

Yükselen Yapay Zekâ Devrimi: İstihdam ve Verimlilik Üzerine Etkisi¹

Ayşe **TEKİN-BALCI** (<https://orcid.org/0000-0002-4318-0414>), Manisa Celal Bayar University, Türkiye;
ayse.tekin@cbu.edu.tr

Onur **DEMİREL** (<https://orcid.org/0000-0002-4476-0066>), Süleyman Demirel University,
onurdemirel@sdu.edu.tr

The Rising Artificial Intelligence Revolution, Its Impact on Employment and Productivity²

Abstract

Traditional sectors are being replaced by digitalisation in most areas of economic life. Artificial intelligence (AI) technologies are expected to leave their mark on the future. In the study, the effect of AI on employment and productivity is carried out using panel data for the 2002-2021 period for the ten countries that use the relevant technologies the most, and the Vector Error Correction Model, cointegration, Granger and Toda-Yamamoto causality tests. As a result of the analysis, a long-term positive relationship is determined between patent applications, R&D expenditures, high-tech product exports, and employment and productivity representing AI technologies, and according to the Toda-Yamamoto causality test results, there is a relationship between proxy variables representing artificial intelligence technologies and employment and productivity. It is concluded that there is "a multi-directional causality relationship.

Keywords : Artificial Intelligence, Employment, Productivity, Panel Data.

JEL Classification Codes : O01, O47, C23.

Öz

İktisadi hayatın çoğu alanında geleneksel sektörler yerini dijitalleşmeye bırakmaktadır. Yapay zekâ teknolojilerinin geleceğe damga vurması beklenmektedir. Çalışmada, yapay zekânın istihdam ve verimlilik üzerindeki etkisi ilgili teknolojileri en çok kullanan 10 ülke için 2002-2021 dönemi panel verisi ve Vektör Hata Düzeltme Modeli, eşbütünleşme, Granger ve Toda-Yamamoto nedensellik testleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Analiz sonucunda yapay zekâ teknolojilerini temsil eden patent başvuruları, Ar-Ge harcamaları, yüksek teknoloji ürün ihracatı ile istihdam ve verimlilik arasında uzun dönemli pozitif ilişki tespit edilmiş olup Toda-Yamamoto nedensellik test sonuçlarına göre yapay zekâ teknolojilerini temsil eden vekil değişkenler ile istihdam ve verimlilik arasında çok yönlü nedensellik ilişkisinin olduğu sonucuna varılmıştır.

Anahtar Sözcükler : Yapay Zekâ, İstihdam, Verimlilik, Panel Veri.

¹ Bu çalışma, Ayşe Tekin tarafından Doç.Dr. Onur Demirel danışmanlığında hazırlanan ve Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İktisat Anabilim Dalına sunulan "Yükselen Yapay Zekâ Devrimi, İstihdam ve Verimlilik Üzerine Etkisi" başlıklı doktora tezinden türetilmiştir.

² This study is derived from the dissertation "The Rising Artificial Intelligence Revolution, Its Impact on Employment and Productivity," prepared by Ayşe Tekin under the supervision of Assoc. Prof. Dr. Onur Demirel and submitted to the Department of Economics at the Social Sciences Institute of Süleyman Demirel University.

1. Giriş

Sanayi devrimi, üretim sürecinde makinelerin kullanımı ile birlikte üretimde köklü değişimlere sebep olan önemli bir ekonomik dönüşümdür. Web sıralamalarının yıllar içerisindeki dönüşümü göz önünde bulundurulduğunda, öncelikle sanayi devrimiyle başlayan teknolojik sürece odaklanmak gerekmektedir. 1760 tarihinde başlayan birinci sanayi devrimini, diğer adıyla teknolojik devrimi, 1870 yılında ikinci sanayi devrimi izledi ve 1970 yılında üçüncü sanayi devrimi ile otomasyon süreci başlamış oldu. Endüstri 4.0 veya dördüncü sanayi devrimi terimi ilk kez 2011 yılında kullanılmaya başlandı. Beşinci sanayi devrimi olarak 2017 yılı ele alındığında teknolojik ilerlemeler arasındaki kısalan süreler daha net bir şekilde anlaşılabilir. Birinci endüstri çağı ile ikinci endüstri çağı arasında 110 yıllık fark, üçüncü endüstri çağına geçişte 100 yıla, dördüncü endüstri çağına geçişte 41 yıla ve son endüstri çağına geçişte 6 yıla düşmüştür. Bu durum teknolojik gelişmeler arasındaki yıl farkının giderek azaldığını göstermektedir. Yapay zekâ çalışmalarının, günümüze kıyasla yeni ve sürekli gelişen bir teknoloji olarak tanımlansa dahi gelecek yıllarda yıkıcı bir inovasyon getirerek bütün sektörleri çok derinden etkileyebileceği düşünülmektedir.

Makineleşme ile başlayan süreç, otomasyon, dijitalleşme ve nihayet yapay zekâ ile devam etmektedir. Bu dönüşüm, eğitimden sağlığa, ticaretten sosyal hayata kadar her alanda önemli etkiler doğurmaktadır. İnsan gücünün yerini makinelerin, bilgisayarların ve yapay zekânın alması; üretim, tüketim, ticaret, öğrenme, sağlık hizmetleri gibi alanlarda önemli verimlilik/etkinlik artışları, zaman tasarrufu, hız artışı sağlamakla birlikte bu dönüşümün dezavantajlarının da olabileceği göz ardı edilmemelidir. Teknolojik gelişmenin dezavantajları dikkate alındığında ilk akla gelen işsiz kalma korkusudur. Bu bağlamda sanayi devrimini takiben, teknolojiye karşı çıkma hareketi olarak bilinen Ludizm doğmuş ve teknolojinin olumsuz sonuçlar da doğurabileceği düşüncesinin temsilcisi olmuştur (Wikipedia, 2024). Öte yandan endüstrileşme ve Moore Yasası her geçen yıl etkisini daha fazla hissettirmekte ve ekonominin yanında çok sayıda sektör de bu değişimden çok hızlı bir şekilde etkilenmektedir.

Teknolojik gelişmenin günümüzde ulaştığı son nokta, ilk olarak 1955 yılında Dartmouth kolejindeki iki aylık atölye çalışması çerçevesinde, yeni bir araştırma disiplininin resmi adı olarak kabul edilen yapay zekâ kavramıdır. Terimin isim babası, 31 Ağustos 1955 tarihinde proje başvurusunda kullanan John McCarthy'dir. John McCarthy (Dartmouth Üniversitesi), Marvin Minsky (Harvard Üniversitesi), Nathaniel Rochester (IBM) ve Claude Shannon tarafından hazırlanan çalışma bir yıl sonra sunulmuş ve 1956'da gerçekleştirilen seminer yeni bir çalışma alanının doğum yılı olarak kabul edilmiştir (Aydın, 2020: 15).

Çeşitli disiplinlerdeki düşünürlerin bir araya gelerek hazırladıkları projenin amacı “İki aylık bir sürede on kişi ile yapay zekâ üzerinde bir çalışma yapılması; öğrenmenin ve zekânın bir makine tarafından benzetilmesi; makinenin dili nasıl kullandığı, insanlara özgü kabul edilen öğrenme, problem çözme, kendini geliştirebilme gibi yetilere nasıl ulaşabileceğinin bulunması” olarak belirlenmiştir (Say, 2021: 85).

"*Makine düşünebilir mi?*" düşüncesiyle başlatılan yapay zekâ çalışmaları, insan zekâsını taklit etmeyi hedefleyen ve buna yönelik olarak insan gücünün ve zekâsının yapabildiği işlerde makinenin kullanılması temeline dayanmaktadır. Makinenin düşünebilirliğini test etmek amacıyla ortaya atılan Turing testinde matematiksel işlemler yapabilen, yorulma, uyuma, acıkma, yaşlanma, kâğıt, kalem eksikliği, dikkat dağınıklığı gibi pratik sorunları hiç yaşamayan bir makine temsil edilmekteydi.

Yapay zekâ; insan zekâsı gerektiren, görsel algılama, konuşma, tanıma, karar verme ve diller arasında çeviri yapma gibi işleri gerçekleştirebilecek bilgisayar sistemlerinin teorisi ve geliştirilmesi olarak tanımlanmaktadır (Rouhiainen, 2019: 2).

Gershgorn'a (2017) göre yapay zekâ, öğrenme mekanizmasına sahip bir yazılım veya bilgisayar programıdır. Ayrıca insanların yaptığı gibi, bu bilgiyi yeni durumlarda karar vermek için kullanır. Bu yazılımı oluşturan araştırmacılar, görüntüleri, metinleri, video ve sesi okuyabilen ve bunlardan bir şeyler öğrenebilen kod yazmaya çalışırlar. Makine öğrenince, bu bilgi başka bir yerde kullanılabilir.

Bir başka tanımla yapay zekâ, insan zekâsına özgü olan, öğrenme, algılama, düşünme, fikir yürütme, çoğul kavramları bağlama, iletişim kurma, sorun çözme, karar verme ve çıkarım yapma gibi yüksek bilişsel fonksiyonları veya otonom davranışları sergilemesi beklenen yapay bir işletim sistemidir.

