir. Günlük frekansta yayımlanan yapay zekâ endeksi, istihdam verileriyle uyumlu hale getirilmesi amacıyla aylık frekansa dönüştürülerek analizlerde kullanılmıştır. İstihdam değişkenleri ise Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) tarafından yayımlanan mevsim etkilerinden arındırılmış işgücü istatistiklerinden elde edilmiştir. Bu kapsamda, 15 yaş ve üzeri toplam istihdam oranı (TE), erkek istihdam oranı (ME) ve kadın istihdam oranı (FE) olmak üzere üç farklı istihdam göstergesinden yararlanılmıştır. Böylece yapay zekâ endeksi ile toplam istihdamın yanı sıra cinsiyete göre farklılaşan istihdam göstergeleri arasındaki ilişkinin birlikte değerlendirilmesi amaçlanmaktadır.

Çalışmada kullanılan değişkenlerin tanımları ve veri kaynakları Tablo 1’de, değişkenlere ilişkin tanımlayıcı istatistikler ise Tablo 2’de sunulmaktadır.

Tablo 1. Değişkenlerin Tanımı ve Veri Kaynağı

Değişkenler	Tanım	Veri Kaynağı
AI	Yapay zekâ, genAI, makine öğrenimi, bilgisayar görme	EPU Endeksi
TE	15+ nüfusa göre istihdam oranı, toplam (%) (Mevsimsellikten arındırılmış temel işgücü göstergeleri)	TÜİK
ME	15+ erkeklerde istihdamın nüfusa oranı (%) (Mevsimsellikten arındırılmış temel işgücü göstergeleri)	TÜİK
FE	15+ kadınlarda istihdamın nüfusa oranı (%) (Mevsimsellikten arındırılmış temel işgücü göstergeleri)	TÜİK

Yapay zekâ endeksi ile istihdam göstergeleri arasındaki uzun dönemli ilişkinin analiz edilmesi amacıyla aşağıdaki ampirik modeller oluşturulmuştur.

$$\left. \begin{aligned} TE_t &= \beta_0 + \beta_1 AI_t + \varepsilon_t \\ ME_t &= \beta_0 + \beta_1 AI_t + \varepsilon_t \\ FE_t &= \beta_0 + \beta_1 AI_t + \varepsilon_t \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

Modelde AI_t yapay zekâ endeksini; β_0 sabit terimi; β_1 eğim katsayısını; ε_t hata terimini; $t=2015:M1, \dots, 2026:M2$ aylık gözlem dönemini; TE_t , ME_t ve FE_t ise sırasıyla toplam, erkek ve kadın istihdam oranlarını temsil etmektedir.

Tablo 2. Açıklayıcı İstatistikler

Değişkenler	Gözlem	Ortalama	Std. Dev.	Minimum	Maksimum
AI	134	297.139	333.0689	45.30323	1473.702
TE	134	46.74104	1.931816	40.3	50
ME	134	64.50821	2.144377	55.9	67.3
FE	134	29.35075	1.968311	25	33.1

Tablo 2’de görüldüğü üzere, analiz döneminde yapay zekâ endeksinin ortalama değeri 297.139, minimum değeri 45.30 ve maksimum değeri 1473.702 olarak hesaplanmıştır. İstihdam oranlarının ortalaması toplam istihdam için %46.74, erkek istihdamı için %64.50 ve kadın istihdamı için %29.35’tir. Ayrıca yapay zekâ endeksinin standart sapmasının istihdam değişkenlerine kıyasla daha yüksek olması, analiz döneminde yapay zekâyâ ilişkin haber yoğunluğunun önemli ölçüde dalgalandığını göstermektedir.

Metodoloji

Bu çalışmada, yapay zekâ ile istihdam göstergeleri arasındaki uzun dönemli ilişki ve nedensellik dinamiklerini incelemek amacıyla üç aşamalı bir ekonometrik yaklaşım benimsenmiştir. İlk aşamada, serilerin durağanlık özelliklerini belirlemek amacıyla yapısal kırılmaları ve doğrusal olmayan özellikleri dikkate alan Fourier KPSS durağanlık testi uygulanmıştır. İkinci aşamada, değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişkinin varlığını araştırmak için Fourier ADL eşbütünlüşme testi kullanılmıştır. Son aşamada ise değişkenler arasındaki pozitif ve negatif şokların farklı etkiler yaratabileceği varsayımından hareketle, ilişkinin yönünü ve asimetrik nedensellik ilişkilerini belirlemek amacıyla Hatemi-J (2024) Etkili Asimetrik Nedensellik Testi uygulanmıştır. Bu metodolojik yaklaşım, yapay zekâ endeksi ile istihdam göstergeleri arasındaki ilişkinin yalnızca doğrusal ve simetrik bir çerçevede değil, aynı zamanda yapısal değişimler ve pozitif/negatif şoklar dikkate alınarak analiz edilmesine olanak sağlamaktadır. Böylece çalışma, yapay zekâ gelişmelerinin Türkiye işgücü piyasası üzerindeki etkilerini daha kapsamlı bir şekilde değerlendirmeyi amaçlamaktadır.

Fourier KPSS Durağanlık Testi

Çalışmada serilerin durağanlık özelliklerini belirlemek amacıyla Becker vd. (2006) tarafından geliştirilen Fourier KPSS durağanlık testi, Kwiatkowski vd. (1992) tarafından önerilen KPSS tipi durağanlık testine dayanmaktadır. Bu yöntem, klasik KPSS testinden farklı olarak serilerde meydana gelebilecek yumuşak yapısal kırılmaları Fourier fonksiyonları aracılığıyla modele dâhil etmektedir. Böylece kırılmaların sayısı, zamanı veya biçimi önceden belirlenmeden durağanlık analizi gerçekleştirilebilmektedir.