Bu yapay sistem aynı zamanda düşüncelerden tepkiler üretebilmeli ve bu tepkileri fiziksel olarak da dışa vurabilmelidir. Yapay zekâ çalışmaları hayatın her alanında uygulama alanı bulmakta ve bu gelişmeler hızla devam etmektedir. Makine çevirisi (diller arası tercüme), video, ses ve görüntü dönüşümleri, ses tanıma, reklam ve tavsiye sistemleri, spor performansının değerlendirilmesi, endüstriyel ürünlerin bakım kestirimleri, rota oluşturma (navigasyon), haritalama, kanserli hücre tespiti, sürücüsüz araçlar, gök cisimlerinin kimyasal yapısının analiz edilmesi, sahtekarlık tespiti ve nesne, kişi takip sistemleri, tarladaki bitkilerin sağlık durumları gibi yapay zekânın çokça uygulama alanı bulunmaktadır. (Wikipedia, 2024).

Bilgi teknolojilerinden sağlık sektörüne, eğitimden finans sektörüne, pazarlama, satış ve finans işlemlerinden tekstil ve moda, insan kaynaklarından hukuk sistemlerine ve otomotiv sektörüne kadar pek çok alandaki varlığı günden güne artan yapay zekâ uygulamaları insanlık tarihinde bir çağın adı olma potansiyelini taşımaktadır.

Yapay zekâ kullanımının daha seri üretim, verimlilik artışı, üretim girdilerinin daha etkin kullanımı, maliyet ve fiyat düşüşleri, talep ve üretim artışı, yeni istihdam alanları aracılığıyla istihdam talebi artışı gibi olumlu sonuçlar doğurması beklenmektedir. Öte yandan acıkmayan, yorulmayan, hastalanmayan, tatile çıkmayan makineler, daha fazla tercih edileceğinden ve özellikle süper yapay zekâ tartışmaları insanların işsiz kalma ve emek faktörünün atıl kalma riskini doğurmaktadır. Öncelikle mavi yakalılarının işlerini kaybetme riski ortaya çıkmakta ve yapay zekânın çok önemli ölçülerde gelişmesinin

ardından beyaz yakalılarının da işlerini kaybetme riskini ortaya koymaktadır. Bununla birlikte yapay zekâ uygulamaları iş gücü sektörlerini de etkilemekte ve yeni istihdam alanlarının ortaya çıkmasına ve bazı iş sahalarının da zamanın gereklikleri doğrultusunda kaybolmasına yol açmaktadır. Dolayısıyla yapay zekâ uygulamalarının ekonomik büyüme ve gelir dağılımı eşitsizliğinin yanında istihdam üzerine etkileri önemli bir araştırma konusu oluşturmaktadır. Bu bağlamda çalışma Türkiye’de yapay zekâ uygulamalarının istihdam üzerindeki etkilerini incelemeyi amaçlamakta ve ulusal çapta literatürde gerek nicelik gerekse de ampirik çalışmaların kısıtlılığı dolayısıyla öncül çalışmalardan olmayı ve literatüre katkı sağlamayı amaçlamaktadır.

Çalışmanın devamında öncelikle konu ile ilgili literatür incelenmiş ve ardından yapay zekâ ile istihdam arasındaki ilişkiyi ortaya koymak amacıyla kullanılan ekonometrik yöntem ve veri seti tanımlanmıştır. Model tahmin sonuçları verildikten sonra çalışma sonuç ve politika önerileri ile son bulmaktadır.

2. Literatür Özeti

Ekonomik gelişmişliğin göstergeleri, üretim ve hammadde gibi somut kavramlardan, bilgi, proje, yazılım gibi soyut faktörlere geçtiğinden bu yana dünya genelinde teknolojiye olan yatırım artmakta ve bu alanda yapılan çalışmalar da hız kazanmaktadır. İktisat literatürü incelendiğinde yapay zekâ ve ekonomi konulu çok sayıda çalışmanın olduğu görülmektedir. Konunun önemi Türkiye’de de fark edilmekte ve konu üzerine hazırlanan tez ve makale sayıları artmaktadır. Bu bağlamda ulusal ve uluslararası literatürde yer alan başlıca önemli çalışmalar incelenmiştir.

Cebesoy (2022), 31 OECD ülkesinin 2000-2019 verilerini kullanarak, panel FMOLS ve DOLS yöntemi ile teknolojik ilerleme, istihdam ve ücret eşitsizliğini beş farklı veri serisini kullanarak ölçmüştür. Çalışma sonucunda teknolojik ilerlemelerle standart olmayan istihdamın payının arttığı; teknolojik ilerleme, ücret eşitsizliği ve standart olmayan istihdam arasında negatif bir ilişkinin olduğu tespit edilmiştir.

Dağlı (2022), 2005-2017 dönemi verileri ile yapay zekâ teknolojilerinde en başarılı ülkelerin, başarılarındaki etkili faktörleri incelemek için S-GMM yöntemini kullanmıştır. Analiz sonucunda, yapay zekâ teknolojilerinde, bilimsel yayın sayılarının, Ar-Ge harcamalarının ve araştırmacı sayısının pozitif etkisinin olduğu tespit edilmiştir.

Gu vd. (2022), 2007-2020 yılları arasında Çin’de, panel veri yöntemini kullanarak, yapay zekâ teknolojilerindeki gelişmeler ile hizmet sektörü istihdamı arasındaki ilişkiyi incelemişler ve yapay zekâdaki gelişmelerin hizmet sektöründeki istihdamı doğrudan ve dolaylı olarak etkilediği sonucuna ulaşmışlardır. İstihdam yapısının optimize edilmesi, gelirin artırılması, iş sayısının artması gibi istihdama olumlu etkiler tespit edilmiştir. Yapay zekâ teknolojilerindeki gelişmelerin, sektörler arasında iş akışını artırdığı ve orta vasıfta işgücü için rekabeti artırdığı da gözlemlenmiştir.

Hemous ve Olsen (2022), ABD’de 1960’lardan itibaren otomasyonun gelir üzerindeki etkilerini inceledikleri çalışmalarında, makinelerin yükselişinin yani otomasyondaki artışların yatay inovasyon ve gelir eşitsizliğine yol açtığı sonucuna varmışlardır. Düşük vasıflı ücretlerin az oranda gerçekleşmesinin, otomasyona olan talebin az olması durumu; düşük vasıflı ücretlerde artışın yaşanması sonucunun da otomasyona olan talebin artmasını beraberinde getirdiği sonucuna ulaşılmıştır. Yüksek vasıflı ücretlerin ise artmadığı bir durum söz konusudur. Bu durum sürekli artan bir ücret eşitsizliğine işaret etmektedir.

Aydın (2021), 2004-2016 yılları için seçili 47 ülkenin verilerini kullanarak, robotlar ve istihdam arasındaki ilişkiyi Genelleştirilmiş Momentler Metodu yöntemini kullanarak incelemiş ve ilave robot kullanımının, toplam istihdamda düşüşe yol açtığını, yüksek gelirli ülkelerde bu düşüş oranının daha fazla arttığı sonucuna ulaşmıştır.

Yılmaz (2021), Uluslararası Dijital Ekonomi ve Toplum Endeksi (I-DESI) boyutları ve göstergelerini kullanarak, dijitalleşmenin verimlilik üzerindeki etkisini literatür çalışmasıyla değerlendirmiştir. Türkiye’nin dijitalleşme sürecindeki rekabet gücünü diğer ülkelerle kıyaslamıştır. Dijitalleşmenin, ürün ve emek piyasalarında verimliliği artırdığı bununla birlikte toplam faktör verimliliğini azalttığı sonuçlarına ulaşmıştır.

Zhang vd. (2021), Şanghay ve Shenzen borsasında listelenen imalat şirketlerinin 2009-2017 verilerini kullanarak, Benchmark Regresyon yöntemiyle, dijital teknolojiler ile verimlilik arasındaki ilişkiyi incelemektedir. Dijital teknolojileri kullanmanın, maliyetleri düşürme, verimlilikte iyileşme, kurumsal üretim verimliliğinde destekleyici rol olma gereğiyle, dijital dönüşüm gelişiminin teşvik edilmesi sonucuna ulaşılmıştır.

Bulut ve Yenipazarlı (2020), 81 ülkeye ait veriler ile, gelişen teknolojilerin istihdam üzerindeki etkilerini ölçmek için dengesiz panel veri analizini ve Genelleştirilmiş En Küçük Kareler Yöntemini (GEKK) kullanmışlardır. Çalışma sonucunda teknolojik gelişmelerin istihdamı olumsuz yönde etkilediği sonucuna ulaşmışlardır.

Aghion vd. (2019), Fransa ekonomisinde 1994-2014 verileriyle, Zeira ve Acemoğlu-Restrepo modelini kullanarak, yapay zekâ ve otomasyonun, büyüme ve istihdam üzerindeki etkilerini ölçmüşlerdir. Mal ve hizmet üretiminde emeğin sermaye ile yer değiştirebileceğini ve büyümeyi teşvik edebileceğini bulmuşlardır. Diğer taraftan yapay zekânın uygun olmayan rekabet politikalarıyla birleştiğinde büyümeyi engelleyebileceğini savunmaktadırlar. Ampirik analiz neticesinde, robotlaşmanın istihdamı azaltıcı etkisini bulmuşlardır. Eğitimsiz çalışanların, bu etkiden daha olumsuz sonuçlarla karşılaştığı sonucuna varılmıştır. Uygun olmayan iş piyasası ve eğitim politikalarının yapay zekânın olumlu etkilerini azalttığı sonucuna varılmıştır.

Bandari (2019), gelişmekte olan ülkelerdeki 391 küçük işletmenin verilerini kullanarak, Sıradan En Küçük Kareler (OLS) yöntemiyle, yapay zekâ uygulamalarının gelişmekte olan ülkelerdeki küçük işletmelerin gelir artışı üzerindeki etkilerini ampirik

olarak test etmektedir. Yapay zekâ uygulamalarının diğer değişkenler üzerinde, istatistiksel olarak anlamlı etkilerinin olduğu ve küçük işletmelerde yapay zekâ kullanımının gelir artışında olumlu bir etkiye sahip olabileceği öne sürülmüştür.

Cheng vd. (2019), Çin işveren-çalışan anket verilerini (CEES) kullanarak, 2005-2016 verileriyle Çin'de endüstriyel robot kullanımındaki artışın sebep ve sonuçlarını incelemiştir. Çalışma çağındaki nüfusun artması, artan iş gücü maliyetleri gibi sebepler endüstriyel robot kullanımını daha fazla teşvik etmektedir. İnsan ikamesini robotla gerçekleştiren firmaların üretkenliğinin artması da bulunan bir diğer sonuç olmuştur.

Chiacchio vd. (2018), endüstriyel robotların AB istihdamında ve ücret düzeylerindeki etkileri yerel bir emek-piyasa yaklaşımıyla incelenmiştir. IFR data, anket ve Eurostat verileri kullanılarak oluşturulan çalışmada endüstriyel robotların üretimde kullanılmasıyla birlikte, istihdam oranlarında önemli ölçüde azalma görülmüştür. Özellikle bu durumdan etkilenen iş gücü, orta eğitime sahip olan kişilerdir. Bu durumda eğitim sistemine olası bir müdahaleye gerek duyulabilir ve mesleki teşvik tedbirlerine yönelik olası bir ihtiyattan söz edilebilir.

Graetz ve Michaels (2018), 17 ülkenin 1993-2007 yıllarındaki verileriyle, panel veri yöntemini kullanarak, artan robot kullanımının ülke ekonomisindeki değişkenler üzerindeki etkisini ölçmüşlerdir. Robot kullanımının artmasının ülkenin ekonomik büyümesine katkıda bulunduğu, ayrıca orta ve düşük vasıflı işçilerin çalışma sürelerini azalttığını bulmuşlardır.

Acemoğlu ve Restrepo (2017), ABD yerel işgücü piyasalarında 1990-2007 yılları arasındaki veriler kullanılarak, robotların istihdam ve ücretler üzerindeki etkilerini, Acemoğlu-Restrepo modelini kullanarak ölçmüşlerdir. Robotların daha fazla kullanılmasıyla birlikte istihdamın azalacağı ve ücretlerde düşüş yaşanacağı sonucuna varılmıştır.

Krueger (1993), anket verilerini kullanarak yaptığı çalışmasında, bilgisayar kullanımının ücret yapısını nasıl değiştirdiğini mikro veri kanıtlarıyla ölçmüştür. Buna göre, işlerinde bilgisayar kullanan işçilerin, %10 ila %15 daha yüksek ücret kazandığı sonucuna ulaşmıştır.

Literatür bir bütün olarak değerlendirildiğinde, yapay zekâ uygulamalarının istihdam üzerinde azaltıcı bir etkisinin var olduğu, ücret eşitsizliğine yol açtığı ve üretkenliği artırıcı ve maliyet düşürücü bir etkisinin olduğu sonuçları elde edilmiştir.

3. Yöntem ve Veri Seti

Çalışmanın amacı günümüzde önemi giderek artan yapay zekâ çalışmalarının istihdam ve verimlilik üzerine etkilerini ölçmektir. Bu amaçla Dünya Bankası verilerine (Worldbank, 2024) göre yapay zekâ teknolojilerini en çok kullanan 10 ülkeye (Singapur, İngiltere, Almanya, ABD, Finlandiya, İsveç, Kanada, Fransa, Danimarka, Japonya) ait 2002-2021 panel verileri kullanılarak ekonometrik analiz gerçekleştirilmiştir. Yapay zekâ

teknolojilerinin, patent başvuruları, Ar-Ge harcamaları ve yüksek teknoloji ürün ihracatı değişkenleri kullanılarak istihdam ve verimlilik üzerindeki etkisi tahmin edilmeye çalışılmıştır.

3.1. Panel Veri Yaklaşımı

İstatiksel veri analizlerinde kullanılan üç tür veri analizi bulunmaktadır. Bu veriler, zaman serileri verileri, yatay kesit verileri ve iki gözlemin birleşmesinden oluşan karma veriler olarak adlandırılmaktadırlar. Ülkeleri, bireyleri veya hane halkını ifade eden veriler $i = 1, 2, 3, \dots, n$ yatay kesit verileridir. Zaman serileri, $t = 1, 2, 3, \dots, t$, olarak tekrarlanan bir zaman aralığını ifade etmektedir. Yatay kesit serileri, tekrarlanan bir zaman serisi içerisinde gözlemlendiğinde ise oluşan bu karma veri gözlemine, panel veri gözlemleri denilir. Panel veri gözlemlerinde amaçlananlar, yatay kesit birimlerinin zaman serisi içerisindeki gözlemlerini incelemek, birimlerin değişimlerini birlikte ve ayrı ayrı açıklayabilmek ve ilgili açıklayıcı değişkenlere bağlı olarak her birimin öngörüsünü yapabilmektir. (Bayraktutan & Demirtaş, 2011: 5).

Panel veri analizindeki modeller genellikle Denklem 1'deki gibi gösterilmektedir:

$$Y_{it} = \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \beta_3 X_{3it} + \dots + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Modeldeki i değişkeni ülke, firma ve hanehalkı gibi yatay kesiti ifade etmekte; t değişkeni ise zaman aralığını ifade etmektedir. Modelin en sonunda yer alan ε simgesi, hata terimini göstermektedir. Farklı zaman ve birimlerde modelin katsayıları değişkenlik gösterebilmektedir.

Panel veri modeli, sabit etkiler, rassal etkiler veya havuzlanmış en küçük kareler (HEKK) modellerinden biri kullanılarak tahmin edilmektedir. HEKK yöntemi, etkin ve tutarlı tahminciler içeren zaman ve birim etkilerinin homojen olduğu, aynı zamanda hata terimi her iki etkiyi de içermediği durumlarda tercih edilmektedir (Çatalbaş & Yazar, 2015: 107).

Panel veri analizlerinde, temel sorun rassal etkiler modeli ile mi yoksa sabit etkiler modeli ile mi çalışılması gerektiği konusudur. Bu sorun araştırmacıların en çok karşılaştığı sorunlardan biridir. Burada X açıklayıcı değişkenleri ile hata bileşeni ε arasındaki olası korelasyon bu sorunun açıklayıcı varsayımı olarak değerlendirilmektedir.

$$\Delta Y_{it} = A Y_{it-1} + \sum_{j=1}^{p_i} B_{ij} \Delta Y_{it-1} + \delta X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Panel veri analizlerinde, zaman serilerinin ve yatay kesitin bir arada kullanılmasından kaynaklanan problemler meydana gelmektedir. Zaman serilerinde karşılaşılan birim kök sorunu, durağanlık testi yapılarak çözülmektedir. Panel verinin durağanlığı, denklem 2 yardımı ile yapılmaktadır. Serilerin hangi farkta durağanlaştıkları tespit edilerek gerekli ise durağanlaştırma yapılır.

$$Y_{it} = \beta_1 X_{1it} + \beta_2 X_{2it} + \beta_3 X_{3it} + U_{it} \quad (3)$$

Rassal etkiler modeli, hata bileşen modeli olarak adlandırılmaktadır ve bu modelde, β_{it} 'yi sabit olarak ele alınmasının yerinde, β_1 'in ortalama değeriyle birlikte rassal bir değişken olarak varsayılmasıyla β_{it} yerine $\beta_{it} = \beta_1 + \varepsilon_i$ yazılarak denklem 3 ile denklem 4 ve 5 elde edilir.

$$Y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 X_{2it} + \beta_3 X_{3it} + \varepsilon_{it} + U_{it} \quad (4)$$

$$Y_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 X_{2it} + \beta_3 X_{3it} + W_{it} \quad (5)$$

Bileşik hata terimini, W_{it} , ifade etmektedir. ε_{it} , yatay kesite özgü hata bileşenini; U_{it} , zaman serisi ve yatay kesitin bileşiminden oluşan hata terimi ifade etmekte ve bu özelliğinden dolayı bu model, hata bileşen modeli olarak adlandırılmaktadır.