Fourier yaklaşımı, deterministik bileşene sinüs ve kosinüs terimlerinin eklenmesiyle yapısal değişimleri esnek bir biçimde temsil etmekte ve yapısal kırılmaların ihmal edilmesinden kaynaklanabilecek yanlışlıkları azaltmaktadır. Testin temel hipotezi (H_0) serinin durağan olduğunu, alternatif hipotezi (H_1) ise durağan olmadığını ifade etmektedir. Çalışmada Fourier KPSS testine ait model ve test istatistiği aşağıdaki denklemler yardımıyla gösterilmektedir.

Becker vd. (2006) tarafından geliştirilen durağanlık testi, aşağıda yer alan Denklem 2 ve 3’teki veri üretme süreci ile başlamaktadır:

$$y_t = X_t'\beta + Z_t'\gamma + r_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$r_t = r_{t-1} + u_t \quad (3)$$

Yukarıda yer alan ε_t hata terimini, u_t ise σ_u^2 varyanslı bağımsız ve özdeş dağılımı ifade etmektedir. Burada $X_t = [1]$, y_t 'nin düzey durağan bir süreci için, $X_t = [1, t]'$ ise trend-durağan bir süreç için kullanılmaktadır.

$$Z_t = \left[\sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right), \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) \right]' \quad (4)$$

Denklem 4, deterministik terimdeki bir kırılmayı yakalamak için kullanılmaktadır. Burada k frekans, T ise örneklem büyüklüğünü ifade etmektedir. Sıfır hipotezi altında $\sigma_u^2 = 0$, yani Denklem 2 ve 3 ile açıklanan süreç durağan olmaktadır.

$$\alpha_t = \alpha_0 + \sum_{k=1}^n \alpha_k \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \sum_{k=1}^n b_k \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right); \quad n < \frac{T}{2} \quad (5)$$

Denklem 5'te yer alan n , yaklaşımda yer alan frekansların sayısını, k ise belirli bir frekansı temsil etmektedir. $n = 1$ 'den başlayarak ve ilave frekanslar eklenerek yaklaşımı iyileştirmek mümkün olabilmektedir. $n = T/2$ değerine ulaşıldığında, $\alpha(t)$ uyumu mükemmel hale gelmektedir. Ayrıca sorunu çözülebilir hale getirmek için Becker vd. (2006), tek frekanslı bir bileşen kullanan aşağıdaki Fourier yaklaşımını önermişlerdir:

$$\alpha(t) \cong Z_t' \gamma = \gamma_1 \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \gamma_2 \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) \quad (6)$$

Denklem 6'da yer alan k yaklaşım için seçilen frekansı temsil ederken, $\gamma = [\gamma_1, \gamma_2]'$ ise frekans bileşeninin genliğini ve yer değiştirmesini ölçmektedir. Sıfır hipotezi altında zamanla değişen bir kesişimin varlığına izin verirken KPSS istatistiğinde sadece küçük bir değişikliğe ihtiyaç vardır. Basit bir şekilde $\tilde{e}_t$ aşağıdaki regresyonlardan elde edilen kalıntıları göstermektedir (Becker vd., 2006: 385):

$$y_t = \alpha + \gamma_1 \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \gamma_2 \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + e_t \quad (7a)$$

$$y_t = \alpha + \beta_t + \gamma_1 \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \gamma_2 \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + e_t \quad (7b)$$

Bu şekilde aşağıda yer alan test istatistikleri elde edilebilmektedir:

$$\tau_\mu(k) \text{ or } \tau_\tau(k) = \frac{1}{T^2} \frac{\sum_{t=1}^T \tilde{S}_t(k)^2}{\tilde{\sigma}^2} \quad (8)$$

Burada $\tilde{S}_t(k) = \sum_{j=1}^t \tilde{e}_j$ ve $\tilde{e}_j$, 7a ve 7b numaralı denklemden elde edilen OLS kalıntılarıdır. KPSS'de olduğu gibi uzun dönem varyansının parametrik olmayan bir tahmini $\tilde{\sigma}^2$, bir kesme gecikmesi parametresi l ve bir dizi ağırlık w_j seçilerek $j = 1, \dots, l$ elde edilmektedir:

$$\tilde{\sigma}^2 = \tilde{\gamma}_0 + 2 \sum w_j \tilde{\gamma}_j \quad (9)$$

Burada $\tilde{\gamma}_j$, Denklem 7a veya 7b'den elde edilen $\tilde{e}_t$ kalıntılarının j 'inci örnek otokovaryansını ifade etmektedir. Becker vd. (2006) k 'nın uygun değeri belirlenirken en küçük kalıntı kareler toplamını veren k değerinin seçilmesi gerektiğini ifade etmişlerdir. Boş hipotez için $\sigma_u^2 = 0$ olması, veri üretme sürecinde kırılmaların varlığına ilişkin özel bir varsayımda bulunmamaktadır. Ayrıca doğrusal olmayan trend veri üretme sürecinde mevcut değilse, standart KPSS testini kullanarak daha fazla güç elde etmek mümkün olabilmektedir. Dolayısıyla doğrusal olmayan bir trendin ($\gamma_1 = \gamma_2 = 0$) yokluğunu test etmek arzu edilir hale gelmektedir. Bu hipotez için F test istatistiği aşağıda yer alan Denklem 10'daki gibi hesaplanmaktadır:

$$F_i(k) = \frac{\frac{SSR_0 - SSR_1(k)}{2}}{\frac{SSR_1(k)}{T-q}}, \quad i = \mu, \tau \quad (10)$$

Burada $SSR_1(k)$ Denklem 7a veya 7b'den elde edilen karesel artıklar toplamını temsil etmektedir. q regresör sayısını, SSR_0 ise trigonometrik terimler olmaksızın regresyondan elde edilen karesel artıklar toplamını ifade etmektedir (Becker vd., 2006: 382-391).

Fourier ADL Eşbütünleşme Testi

Serilerin uzun dönemli ilişkisini incelemek amacıyla Banerjee vd. (2017) tarafından geliştirilen Fourier ADL eşbütünleşme testi, Enders ve Lee (2012) çalışmasına dayanmaktadır. Bu yöntem, geleneksel ADL eşbütünleşme yaklaşımını Fourier fonksiyonları ile genişleterek yapısal kırılmaların varlığı altında daha güvenilir sonuçlar elde edilmesine olanak sağlamaktadır.

Fourier ADL yaklaşımı, eşbütünleşme analizinde deterministik bileşendeki yumuşak değişimleri sinüs ve kosinüs fonksiyonları ile modele dâhil etmekte, böylece kırılmaların sayısı ve tarihinin önceden belirlenmesine ihtiyaç duymamaktadır. Analizde kullanılan Fourier ADL modeli, Enders ve Lee (2012)'ya göre, Denklem 11'deki Fourier yaklaşımını kullanarak $d(t)$ adlı deterministik terimi tanımlanmıştır:

$$d(t) = \gamma_0 + \sum_{k=1}^q \gamma_{1,k} \sin\left(\frac{2\pi kt}{T}\right) + \sum_{k=1}^q \gamma_{2,k} \cos\left(\frac{2\pi kt}{T}\right), \quad q \leq \frac{T}{2} \quad (11)$$

Denklemden yer alan γ_0 , bir sabit ve doğrusal eğilimi içeren olağan deterministik terimini, k belirli bir tek frekansı göstermektedir. q ise yaklaşımda yer alan frekans sayısını, T ise gözlem sayısını temsil etmektedir.

Banerjee vd. (1998) çalışmasına benzer şekilde, Fourier ADL test prosedürünü açıklamak için Denklem 12'deki koşullu model kullanılmaktadır:

$$\Delta y_{1t} = d(t) + \delta_1 y_{1,t-1} + \gamma' y_{2,t-1} + \varphi' \Delta y_{2t} + \varepsilon_t \quad (12)$$

Burada γ , φ ve y_{2t} parametreler ve açıklayıcı değişkenlerden oluşan $n \times 1$ boyutlu vektörlerdir. Deterministik terim $d(t)$, (11) numaralı denklemde zamanın doğrusal olmayan bir fonksiyonunu içerir. Bağımlı değişken y_{1t} tek değişkenli bir süreçtir ve δ_1 bir skalerdir. Daha genel durumlarda, ε_t 'deki olası seri korelasyonu kontrol etmek için Δy_{1t} ve Δy_{2t} 'nin gecikmelerine izin verilir.

Testte temel hipotez (H_0) değişkenler arasında eşbütünleşme ilişkisinin bulunmadığını, alternatif hipotez (H_1) ise uzun dönemli eşbütünleşme ilişkisinin varlığını ifade etmektedir. Test istatistiği ise şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$t_{ADL}^F = \frac{\widehat{\delta_1}}{se(\widehat{\delta_1})} \quad (13)$$

Burada $\widehat{\delta_1}$, (12) numaralı denklemdeki δ_1 'in OLS tahmincisidir ve $se(\widehat{\delta_1})$, (12) numaralı denklemin OLS tahmininden elde edilen $\widehat{\delta_1}$ 'in standart hatasını ifade etmektedir (Banerjee vd., 2017: 116-117).

Etkili Asimetrik Nedensellik Testi

Geleneksel nedensellik testleri, değişkenler üzerindeki olumlu ve olumsuz şokların etkilerinin simetrik olduğunu varsayar. Ancak ekonomik ilişkilerde, olumlu ve olumsuz değişikliklerin etkileri birbirinden farklı olabilir. Bu nedenle bu çalışmada değişkenler arasındaki

potansiyel asimetrik nedensellik ilişkilerini tespit etmek amacıyla Hatemi-J (2024) tarafından geliştirilen Etkili Asimetrik Nedensellik Testi kullanılmaktadır. Hatemi-J (2024) yaklaşımında, analiz edilen değişkenler pozitif ve negatif inovasyon bileşenlerine ayrıştırılır. Z_1 ve Z_2 adlı iki zaman serisi değişkeni için bu süreç şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$Z_{1,t} = a + bt + Z_{1,t-1} + e_{1,t} = at + \frac{t(t+1)}{2}b + Z_{1,0} + \sum_{j=1}^t e_{1,j} \quad (14)$$

$$Z_{2,t} = c + dt + Z_{2,t-1} + e_{2,t} = ct + \frac{t(t+1)}{2}d + Z_{2,0} + \sum_{j=1}^t e_{2,j} \quad (15)$$