3.2. Veri Seti

Yapay zekâ teknolojilerinin ekonomide ortaya koyduğu değişikliği daha net anlayabilmek açısından, çalışmada yukarıda belirtilen ülkelerin teknolojik gelişmişlik göstergelerini ifade eden değişkenler kullanılmıştır. Bu veriler arasında, yapay zekâ teknolojilerinin betimleyicisi ve vekil değişkenleri olarak, patent başvuruları, araştırma ve geliştirme faaliyetleri için yapılan harcamalar, yüksek teknolojili ürün ihracatı bulunmaktadır. Analizlerde EViews11 ekonometrik paket programı kullanılmıştır.

Ekonometrik analiz çalışmasında bağımsız değişkenler olarak yapay zekâ teknolojilerini temsilen ülkelerin başvurdukları patent sayıları (AIPA), milli servetten Ar-Ge'ye yapılan harcamalar (RDE) ve yüksek teknolojili ürün ihracatı (HTE) değişkenleri vekil (Proxy) değişkenler olarak kullanılırken; bağımlı değişkenler olarak ise istihdamdaki artış (EG) ve verimlilik ölçütü olarak kişi başına düşen milli gelir (GDP) kullanılmıştır (Tablo 1). Tüm değişkenlere ait veriler Dünya Bankası'ndan derlenmiştir (Worldbank, 2024).

Tablo: 1
Kullanılan Veri ve Değişkenler

	Değişken	Tanım	Birim
Bağımlı Değişkenler	EG	İstihdamdaki artış	%
	GDP	Kişi başına düşen milli gelir	Dolar
Bağımsız Değişkenler	AIPA	Patent Başvuru sayısı	Adet
	RDE	Milli gelirden Ar-Ge'ye yapılan harcamaların payı	%
	HTE	Yüksek teknolojili ürün ihracatı	Dolar

$$EG_{it} = \beta_0 + \beta_1 AIPA_{it} + \beta_2 RDE_{it} + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

$$GDP_{it} = \beta_0 + \beta_1 AIPA_{it} + \beta_2 RDE_{it} + \beta_3 HTE_{it} + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

Yapay zekâ teknolojilerinin istihdam ve verimlilik üzerindeki etkisinin ölçüldüğü bu çalışmada Eşitlik 6'da Ar-Ge harcamalarının, patent başvurularının istihdamda meydana getirdiği değişiklik ölçülmeye çalışılmıştır.

Eşitlik 7’de ise Ar-Ge harcamalarının, patent başvurularının, yüksek teknolojlü ürün ihracatının gayri safi yurt içi hasılda meydana getirdiği değişiklik ölçülmeye çalışılmıştır.

EG_{it} : t zamanında i ülkesi için istihdam artışı

GDP_{it} : t zamanında i ülkesi için kişi başına düşen milli gelir

$AIPA_{it}$: t zamanında i ülkesinin patent başvuru sayısı

RDE_{it} : t zamanında i ülkesinde GSYİH’den Ar-Ge’ye yapılan harcamaların payı

HTE_{it} : t zamanında i ülkesinde yüksek teknolojlü ürün ihracatı

ε_{it} : hata terimi, şeklindedir.

3.3. Model Tahmin Sonuçları

3.3.1. Eşitlik 1 İçin Ampirik Sonuçlar

Panel veri analizlerinde ilk olarak yatay kesit bağımlılığı kontrol edilmelidir. Bu bağlamda öncelikle yatay kesit bağımlılığı Breusch-Pagan ve Pesaran CD testleri ile ölçülmüş ve olasılık değerlerinin 0,05’ten büyük ve istatistiksel olarak anlamlı oldukları dolayısıyla H_0 hipotezinin kabul edilmesi gerektiği tespit edilmiştir (bkz. Tablo 2).

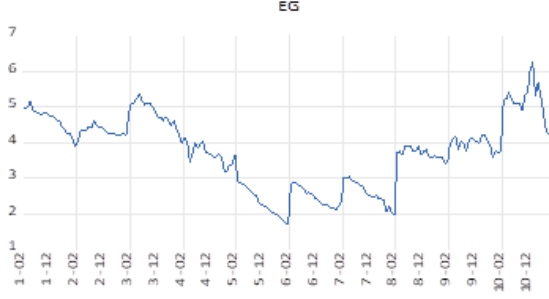
Tablo: 2
Yatay Kesit Bağımlılığı Testi (Model 1)

Yatay Kesit Bağımlılığı Testi (Cross-Section Dependence Test) CD Testi		
Periyod: 20 yıl		
Yatay Kesit: 10 Ülke		
Toplam Gözlem Sayısı: 200		
Testler	İstatistik Değerleri	Olasılık
Breusch-Pagan LM	18,61509	0,9998
Pesaran scaled LM	-2,781214	0,0054
Pesaran CD	0,808801	0,4186

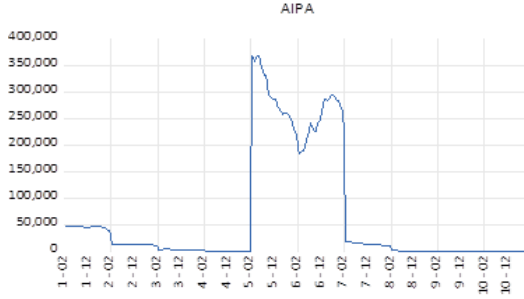
H_0 : Yatay kesit bağımlılığı yok. H_1 : Yatay kesit bağımlılığı var.

Yatay kesit bağımlılığının olmadığını tespitini takiben serilerde birim kök olup olmadığı grafikler ve testler yardımı ile test edilmiştir. Serilere ait grafikler incelendiğinde serilerin trend içerdikleri görülmektedir (Şekil 1, 2 ve 3). Durağan olmayan, trend içeren serilerle yapılan ölçümlerde, iktisadi yorumlar geçersiz olacağından ve yanlış regresyon sonucuna yol açacağından dolayı, serilerin durağan olmadıkları tespit edildikten sonra, birim kök testleri yardımıyla serilerin kaçınıcı düzeyde durağan olduklarına bakılmış ve seriler durağanlaştırılmıştır.

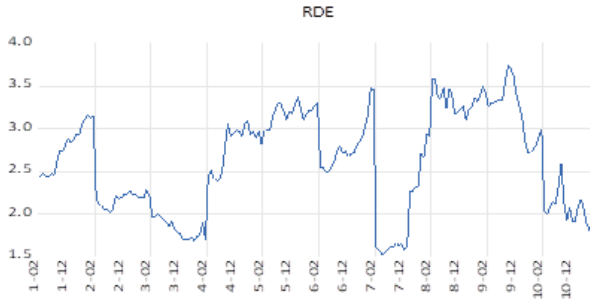
Şekil: 1
EG Değişkeni için 2002-2021 Dönemi



Şekil: 2
AIPA Değişkeni için 2002-2021 Dönemi



Şekil: 3
RDE Değişkeni için 2002-2021 Dönemi



Birim kök analizi sonuçlarına göre serilerin hepsi temel düzeyde kök içermektedir ve yine hepsi birinci farkları alındığında durağanlaşmaktadır. Analizde birim kök alınırken Schwarz Bilgi Kriteri kullanılmış olup, serilerin hangi düzeyde durağanlaştıkları tespit edilmiştir ve trendsiz model kullanılmıştır. EG, AIPA ve RDE değişkenlerinin her biri

birinci farkları alındığında durağanlaştığı için seriler arasında eşbütünleşme ilişkisinin varlığına bir ön koşul oluşturmaktadır (Tablo 3).

Tablo: 3
Birim Kök Testi Sonuçları

		Birim Kök Testleri					
		LLC-B	IPS	ADF	PP	Breitung	Hadri
Değişkenler		t istatistikleri					
EG	Düzye	0,79061 (0,7854)	2,72386 (0,9968)	11,9400 (0,9181)	13,3146 (0,8635)	2,19594 (0,9860)	4,76310 (0,000)*
	1.Fark	-8,3401 (0,0000)*	-8,10802 (0,0000)*	119,057 (0,0000)*	150,592 (0,0000)*	-1,76834 (0,0000)*	4,20781 (0,0000)*
AIPA	Düzye	-0,75743 (0,2244)	1,50480 (0,9338)	18,073 (0,5863)	20,3860 (0,4340)	2,41910 (0,9922)	6,37680 (0,0000)*
	1.Fark	-9,92264 (0,0000)*	-7,67359 (0,0000)*	127,224 (0,0000)*	127,896 (0,0000)*	-5,27238 (0,0000)*	3,02323 (0,0000)*
RDE	Düzye	0,14215 (0,5565)	0,52716 (0,7010)	22,2510 (0,3270)	17,2536 (0,6365)	-0,52622 (0,2994)	5,83312 (0,0000)*
	1.Fark	-10,7418 (0,0000)*	-8,21637 (0,0000)*	147,076 (0,0000)*	153,762 (0,0000)*	-3,00425 (0,0000)*	5,18702 (0,0000)*

* ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı ifade etmektedir.