$t=1, \dots, T$ için. Burada, e_i , $i=1, 2$ olduğu her durum için hata terimlerini temsil eder; a, b, c ve d sembolleri, tahmin edilecek deterministik katsayıları temsil eder; $Z_{i,0}$, i değişkeninin başlangıç değerini temsil eder. Granger ve Yoon (2002), pozitif ve negatif inovasyonları şu şekilde tanımlamayı önermektedir: $e_{1,t}^+ = \max(e_{1,t}, 0)$, $e_{2,t}^+ = \max(e_{2,t}, 0)$, $e_{1,t}^- = \min(e_{1,t}, 0)$ ve $e_{2,t}^- = \min(e_{2,t}, 0)$ şeklinde tanımlanmasını önermektedir. Bu değerler kullanılarak, değişkenlerin kısmi kümülatif toplamaları ($Z_{1,t}^+$, $Z_{1,t}^-$, $Z_{2,t}^+$ ve $Z_{2,t}^-$) aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$Z_{1,t}^+ = \rho \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{1,j}^+ \quad (16)$$

$$Z_{1,t}^- = (1 - \rho) \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{1,j}^- \quad (17)$$

$$Z_{2,t}^+ = q \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{2,j}^+ \quad (18)$$

$$Z_{2,t}^- = (1 - q) \left(at + \left[\frac{t(t+1)}{2} \right] b + Z_{1,0} \right) + \sum_{j=1}^t e_{2,j}^- \quad (19)$$

Elde edilen pozitif ve negatif bileşenler arasındaki nedensel ilişkiler, Hatemi-J (2024) tarafından önerilen SURE tabanlı verimli tahmin yaklaşımı kullanılarak incelenmiştir. Bu yöntem, pozitif ve negatif bileşenlerle ilişkili hata terimlerinin birbirleriyle korelasyonlu olabileceğini dikkate almaktadır; bu nedenle, standart VAR yaklaşımı yerine SURE yöntemi kullanılmaktadır. Bu yaklaşım, FGLS yöntemine eşdeğer verimli tahmin sonuçları sağlamaktadır. Sıfır hipotezinin (H_0) reddedilmesi, ilgili pozitif veya negatif şok bileşenleri arasında asimetrik bir nedensel ilişkinin varlığını göstermektedir.

Bu çalışmada, yapay zekâ (AI) endeksi ile toplam istihdam oranı (TE), erkek istihdam oranı (ME) ve kadın istihdam oranı (FE) arasındaki pozitif ve negatif şoklara dayalı nedensel ilişkileri belirlemek amacıyla Etkili Asimetrik Nedensellik Testi uygulanmıştır.

Ampirik Bulgular

Bu bölümde, yapay zekâ endeksi ile istihdam değişkenleri arasındaki ilişkiye yönelik ampirik bulgular; durağanlık, eşbütünleşme ve asimetrik nedensellik analizleri çerçevesinde sunulmaktadır.

Tablo 3. Fourier KPSS Durağanlık Testi Sonuçları

Değişkenler	KPSS Stat.	k	%1 Kritik Değer	%5 Kritik Değer	%10 Kritik Değer
AI	0.1745***	1	0.0716	0.0546	0.0471
TE	0.5859***	1	0.0716	0.0546	0.0471
ME	0.5228***	1	0.0716	0.0546	0.0471
FE	2.1719***	2	0.2022	0.1321	0.1034

Not: *** işareti, %1 anlamlılık düzeyinde durağanlık sıfır hipotezinin reddedildiğini gösterir (Becker vd., 2006).

Çalışmada kullanılan değişkenlerin durağanlık özelliklerini belirlemek amacıyla uygulanan Fourier KPSS durağanlık testi sonuçları Tablo 3'te sunulmaktadır. Tablo 3 incelendiğinde, tüm değişkenlere ait Fourier KPSS test istatistiklerinin kritik değerlerden daha yüksek olduğu görülmektedir. Buna göre durağanlığı ifade eden H_0 hipotezi reddedilmektedir. Elde edilen sonuçlar, AI, TE, ME ve FE serilerinin düzey değerlerinde durağan olmadığını göstermektedir. Bu bulgu, serilerin seviyede durağan olmadığını ve değişkenler arasındaki olası uzun dönemli ilişkinin araştırılması amacıyla eşbütünleşme analizlerinin uygulanmasının uygun olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 4. Fourier ADL Eşbütünleşme Testi Sonuçları

Model	Test İstatistikleri	%1 Kritik Değer	%5 Kritik Değer	%10 Kritik Değer	k
TE	-2.1955	-4.4307	-3.7458	-3.3692	2
ME	-2.1867	-4.4307	-3.7458	-3.3692	2
FE	-1.7876	-4.4307	-3.7458	-3.3692	2

Değişkenler arasındaki uzun dönemli ilişkinin araştırılması amacıyla uygulanan Fourier ADL eşbütünleşme testi sonuçları Tablo 4'te gösterilmektedir. Sonuçlara göre, TE modeli için test istatistiği -2.1955, ME modeli için -2.1867 ve FE modeli için -1.7876 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlerin tamamı %10 anlamlılık düzeyindeki kritik değer olan -3.3692'den daha büyük durumdadır. Dolayısıyla uzun dönemli eşbütünleşmenin olmadığını ifade eden H_0 hipotezi reddedilememektedir. Başka bir ifadeyle istihdam göstergeleri ile yapay zekâ endeksi arasında uzun dönemde birlikte hareket eden istikrarlı bir ilişki bulunmamaktadır. Bununla birlikte, değişkenler arasındaki olası doğrusal olmayan ve asimetrik nedensellik ilişkilerinin belirlenebilmesi amacıyla Hatemi-J (2024) tarafından geliştirilen Etkili Asimetrik Nedensellik Testleri uygulanmıştır.

Tablo 5. Etkili Asimetrik Nedensellik Testi Sonuçları

Yön	Şok	Test İstatistikleri	Olasılık Değeri	Karar
AI→TE	Pozitif	0.0349	0.8518	Nedensellik ilişkisi yoktur.
	Negatif	0.0014	0.9706	Nedensellik ilişkisi yoktur.
TE→AI	Pozitif	0.0002	0.9881	Nedensellik ilişkisi yoktur.
	Negatif	0.0020	0.9647	Nedensellik ilişkisi yoktur.
AI→ME	Pozitif	0.3584	0.5494	Nedensellik ilişkisi yoktur.
	Negatif	0.1488	0.6997	Nedensellik ilişkisi yoktur.
ME→AI	Pozitif	0.1308	0.7176	Nedensellik ilişkisi yoktur.
	Negatif	0.2236	0.6363	Nedensellik ilişkisi yoktur.
AI→FE	Pozitif	6.0103**	0.0142	Nedensellik ilişkisi vardır.
	Negatif	0.6706	0.4128	Nedensellik ilişkisi yoktur.
FE→AI	Pozitif	0.2907	0.5897	Nedensellik ilişkisi yoktur.
	Negatif	0.8767	0.3491	Nedensellik ilişkisi yoktur.

Not: ** işareti, %5 düzeyinde istatistiksel anlamlılığı gösterir.

Değişkenler arasındaki pozitif ve negatif şoklara dayalı nedensellik ilişkilerini belirlemek amacıyla uygulanan Hatemi-J (2024) asimetrik nedensellik testi sonuçları Tablo 5'te sunulmaktadır. Sonuçlar incelendiğinde, yapay zekâ ile toplam istihdam oranı arasında pozitif veya negatif şoklar açısından herhangi bir asimetrik nedensellik ilişkisi bulunmadığı görülmektedir. Benzer şekilde, yapay zekâ ile erkek istihdam oranı arasında da her iki yöndeki şoklar için istatistiksel olarak anlamlı bir nedensellik ilişkisine rastlanmamıştır. Buna karşılık, yapay zekâ endeksinden kadın istihdam oranına doğru pozitif şoklar temelinde tek yönlü ve istatistiksel olarak anlamlı bir nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Bu sonuç, yapay zekâdaki pozitif şokların kadın istihdamındaki değişimlerin öncülü olabileceğini göstermektedir.

Ancak negatif şoklar açısından aynı yönde anlamlı bir ilişki bulunmamıştır. Dolayısıyla yapay zekâ ile kadın istihdamı arasındaki ilişkinin simetrik olmadığı ve yalnızca pozitif yapay zekâ şokları üzerinden ortaya çıktığı görülmektedir. Diğer taraftan, kadın istihdam oranından yapay zekâ endeksine doğru pozitif veya negatif şoklar açısından anlamlı bir nedensellik ilişkisi bulunmamıştır. Bu sonuç, kadın istihdamındaki değişimlerin yapay zekâ göstergesindeki değişimleri açıklayan bir unsur olmadığını göstermektedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, etkili asimetrik nedensellik testi sonuçları, incelenen değişkenler arasında yalnızca yapay zekâdan kadın istihdamına doğru pozitif şoklar temelinde tek yönlü bir nedensellik ilişkisi olduğunu ortaya koymaktadır. Buna karşın yapay zekâ ile toplam istihdam ve erkek istihdamı arasında anlamlı bir ilişki bulunmamıştır.

Sonuç ve Politika Önerileri

Bu çalışmada, yapay zekâ ile Türkiye işgücü piyasası arasındaki ilişki 2015:M1-2026:M2 dönemine ait aylık veriler kullanılarak incelenmiştir. Analizde yapay zekâyı temsilen Yapay Zekâ Endeksi (AI), istihdam göstergeleri olarak ise toplam istihdam oranı (TE), erkek istihdam oranı (ME) ve kadın istihdam oranı (FE) kullanılmıştır. Değişkenler arasındaki ilişkiler Fourier KPSS durağanlık testi, Fourier ADL eşbütünleşme testi ve Hatemi-J (2024) asimetrik nedensellik testi aracılığıyla analiz edilmiştir.

Ampirik bulgular, yapay zekâ endeksi ile istihdam göstergeleri arasında uzun dönemli bir eşbütünleşme ilişkisinin bulunmadığını göstermektedir. Bu sonuç, incelenen dönemde yapay zekâ gelişmeleri ile Türkiye'deki istihdam göstergeleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir uzun dönemli ilişki bulunmadığına işaret etmektedir. Benzer şekilde, asimetrik nedensellik testi sonuçları yapay zekâ ile toplam istihdam ve erkek istihdamı arasında pozitif veya negatif şoklar açısından anlamlı bir nedensellik ilişkisi olmadığını ortaya koymuştur. Buna karşılık, yapay zekâdaki pozitif şoklardan kadın istihdamına doğru tek yönlü ve anlamlı bir nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Bu bulgu, yapay zekâ teknolojilerindeki olumlu gelişmelerin kadın istihdamı açısından destekleyici bir unsur olabileceğini göstermektedir. Bu bulgu, yapay zekâ endeksindeki pozitif şokların kadın istihdamındaki değişimlerin öncülü olabileceğine işaret etmektedir. Bununla birlikte, negatif yapay zekâ şokları ile kadın istihdamı arasında anlamlı bir nedensellik ilişkisi bulunmaması, yapay zekâ kaynaklı olumsuz gelişmelerin incelenen dönemde kadın istihdamında anlamlı bir azalışla ilişkili olmadığını göstermektedir.