Serilerin durağan olup olmadıkları, Levin, Lin ve Chu (LLC-B), Im, Pesaran ve Shin (IPS), Augmented Dickey-Fuller (ADF), Phillips-Perron (PP), Breitung ve Hadri birim kök testleri ile kontrol edilmiştir. Teste bir bütün olarak bakıldığında bütün değişkenlerin düzey değerlerinde birim kök içerdikleri ve birinci farkı alındığında durağanlaştıkları görülmektedir. Tablo 3'te görüldüğü gibi EG, AIPA ve RDE değişkenleri düzey değerlerinde, H_0 hipotezi kabul edilmektedir yani birim kök içeriyor sonucuna ulaşılmaktadır. Birinci farkları alındığında ise değişkenlerin H_0 hipotezini reddedilir. Birim kök yoktur sonucuna ulaşılır.

3.3.1.1. Johansen Eşbütünleşme (Koentegrasyon) Testi

Birim kök testini takiben birinci farkları alınarak durağanlaştırılan değişkenler arasında eşbütünleşme ilişkisinin olup olmadığının belirlenmesi amacıyla özdeğer ve özvektörlere dayanarak Johansen Eşbütünleşme (Koentegrasyon) testi uygulanmıştır (bkz. Tablo 4).

Tablo: 4
Johansen Eşbütünleşme (Koentegrasyon) Testi Sonuçları

H_0 Hipotezi	Trace İstatistiği	%5 Kritik Değeri	Max-Eigen İstatistiği	%5 Kritik Değeri	Olasılık
$r=0$	188,5657	35,19275	86,25357	22,29962	0,0000
$r\leq 1$	102,3122	20,26184	68,63334	15,89210	0,0000
$r\leq 2$	33,67882	9,164546	33,67882	9,164546	0,0000

Johansen Eşbütünleşme testi sonucunda Trace ve Max-Eigen istatistik değerleri kritik değerlerden büyük ve olasılık değeri 0,05'ten küçük olduğu için " H_0 : değişkenler arasında eşbütünleşme yoktur" hipotezi reddedilir. Dolayısıyla değişkenler arasında eşbütünleşme ilişkisinin olduğu ve değişkenlerin uzun dönemde birlikte hareket ettiği sonucuna ulaşılmıştır. Eşbütünleşik değişkenlerde, uzun döneme yayılan bir denge eşitliği ve zaman içerisinde serilerin birlikte hareket ettiği ve aralarındaki farkın durağan olduğu

söylenbilir. EG, AIPA ve RDE değişkenleri uzun dönemde birlikte hareket etmektedir ve birbirlerini etkilemektedir.

3.3.1.2. Var Modeli

Birbirleriyle karşılıklı ilişki içerisinde oldukları düşünülen değişkenlerin etkileşimlerini ortaya koymak için Vektör Otoregresif (VAR) modeli kullanılmış ve elde edilen sonuçlar Tablo 5'te sunulmuştur.

Tablo: 5
VAR Modeli Testi Sonuçları

Modeller				
FARKEG = C(1)*FARKEG(-1) + C(2)*FARKAIPA(-1) + C(3)*FARKRDE(-1) + C(4)				
FARKAIPA = C(5)*FARKEG(-1) + C(6)*FARKAIPA(-1) + C(7)*FARKRDE(-1) + C(8)				
FARKRDE = C(9)*FARKEG(-1) + C(10)*FARKAIPA(-1) + C(11)*FARKRDE(-1) + C(12)				
	Katsayı	Standart Hata	t-istatistiği	Olasılık
C(1)	-0,114309	0,078441	-1,457260	0,1456
C(2)	3,80E-07	2,37E-06	0,160545	0,8725
C(3)	0,025177	0,110400	0,228053	0,8197
C(4)	-0,041556	0,013551	-3,066688	0,0023
C(5)	882,2805	2315,748	0,380992	0,7034
C(6)	0,348161	0,069846	4,984688	0,0000
C(7)	-3728,147	3259,265	-1,143861	0,2532
C(8)	-195,8961	400,0474	-0,489682	0,6246
C(9)	0,014407	0,054279	0,265416	0,7908
C(10)	1,50E-06	1,64E-06	0,913303	0,3615
C(11)	0,068558	0,076395	0,897414	0,3699
C(12)	0,016697	0,009377	1,780663	0,0755

Değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya koymak için gerçekleştirilen VAR modeli test sonuçlarına göre, öncelikle değişkenlerin durağan olmalarına dikkat edilmiş olup, üç farklı denklemde değişkenler arasında meydana gelen ilişki gösterilmektedir. Bağımlı değişkeni temsil eden değişkenler her üç denklemde de değiştirilmiştir. Birinci denklemde bağımlı değişkeni EG, ikinci denklemde AIPA, üçüncü denklemde RDE oluşturmaktadır. Bağımlı değişkenin değişmesine bağlı olarak bağımsız değişkenlerin katsayıları, standart hataları, t-istatistiği ve olasılık değerlerinde meydana gelen değişim Tablo 5'te verilmektedir. Birbirleriyle karşılıklı ilişki içerisinde bulunan EG, AIPA ve RDE değişkenlerinin etkileşimlerini ortaya koymak için kurulan VAR modelinde etki tepki analizi yukarıda verilen rakamlar yardımıyla tespit edilmektedir.

3.3.1.3. Vektör Hata Düzeltme Modeli

Eşbütünleşme testinde seriler arasındaki uzun dönemli ilişki tespit edildikten sonra nedenselliğin yönünü belirleyebilmek için Vektör Hata Düzeltme Modeli (Vector Error Correction Model - VECM) kullanılmıştır (Granger, 1969: 424-438).

Değişkenler arasında tespit edilen uzun dönemli ilişkinin denge düzeye yaklaşma hızını belirlemek için hata düzeltme modeli kullanılmaktadır. Keza, VECM kısa dönemde bağımsız değişkenlerden dolayı oluşan şokların ne kadar sürede dengeye geleceğini gösterir. Hata düzeltme modelinin sonuçları Tablo 6'da verilmiştir. Tahmin sonuçları dikkate alındığında patent başvuru sayısı (AIPA) değişkeninin istihdam artışı (EG) üzerindeki

etkisinin pozitif fakat istatistiksel olarak anlamsız olduğu; Ar-Ge'nin GSYİH içindeki payının (RDE) etkisinin ise pozitif ve anlamlı olduğu tespit edilmiştir.

Tablo: 6
Vektör Hata Düzeltme Modeli Testi Sonuçları

	Katsayı	Standart Hata	T-İstatistiği
FARKEG	1,000000		
FARKAIPA	6,99E-07	2,7E-06	0,25963
FARKRDE	0,649952	0,13885	4,68105
C	0,028860		

Vektör hata düzeltme modeli değişkenler arasında, uzun dönemli ilişki varsa kullanılmakta ve uzun dönemdeki ilişkidenden (dengeden) sapmayı göstermektedir. Durağanlık testlerinin uygulanması uzun dönem dengesinde kayıpları oluşturmaktadır. Hata düzeltme modeliyle bu dengesizlikler ortadan kaldırılmaya çalışılır.

Tablo: 7
Vektör Hata Düzeltme Modeli Sonuçları

	D(FARKEG)	D(FARKAIPA)	D(FARKRDE)
Katsayı	-0,955807 (0,11051) [-8,64892]	-1971,006 (3471,88) [-0,56771]	-0,346096 (0,08732) [-3,96354]
D(FARKEG(-1))	-0,071664 (0,07756) [-0,92394]	1462,714 (2436,77) [0,60027]	0,210474 (0,06129) [3,43427]
D(FARKAIPA(-1))	-4,13E-07 (2,2E-06) [-0,18685]	-0,414448 (0,06939) [-5,972471]	2,32E-06 (1,7E-06) [1,329001]
D(FARKRDE(-1))	0,392242 (0,09563) [4,10149]	-1272,987 (3004,47) [-0,42370]	-0,337786 (0,07556) [-4,47017]
C	-0,000458 (0,01393) [-0,03291]	-212,4097 (437,484) [-0,48553]	0,004323 (0,01100) [0,39288]

Tablo 7'de açık parantezli rakamlar standart hataları, kapalı parantezli rakamlar t-istatistiği değerlerini ve parantezsiz rakamlar katsayıları göstermektedir. Eğer ki t-istatistiği değeri, tablo değerinden (1,96) büyükse, katsayıların anlamlı olduğu söylenir. Normal şartlar altında hata düzeltme katsayısının, 0 ile -1 arasında olması beklenir. Katsayı, kısa dönemdeki dalgalanmaların uzun dönem dengesine yakınsayacağı anlamına gelmektedir. Tabloda ilk denklemdeki katsayı -0,955807 hata düzeltme katsayısının beklenen aralığında ve t-istatistik değeri, 8,64892 yani tablo değerinden büyük ve katsayının anlamlı olduğunu göstermektedir.