Çalışmanın sonuçları doğrultusunda, yapay zekâ politikalarının yalnızca otomasyon kaynaklı istihdam kayıpları perspektifinden değil, aynı zamanda yeni istihdam fırsatları yaratma potansiyeli açısından da değerlendirilmesi gerekmektedir. Özellikle yapay zekânın kadın istihdamı ile pozitif yönlü ilişkisinin bulunması, kadınların dijital ekonomiye katılımını artırmaya yönelik politikaların önemini ortaya koymaktadır. Bu kapsamda, kadınların yapay zekâ ve dijital teknolojiler alanındaki bilgi ve becerilerini geliştirmeye yönelik eğitim programlarının desteklenmesi önerilmektedir. Ayrıca, çalışma sonuçları yapay zekânın mevcut dönemde toplam istihdam üzerinde anlamlı bir değişim oluşturmadığını gösterdiğinden, politika yapıcıların yapay zekâyı yalnızca istihdam kaybı yaratan bir unsur olarak değerlendirmek yerine, farklı istihdam grupları üzerindeki

olası etkileri dikkate alan dengeli politikalar geliştirmesi önem taşımaktadır. Özellikle yapay zekâ teknolojilerinin istihdam yaratıcı alanlarda kullanımını teşvik eden uygulamalar, teknolojik dönüşümün olumlu sonuçlarının artırılmasına katkı sağlayabilir.

Sonuç olarak, bu çalışma Türkiye örneğinde yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişkinin genel ve homojen olmadığını; etkilerin istihdam türlerine göre farklılaşabileceğini göstermektedir. Bulgular, yapay zekâ endeksi ile toplam istihdam ve erkek istihdamı arasında anlamlı bir nedensellik ilişkisi bulunmadığını ancak kadın istihdamı açısından potansiyel olarak destekleyici bir unsur olabileceğini ortaya koymaktadır.

Bu çalışmanın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. İlk olarak, kullanılan Yapay Zekâ Endeksi doğrudan Türkiye'deki yapay zekâ kullanım düzeyini değil, küresel yapay zekâ gelişmelerine ilişkin bilgi yoğunluğunu temsil etmektedir. İkinci olarak, veri dönemi yapay zekâ endeksinin erişilebilirliği nedeniyle 2015:M1-2026:M2 dönemiyle sınırlıdır. Gelecek çalışmalar, sektör veya meslek bazlı daha ayrıntılı istihdam göstergeleri kullanarak yapay zekânın işgücü piyasası üzerindeki etkilerini daha kapsamlı şekilde inceleyebilir.

References

- Algül, Y. (2024). Artificial intelligence and service, industrial, and agricultural employment: comprehensive international macroeconomic evidence. *KAUJEASF*, 15(30), 605-629. <https://doi.org/10.36543/kauibfd.2024.024>
- Autor, D. H. (2013). The “task approach” to labor markets: An overview. *Journal for Labour Market Research*, 46, 185-199. <https://doi.org/10.1007/s12651-013-0128-z>
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Banerjee, A., Dolado, J. J., & Mestre, R. (1998). Error-correction mechanism tests for cointegration in a single-equation framework. *Journal of Time Series Analysis*, 19(3), 267-283. <https://doi.org/10.1111/1467-9892.00091>
- Banerjee, P., Arčabić, V., & Lee, H. (2017). Fourier ADL cointegration test to approximate smooth breaks with new evidence from crude oil market. *Economic Modelling*, 67, 114-124. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2016.11.004>
- Becker, R., Enders, W., & Lee, J. (2006). A stationarity test in the presence of an unknown number of smooth breaks. *Journal of Time Series Analysis*, 27(3), 381-409. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.2006.00478.x>
- Behara, P., Behara, B., & Sethi, N. (2026). The debate of augmentation and automation: Does artificial intelligence moderate the growth effectiveness of sectoral employment in India? *The Indian Journal of Labour Economics*, 69, 111-129. <https://doi.org/10.1007/s41027-026-00609-0>
- Bessen, J. (2019). Artificial intelligence and jobs: The role of demand. A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), In *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, 291-307, University of Chicago Press.
- Chen, S. C.-I., Zhang, C., & Own, C.-M. (2025). Artificial intelligence and employment: A delicate balance between progress and quality in China. *Applied Sciences*, 15(9), 4729. <https://doi.org/10.3390/app15094729>
- Çetin, C. N., & Kutlu, E. (2025). The impact of artificial intelligence on employment: A panel data analysis for selected countries. *Journal of Research in Economics, Politics & Finance*, 10(1), 202-233. <https://doi.org/10.30784/epfad.1621455>
- Economic Policy Uncertainty. (2026). *Artificial intelligence index*. https://www.policyuncertainty.com/aieu_daily.html
- Enders, W., & Lee, J. (2012). A unit root test using a fourier series to approximate smooth breaks. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 74(4), 574-599. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.2011.00662.x>
- Felten, E., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195-2217. <https://doi.org/10.1002/smj.3286>
- Feng, P., Ding, D., & Lu, Y. (2026). Does Artificial intelligence promote pro-poor growth? Based on the mediating role of employment structure. *Applied Economics*, 1-15. <https://doi.org/10.1080/00036846.2026.2649919>

- Feng, P., Peng, Z., Lu, Y., Bi, X., & Liu, C. (2026). Artificial intelligence and employment structure: Evidence from China. *Applied Economics*, 1-17. <https://doi.org/10.1080/00036846.2026.2642882>
- Frank, M. R., Autor, D., Bessen, J. E., Brynjolfsson, E., Cebrian, M., Deming, D. J., Feldman, M., Groh, M., Lobo, J., Moro, E., Wang, D., Youn, H., & Rahwan, I. (2019). Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(14), 6531-6539. <https://doi.org/10.1073/pnas.1900949116>
- Giwa, F., & Ngepah, N. (2024a). Artificial intelligence and skilled employment in South Africa: Exploring key variables. *Research in Globalization*, 8, 100231. <https://doi.org/10.1016/j.resglo.2024.100231>
- Giwa, F., & Ngepah, N. (2024b). The relationship between artificial intelligence and low-skilled employment in South Africa. *Heliyon*, 10(23), e40640. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e40640>
- Goldin, C., & Katz, L. F. (2008). *The race between education and technology*. Harvard University Press: Cambridge.
- Granger, C. W. J., & Yoon, G. (2002). *Hidden cointegration*. Department of Economics Working Paper, University of California, San Diego, Economics Working Paper No. 2002-02. <https://doi.org/10.2139/ssrn.313831>
- Gu, T.-G., Zhang, S.-F., & Cai, R. (2022). Can Artificial intelligence boost employment in service industries? Empirical analysis based on China. *Applied Artificial Intelligence*, 36(1), e2080336. <https://doi.org/10.1080/08839514.2022.2080336>
- Guliyev, H. (2023). Artificial intelligence and unemployment in high-tech developed countries: new insights from dynamic panel data model. *Research in Globalization*, 7, 100140. <https://doi.org/10.1016/j.resglo.2023.100140>
- Handel, M. J. (2026). Reassessing the impact of artificial intelligence on employment: Evidence against the mass job loss hypothesis. *Labour*, <https://doi.org/10.1111/labr.70018>
- Hatemi-J, A. (2024). *Efficient asymmetric causality tests*. arXiv preprint arXiv:2408.03137. <https://ideas.repec.org/p/arx/papers/2408.03137.html>
- He, J., & Tong, L. (2026). Artificial intelligence penetration, talent development, and employment rate: Insights from social financial support mechanisms. *Finance Research Letters*, 100, 109971. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2026.109971>
- Huo, Q., Ruan, J., & Cui, Y. (2024). “Machine replacement” or “job creation”: How does artificial intelligence impact employment patterns in China’s manufacturing industry? *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1337264. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1337264>
- Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? *Journal of Econometrics*, 54(1-3), 159-178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(92\)90104-Y](https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y)
- Li, Z., Liu, M., & Wang, L. (2025). Artificial intelligence development and rural labor employment quality. *International Review of Economics & Finance*, 102, 104292. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104292>
- Liang, H., Fan, J., & Wang, Y. (2025). Artificial intelligence, technological innovation, and employment transformation for sustainable development: Evidence from China. *Sustainability*, 17(9), 3842. <https://doi.org/10.3390/su17093842>

- Marinaş, L. E., Păun, C. V., Diaconescu, M., & Smirna, T. G. (2024). Artificial intelligence readiness and employment: A global panel analysis. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 58(4), 57-74. <https://doi.org/10.24818/18423264/58.4.24.04>
- Mutascu, M. (2021). Artificial intelligence and unemployment: New insights. *Economic Analysis and Policy*, 69, 653-667. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2021.01.012>
- Okur, F., & Özdemir, E. (2025). Artificial intelligence, automation and employment dynamics: Empirical evidence from G7 economies. *Journal of Economic Studies*, 1-17. <https://doi.org/10.1108/JES-06-2025-0414>
- Pizzinelli, C., Panton, A. J., Tavares, M. M., Cazzaniga, M., & Li, L. (2023). Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications. International Monetary Fund.
- Saba, C. S., & Ngepah, N. (2024). The impact of artificial intelligence (AI) on employment and economic growth in BRICS: Does the moderating role of governance matter? *Research in Globalization*, 8, 100213. <https://doi.org/10.1016/j.resglo.2024.100213>
- Shapiro, A. H., Sudhof, M., & Wilson, D. J. (2022). Measuring news sentiment. *Journal of Econometrics*, 228(2), 221-243.
- Shen, Y. (2024). Future Jobs: Analyzing the impact of artificial intelligence on employment and its mechanisms. *Economic Change and Restructuring*, 57(34). <https://doi.org/10.1007/s10644-024-09629-6>
- Shen, Y., & Zhang, X. (2024). The impact of artificial intelligence on employment: The role of virtual agglomeration. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(122). <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02647-9>
- Shin, Y., Yu, B., Greenwood-Nimmo, M. (2014). Modelling asymmetric cointegration and dynamic multipliers in a nonlinear ARDL framework. In: Sickles, R., Horrace, W. (eds) Festschrift in Honor of Peter Schmidt. Chapter 9, New York, 281-314. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-8008-3_9
- Tekin-Balcı, A., & Demirel, O. (2025). Yükselen yapay zekâ devrimi: İstihdam ve verimlilik üzerine etkisi. *Sosyoekonomi*, 33(63), 291-314. <https://doi.org/10.17233/sosyoekonomi.2025.01.14>
- TurkStat. (2026). *Turkish statistical institute, labour force statistics*. <https://veriportali.tuik.gov.tr/tr/statistical-themes>
- Wang, X., Chen, M., & Chen, N. (2024). How artificial intelligence affects the labour force employment structure from the perspective of industrial structure optimisation. *Heliyon*, 10(5), e26686. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26686>
- Webb, M. (2020). The impact of artificial intelligence on the labor market. *Available at SSRN*: <https://ssrn.com/abstract=3482150>
- Yang, C.-H. (2022). How artificial intelligence technology affects productivity and employment: Firm-level evidence from Taiwan. *Research Policy*, 51(6), 104536. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104536>
- Yang, S., Zhang, Y., Liao, Z., Ren, Y., Lu, Y., & Qu, H. (2025). Artificial intelligence and urban employment in China's agricultural sector: Conditions for Job creation across skill levels. *Journal of Rural Studies*, 120, 103845. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2025.103845>

-
- Zhang, H., Li, X., & Ding, T. (2026). Impact of artificial intelligence on employment quality: Evidence from China. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 30(2), 433-445. <https://doi.org/10.20965/jaciii.2026.p0433>
- Zhao, J., Han, M., & Zhang, Y. (2025). Does artificial intelligence affect manufacturing Employment? Based on a robot applications perspective. *Kybernetes*, 1-28. <https://doi.org/10.1108/K-12-2024-3272>

ETHICAL DECLARATIONS

Research and Publication Ethics

The author(s) declare that this manuscript is an original work prepared in accordance with the principles of scientific research and publication ethics. The manuscript has not been previously published and is not currently under consideration for publication elsewhere. All sources used in the preparation of this study have been properly cited and referenced. The author(s) confirm that the work contains no plagiarism, fabrication, falsification, or manipulation of data. The research findings are presented honestly and transparently in accordance with the principles of academic integrity.