3.3.1.4. Granger Nedensellik Test Sonuçları

Granger nedensellik testinin olasılık değerleri, değişkenler arasında nedensellik yok sonucunu göstermektedir (Tablo 8). Burada H_0 hipotezi, ok işaretleri olan yöne doğru nedensellik ilişkisini göstermektedir. Hipotezler, " H_0 : Nedeni değildir", ve " H_1 : Nedenidir" şeklinde kurulur. H_0 hipotezine göre nedensellik yoktur sonucuna ulaşılır.

Granger nedensellik testinde, değişkenlerin birinci farkları alınarak işlem yapıldığı için, uzun dönemli bilgi kayıplarına yol açmaktadır ve bu test yapış kırılmaları dikkate almamaktadır. Diğer taraftan bu testte hata terimlerindeki pozitif ve negatif şoklar bir sayılmaktadır. Ancak; ekonomideki karar birimlerinin pozitif ve negatif olaylara verdiği tepkiler birbirinden farklıdır. Bu eksiklikler literatüre yeni nedensellik testlerini kazandırmıştır. Analizde nedensellik testini yeniden ölçmek için Toda-Yamamoto nedensellik testi ile ölçüm yapılmıştır.

Tablo: 8
Granger Nedensellik Test Sonuçları

	F İstatistiği	Olasılık
FARKAIPA → FARKEG	0,01206	0,9880
FARKEG → FARKAIPA	0,04899	0,9522
FARKRDE → FARKEG	0,34116	0,7114
FARKEG → FARKRDE	0,55501	0,5751
FARKRDE → FARKAIPA	1,03992	0,3558
FARKAIPA → FARKRDE	0,38840	0,6788

3.3.1.5. Toda - Yamamoto Nedensellik Testi

Toda-Yamamoto nedensellik testi ile ölçüm yapabilmek için serileri durağanlaştırmaya gerek yoktur. Düzey değerlerinde ölçüm yapılabilir. Toda-Yamamoto nedensellik testi yapabilmek için öncelikle k , (optimal gecikme uzunluğu değeri) ve d_{max} değeri (serilerin kaçınıcı farkta durağanlaştığını belirleyen değer) belirlenmiş olup sonuç olarak, 3 gecikmeli bir T-Y denklemi çözülmüştür.

Tablo: 9
Toda - Yamamoto Nedensellik Testi Sonuçları

Bağımsız Değişkenler	Bağımlı Değişkenler	İstatistik	Olasılık
AIPA →	EG	2,294433	0,3175881
RDE →	EG	1,771204	0,4125078
EG →	AIPA	0,818462	0,6643142
RDE →	AIPA	2,690564	0,2605397
EG →	RDE	5,584125	0,061298*
AIPA →	RDE	0,792255	0,8513

Toda - Yamamoto testine göre ilgili dönemde EG, AIPA ve RDE arasında çift yönlü nedensellik ilişkisi tespit edilememiştir. Tablo 9'da olasılık değerleri sıfır hipotezini kabul etmektedir ve bağımsız değişkenlerden bağımlı değişkene doğru bir nedenselliğin olmadığını göstermektedir.

Kurulan modelin katsayılarının hatalı olup olmadığına bakmak için AR Roots Graph grafiği incelendiğinde, verilen noktaların çemberin içinde yer aldığı görülmektedir. Bu durum, kurulan modelin hatalı olmadığını göstermektedir.

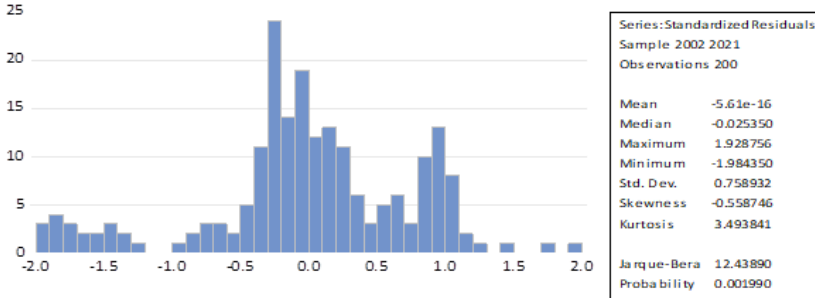
Birinci eşitliğe ait model bir bütün olarak değerlendirildiğinde aşağıda modelin regresyon analizi, değişkenlerin açıklama gücü ve kurulan modelin bir bütün olarak anlamlı olup olmadığına dair bilgiler vermektedir.

Tablo: 10
Regresyon Analizi Sonuçları

Bağımsız Değişkenler	Katsayı	Standart hata	t-istatistiği	Olasılık
C	4,936185	0,251796	19,60389	0,0000
AIPA	-5,52E-06	5,30E-07	-10,40791	0,0000
RDE	-0,312077	0,097390	-3,204394	0,0016
R ²	0,443459	Akaïke bilgi kriteri (AIC)		2,311179
Adjusted R ²	0,437808	Schwarz bilgi kriteri (SIC)		2,360654
Prob(F-istatistiği)	0,000000			

Panel Least Squares (LS) yöntemi kullanılarak 10 yatay kesit ve 20 yıl periyod aralığı bulunan 200 gözlemden oluşan modelin regresyon analizi sonucuna göre (Tablo 10), AIPA ve RDE bağımsız değişkenlerinin olasılık değerleri, anlamlı birer bağımsız değişkeni ifade etmektedir. Yani kurulan modeldeki bağımsız değişkenler anlamlıdır ve bağımlı değişkeni açıklamaktadır. Burada bağımsız değişkenlerin (AIPA, RDE) bağımlı değişkeni (EG) açıklama gücü (R²) %44 olarak bulunmuştur. Bağımsız değişkenlerin istatistik değeri de modelin bir bütün olarak anlamlı olduğunu göstermektedir. Regresyon analizinde, normallik varsayımının sağlanıp sağlanmadığını kontrol etmek için normallik test sonuçlarına bakılır. Regresyonun ön şartlarından olan normallik testi sonuçları aşağıda verilmektedir.

Grafik: 1
Histogram-Normallik Testi



Grafik 1'de histogram grafiği normallik dağılımı göstermemekte ve olasılık değerinin 0,05'ten küçük olduğu görülmektedir. Bu durum normal dağılımın olmadığına işaret etmektedir. O yüzden analizde serilerin dönüştürülmesi gibi alternatif yöntemler kullanılmıştır. Seriler durağanlaştırıldıktan sonra analize geçilmiştir. Model bir bütün olarak anlamlıdır. Sonuç olarak kurulan modelde yapay zekâ patent başvurusu ve Ar-Ge harcamaları değişkenleri istihdam artışını %44 oranında açıklamaktadır. Burada değişkenler arasında eşbütünlük ilişkisi tespit edilmiştir. Uzun dönemde değişkenlerin birlikte hareket ettiği görülmektedir. Kurulan model bir bütün olarak anlamlıdır. Uzun zaman aralığında veri kısıtının bulunması, istihdamı etkileyen patent başvuruları ve Ar-Ge harcamaları haricinde pek çok değişkenin bulunması ve modeldeki değişkenlerin uzun dönemde birlikte hareket etmeleri gibi sebeplerden dolayı modelin açıklama gücü %44'le kısıtlı kalmıştır.

3.3.2. Eşitlik 2 için Ampirik Sonuçlar

Eşitlik 2 için kurulan 2. denklem modelinde, bağımlı değişkeni GSYİH (GDP), bağımsız değişkeni yapay zekâ patent başvurusu (AIPA), Ar-Ge harcamaları (RDE) ve yüksek teknolojlili ürün ihracatı (HTE) oluşturmaktadır. Burada 2007 ve 2021 yılları arasındaki veri seti kullanılmış olup (10 ülke ve 15 yılı içeren) veri seti 150 gözlemden oluşmaktadır. Yapay zekâ uygulamalarının, verimliliğe olan etkisini ölçmek amacıyla bağımsız değişkenler olarak patent başvurusu, Ar-Ge harcamaları ve yüksek teknolojlili ürün ihracatı ve verimlilik göstergesi olarak GSYİH seçilerek model kurulmuştur.

Tablo: 11
Yatay Kesit Bağımlılığı Testi

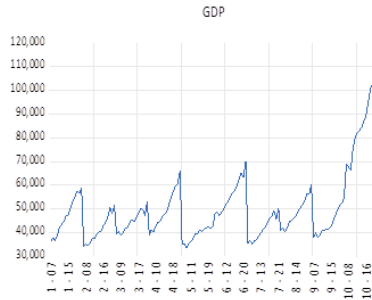
Yatay Kesit Bağımlılığı Testi (Cross-Section Dependence Test) CD Testi		
Periyod: 15 yıl		
Yatay Kesit: 10 Ülke		
Toplam Gözlem Sayısı: 150		
Testler	İstatistik Değerleri	Olasılık
Breusch-Pagan LM	14,36403	1,0000
Pesaran scaled LM	-3,229315	0,0012
Pesaran CD	0,305294	0,7601

H₀: Yatay kesit bağımlılığı yok. H₁: Yatay kesit bağımlılığı var.