Author Contributions

All authors have significantly contributed to the conception, design, analysis, and preparation of the manuscript. All authors have read and approved the final version of the manuscript and agree to its submission and publication.

Conflict of Interest

The author(s) declare that there is no conflict of interest regarding the publication of this manuscript.

Funding

This manuscript was prepared by the researchers with the support of the European Commission within the scope of the project research titled “Q!te Work - Supporting Digital Competences of Youth Workers in the Transition of Digital Youth Work Process to Support Quality in all Kind of Learning Mobility” (Project No: 2023-3-TR01-KA153-YOU-000177055), funded under the Erasmus+ Program. This publication reflects the views only of the authors, and the European Commission and the Turkish National Agency cannot be held responsible for any use which may be made of the information contained therein.

Artificial Intelligence (AI) Usage Disclosure

During the preparation of this manuscript, artificial intelligence tools may have been used solely for limited purposes such as language editing, translation assistance, and stylistic improvement. Any AI-assisted translations or language corrections were carefully reviewed and verified by the author(s). Artificial intelligence tools were not used to generate the core scientific content, research design, analysis, or scholarly conclusions. All academic responsibility for the content of the manuscript rests entirely with the author(s).

Copyright and Permissions

The author(s) confirm that all necessary permissions for copyrighted materials have been obtained where required and that the manuscript does not violate any intellectual property rights.

Author Approval

All authors confirm that they have read and approved the final version of the manuscript and consent to its submission and publication.

ETİK BEYANLAR

Araştırma ve Yayın Etiği

Yazar(lar), bu makalenin özgün bir çalışma olduğunu ve bilimsel araştırma ve yayın etiği ilkelerine uygun olarak hazırlandığını beyan eder. Makale daha önce herhangi bir yerde yayımlanmamış olup başka bir dergide değerlendirme sürecinde değildir. Çalışmada kullanılan tüm kaynaklar akademik kurallara uygun biçimde atıflanmıştır. Yazar(lar), çalışmanın intihal, veri uydurma, veri tahrifi veya manipülasyon içermediğini; araştırma bulgularının bilimsel dürüstlük ilkelerine uygun şekilde sunulduğunu beyan eder.

Yazar Katkısı

Tüm yazarlar çalışmanın tasarlanması, yürütülmesi, analizi ve makalenin hazırlanmasına önemli ölçüde katkı sağlamıştır. Tüm yazarlar makalenin son hâlini okuyup onaylamış ve yayımlanmasını kabul etmiştir.

Çıkar Çatışması

Yazar(lar), bu makalenin yayımlanmasına ilişkin herhangi bir çıkar çatışması bulunmadığını beyan eder.

Finansal Destek

Bu makale, Erasmus+ Programı kapsamında finanse edilen “Q!te Work - Her Türlü Öğrenme Hareketliliğinde Kaliteyi Desteklemek Amacıyla Dijital Gençlik Çalışmasına Geçiş Sürecinde Gençlik Çalışanlarının Dijital Yetkinliklerinin Desteklenmesi” başlıklı proje (Proje No: 2023-3-TR01-KA153-YOU-000177055) araştırması kapsamında, Avrupa Komisyonunun desteğiyle araştırmacılar tarafından hazırlanmıştır. Bu yayın yalnızca yazarların görüşlerini yansıtmakta olup Avrupa Komisyonu ve Türkiye Ulusal Ajansı, yayında yer alan bilgilerin herhangi bir şekilde kullanılmasından sorumlu tutulamaz.

Yapay Zekâ Kullanım Beyanı

Makalenin hazırlanması sürecinde yapay zekâ araçlarından yalnızca dil düzenleme, çeviri desteği ve anlatım iyileştirmesi amacıyla sınırlı ölçüde yararlanılmış olabilir. Yapay zekâ araçları tarafından yapılan çeviri ve dil düzenlemeleri yazar(lar) tarafından dikkatle kontrol edilmiştir. Yapay zekâ araçları çalışmanın bilimsel içeriğinin, araştırma tasarımının, analizlerinin veya akademik sonuçlarının oluşturulmasında kullanılmamıştır. Makalenin içeriğine ilişkin tüm akademik sorumluluk yazar(lar)a aittir.

Telif Hakları ve İzinler

Yazar(lar), telif hakkı gerektiren materyaller kullanılmışsa gerekli izinlerin alındığını ve çalışmanın herhangi bir fikrî mülkiyet hakkını ihlal etmediğini beyan eder.

Yazar Onayı

Tüm yazarlar makalenin son hâlini okuduklarını, onayladıklarını ve yayımlanmasını kabul ettiklerini beyan eder.

Contribution Statement / Yazarların Katkı Oranı Beyanı

The researchers' contribution statement is as follows / Araştırmacıların katkı oranı beyanı şu şekildedir:

First author / 1. Yazar %50,

Second author / 2. Yazar %50.