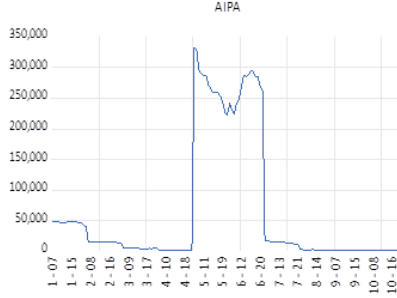
Bu model için de ilk olarak Breusch-Pagan ve Pesaran CD testleri ile yatay kesit bağımlılığı kontrol edilmiştir. Olasılık değerlerinin 0,05'ten büyük ve istatistiksel olarak anlamlı, olmaları dolayısıyla H₀ hipotezi kabul edilmiştir (Tablo 11).

Yatay kesit bağımlılığının olmadığını tespitini takiben serilerde birim kök olup olmadığı grafikler ve testler yardımı ile test edilmiştir. Serilere ait grafikler incelendiğinde serilerin trend içerdikleri görülmektedir (Şekil 4, 5, 6 ve 7).

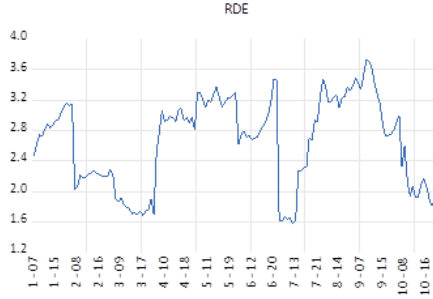
Şekil: 4
GDP Değişkeni için 2007-2021 Dönemi



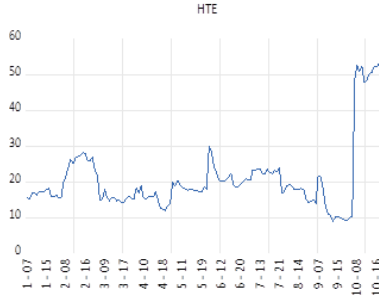
Şekil: 5
AIPA Değişkeni için 2007-2021 Dönemi



Şekil: 6
RDE Değişkeni için 2007-2021 Dönemi



Şekil: 7
HTE Değişkeni için 2007-2021 Dönemi



Levin, Lin ve Chu, Breitung, Im, Pesaran ve Shin, ADF ve PP ve Hadri birim kök analizi sonuçlarına göre HTE hariç serilerin tamamı düzeyde kök içermektedir ve GDP için Breitung test sonucu hariç hepsi birinci farkları alındığında durağanlaşmaktadır (Tablo 12).

Durağan olmayan seriler yanlış regresyon sonucuna yol açtığı için seriler durağanlaştırılmıştır.

Tablo: 12
Birim Kök Testi Sonuçları

		Birim Kök Testleri					
		LLC-B	IPS	ADF	PP	Breitung	Hadri
Değişkenler		t istatistikleri					
GDP	Düzye	5,08250 (1,0000)	7,18166 (1,0000)	0,69194 (1,0000)	0,34720 (1,0000)	2,45617 (0,9930)	7,27169 (0,0000)*
	1.Fark	-10,3364 (0,0000)*	-7,29363 (0,0000)*	81,0473 (0,0000)*	120,307 (0,0000)*	0,31364 (0,6231)	24,1425 (0,0000)*
AIPA	Düzye	-0,75743 (0,2244)	1,50480 (0,9338)	18,073 (0,5863)	20,3860 (0,4340)	2,41910 (0,9922)	6,37680 (0,0000)*
	1. Fark	-9,92264 (0,0000)*	-7,67359 (0,0000)*	127,224 (0,0000)*	127,896 (0,0000)*	-5,27238 (0,0000)*	3,02323 (0,0000)*
RDE	Düzye	0,14215 (0,5565)	0,52716 (0,7010)	22,2510 (0,3270)	17,2536 (0,6365)	-0,52622 (0,2994)	5,83312 (0,0000)*
	1. Fark	-10,7418 (0,0000)*	-8,21637 (0,0000)*	147,076 (0,0000)*	153,762 (0,0000)*	-3,00425 (0,0000)*	5,18702 (0,0000)*
HTE	Düzye	-4,31356 (0,0000)*	-2,1918 (0,0142)**	34,2059 (0,0248)**	34,9438 (0,0204)**	2,01114 (0,9778)	6,21059 (0,0000)*
	1. Fark	-10,4306 (0,0000)*	-7,32682 (0,0000)*	82,2178 (0,0000)*	118,894 (0,0000)*	-5,74903 (0,0000)*	4,79256 (0,0000)*

*, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı ifade etmektedir.

3.3.2.1. Kao ve Pedroni Eşbütünlüşme Testleri

Düzye de durağan bulunmayan serilerin uzun dönemde birlikte hareket edip etmedikleri Kao ve Pedroni eşbütünlüşme testleri ile tespit edilmiştir.

Tablo: 13
Kao Eşbütünlüşme Testi

	t-istatistiği	Olasılık Değeri
Kao Eşbütünlüşme Testi	-5,671480	0,0000

H_0 : eşbütünlüşme yok. H_1 : eşbütünlüşme var.

Tablo: 14
Pedroni Eşbütünlüşme Testi Sonuçları

Model: $GDP_{it} = \beta_0 + \beta_1 AIPA_{it} + \beta_2 RDE_{it} + \beta_3 HTE_{it} + \epsilon_{it}$					
	Grup İçi				
	t istatistiği	Olasılık	Ağırlaştırılmış t-istatistiği	Olasılık	
Panel V istatistiği	-0,957100	0,8307		-1,495121	0,9326
Panel rho istatistiği	-0,460791	0,3225		-1,167721	0,1215
Panel PP istatistiği	-2,839569*	0,0023		-5,469055*	0,0000
Panel ADF istatistiği	-2,959185*	0,0015		-5,445142*	0,0000
Gruplar Arası					
	t istatistiği		Olasılık		
Panel rho istatistiği	0,267555		0,6055		
Panel PP istatistiği	-5,776453*		0,0000		
Panel ADF istatistiği	-5,542072*		0,0000		

*, %5 düzeyinde anlamlılığı ifade etmektedir.

Kao eşbütünlüşme testi olasılık değerine göre (Tablo 13) H_0 hipotezi reddedilir. Pedroni eşbütünlüşme testi sonuçları incelendiğinde ise, panel v ve rho istatistikleri istatistiksel olarak anlamlı olmamasına rağmen çoğunluğa göre karar verileceğinden dolayı H_0 hipotezi reddedilir. Her 2 eşbütünlüşme testi sonucunda da değişkenler arasında

eşbütünleşme olduğu ve uzun dönemde GDP, yapay zekâ patent başvuruları ve Ar-Ge harcamaları serilerinin birlikte hareket ettiği tespit edilmiştir.

3.3.2.2. Vektör Hata Düzeltme Modeli

Hata düzeltme modelinin sonuçları Tablo 15’te verilmiştir. Tahmin sonuçları dikkate alındığında patent başvuru sayısı (AIPA) değişkeninin kişi başına düşen milli gelir (GDP) üzerindeki etkisinin pozitif fakat istatistiksel olarak anlamsız olduğu; Ar-Ge’nin GSYİH içindeki payının (RDE) etkisinin negatif fakat istatistiksel olarak anlamsız olduğu; yüksek teknoloji ürünü ihracatı (HTE) değişkeninin etkisinin ise pozitif ve anlamlı olduğu tespit edilmiştir.

Tablo: 15
Vektör Hata Düzeltme Modeli Testi Sonuçları

	Katsayı	Standart Hata	T-istatistiği
FARKGDP	1,000000		
FARKAIPA	0,237402	0,18794	1,26314
FARKRDE	-362,1670	7803,93	-0,04641
FARKHTE	1887,702	937,172	2,01425
C	-694,8889		

3.3.2.3. Granger Nedensellik Test Sonuçları

Granger nedensellik testinin olasılık değerleri, değişkenler arasında nedenselliğin olmadığı sonucunu vermektedir (Tablo 16). Burada H_0 hipotezi, ok işaretleri olan yöne doğru nedensellik ilişkisini göstermektedir. Hipotezler, " H_0 : Nedeni değildir", ve " H_1 : Nedenidir" şeklinde kurulur.

GDP değişkeninden RDE değişkenine doğru %1 düzeyinde; AIPA değişkeninden RDE değişkenine doğru %10 düzeyinde anlamlı ilişki tespit edilmiştir. Buna göre sadece GDP’den ve AIPA’dan RDE’ye doğru bir nedensellikten söz edilebilir.

Tablo: 16
Granger Nedensellik Test Sonuçları

	F İstatistiği	Olasılık
FARKAIPA → FARKGDP	2,955905	0,9371
FARKRDE → FARKGDP	6,813559	0,5569
FARKHTE → FARKGDP	3,729011	0,8807
FARKGDP → FARKAIPA	7,030023	0,5334
FARKRDE → FARKAIPA	2,666949	0,9535
FARKHTE → FARKAIPA	4,975119	0,7602
FARKGDP → FARKRDE	27,63551	0,0005*
FARKAIPA → FARKRDE	14,44303	0,0709**
FARKHTE → FARKRDE	7,633570	0,4701
FARKGDP → FARKHTE	10,49739	0,2318
FARKAIPA → FARKHTE	11,60698	0,1696
FARKRDE → FARKHTE	4,945996	0,7633

* ve **, sırasıyla %1 ve %10 düzeyinde anlamlılığı ifade etmektedir.

3.3.2.4. Toda - Yamamoto Nedensellik Testi

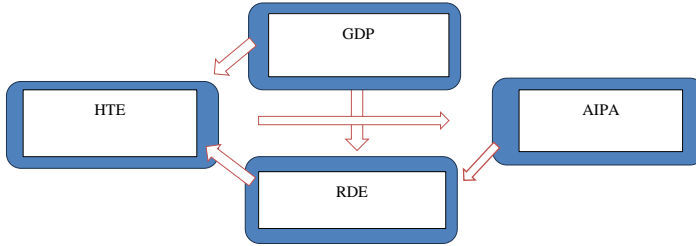
Ekonomideki karar birimlerinin pozitif ve negatif olaylara verdiği tepkileri birbirinden ayırabilen ve ölçüm yapabilmek için serileri durağanlaştırmaya gerek duymayan Toda-Yamamoto nedensellik testi için k ve d_{\max} değeri belirlenmiş olup sonuç olarak, 3 gecikmeli bir T-Y denklemi çözülmüştür.

Tablo: 17
Toda - Yamamoto Nedensellik Testi Sonuçları

Bağımsız Değişkenler	Bağımlı Değişkenler	İstatistik	Olasılık
AIPA →	GDP	4,479053	0,106509
RDE →	GDP	3,604193	0,604953
HTE →	GDP	2,726316	0,255851
GDP →	AIPA	4,732205	0,093855
RDE →	AIPA	2,700606	0,259240
HTE →	AIPA	8,640924	0,0132998**
GDP →	RDE	17,92097	0,0001284*
AIPA →	RDE	6,980315	0,0305008**
HTE →	RDE	3,237271	0,198195
GDP →	HTE	14,23679	0,000810*
AIPA →	HTE	1,208168	0,5466207
RDE →	HTE	7,938908	0,0188923**

*, ** ve *** sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeyinde anlamlılığı ifade etmektedir.

Şekil: 8
Toda - Yamamoto Nedensellik Testi Sonucuna Göre Yön İlişkisi



Granger nedensellik test analizinin belirli kısıtları içermesinden dolayı Toda-Yamamoto nedensellik testi ile değişkenler arasındaki nedenselliğe bakıldığında, aralarında bulunan nedensellik ilişkisi ve bu nedenselliklerin yönü gösterilmiştir (bkz. Şekil 8).

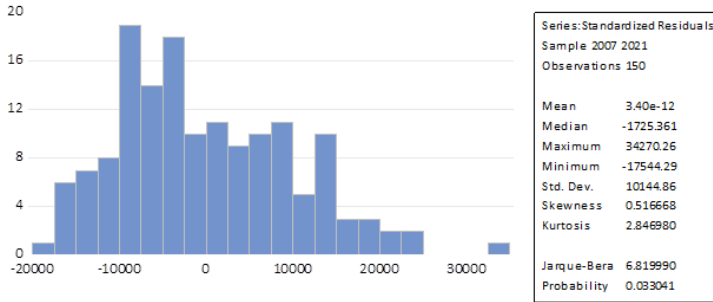
Tablo: 18
Regresyon Analizi Sonuçları

Bağımsız Değişkenler	Katsayı	Standart hata	t-istatistiği	Olasılık
C	14505,64	5392,399	2,690016	0,0080
AIPA	-0,014955	0,008502	-1,759041	0,0807
RDE	4898,662	1682,136	2,912168	0,0042
HTE	1083,351	84,34097	12,84489	0,0000
R ²	0,545431			
Adjusted R ²	0,536090	Akaike bilgi kriteri (AIC)		21,33397
Prob(F-istatistiği)	0,000000	Schwarz bilgi kriteri (SIC)		21,41425

İkinci eşitliğe ait model bir bütün olarak değerlendirildiğinde Tablo 18’deki regresyon analizi, değişkenlerin açıklama gücüne ve kurulan modelin bir bütün olarak anlamlı olup olmadığına dair bilgiler vermektedir.

Regresyon analizinde Panel Least Squares (LS) yöntemi kullanılarak 10 yatay kesit ve 15 yıllık veri aralığı bulunan 150 gözlem kullanılmıştır. Analiz sonuçlarına göre AIPA, RDE ve HTE bağımsız değişkenlerinin istatistiksel olarak anlamlı etkilerinin olduğu tespit edilmiştir. Modeldeki bağımsız değişkenler, bağımlı değişkendeki değişimin %55’ini (düzeltilmiş R^2 değerine göre ise %54) açıklamaktadır. Regresyon analizi için normallik test sonuçları ise aşağıda verilmiştir.

Grafik: 2
Histogram-Normallik Testi (Model 2)



Eşitlik 1 için yapılan normallik dağılımı grafiğinde olduğu gibi, Grafik 2’de de normallik varsayımının sağlanmadığı, olasılık değerinin 0,05’ten küçük olduğu görülmektedir. Dolayısıyla analizde serilerin dönüştürülmesi gibi alternatif yöntemler kullanılmıştır. Seriler durağanlaştırıldıktan sonra analize geçilmiştir. Model bir bütün olarak anlamlıdır. Sonuç olarak kurulan modelde AIPA, RDE ve HTE değişkenleri GDP’yi %55 oranında açıklamaktadır. Burada değişkenler arasında eşbütünleşme ilişkisi tespit edilmiştir. Uzun dönemde değişkenlerin birlikte hareket ettiği görülmektedir. Kurulan model bir bütün olarak anlamlıdır. Uzun zaman aralığında veri kısıtının bulunması, GDP’yi etkileyen AIPA, RDE ve HTE değişkenleri haricinde pek çok değişkenin bulunması ve modeldeki değişkenlerin uzun dönemde birlikte hareket etmeleri gibi sebeplerden dolayı modelin açıklama gücü %55’le kısıtlı kalmıştır.

4. Sonuç ve Değerlendirme

Çalışmada yapay zekâ teknolojilerinin ekonomide istihdam ve verimlilik üzerine etkileri araştırılmaya çalışılmıştır. Yapay zekâ teknolojilerini temsil etmek amacıyla araştırma ve geliştirme harcamaları, patent başvuru sayıları ve yüksek teknolojlili ürün ihracatı verileri kullanılmış olup; istihdam göstergesi olarak istihdamdaki yüzdelik artışı ve verimliliği temsil etmek amacıyla kişi başına düşen milli gelir kullanılmıştır. Çalışmada yapay zekâ teknolojisini en çok kullanan 10 ülkenin (Singapur, İngiltere, Almanya, ABD,

Finlandiya, İsveç, Kanada, Fransa, Danimarka, Japonya) 2002 ile 2021 yılları arasındaki verileri kullanılmıştır.

Panel veri analizi sonuçlarına göre, iki farklı model oluşturulmuştur. İlk modelde Ar-Ge harcamaları, patent başvuruları ve istihdam arasında uzun dönemli bir ilişkinin varlığı tespit edilememiştir. İkinci modelde ise Ar-Ge harcamaları, patent başvuruları, yüksek teknolojlili ürün ihracatı ve verimlilik arasında uzun dönemli bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir. Diğer taraftan bu ilişkide nedenselliğin yönünün tespiti için Toda-Yamamoto nedensellik testi kullanılmıştır. Bu teste göre HTE'den AIPA'ya ve GDP'den HTE'ye, RDE'den HTE'ye, AIPA'dan RDE'ye ve GDP'den RDE'ye doğru bir nedensellik ilişkisi bulunmuştur. Yani bir ülkenin sınırları içerisinde üretilen katma değer (GDP), yüksek teknolojlili ürün ihracatını etkilemekte; yüksek teknolojlili ürün ihracatı da patent başvurularını, Ar-Ge harcamaları yüksek teknolojlili ürün ihracatını etkilemektedir. Patent başvuruları Ar-Ge harcamalarını etkilerken, GSYİH'da Ar-Ge harcamalarını etkilemektedir. Diğer bir değişle etkileyen değişkenler etkilenen değişkenlerin nedenidir. Analizde iki yönlü pozitif bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir.

Sonuçlar literatür kapsamında değerlendirildiğinde, kurulan birinci modelde, EG, AIPA ve RDE değişkenleri arasında uzun dönemli bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir. İstihdam ve yapay zekâyı temsil eden değişkenler arasındaki bu uzun dönemli ilişkinin yönü tespit edilememekle birlikte; kurulan ikinci modelde verimlilik ve yapay zekâ teknolojileri arasında çok yönlü bir nedensellik ilişkisi tespit edilmiştir. Literatürde, istihdam ile teknolojik gelişmeler ve yapay zekâ teknolojilerinin arasındaki ilişkiyi tespit eden çok sayıda çalışma mevcuttur. (Cebesoy, 2022; Gu vd., 2022; Yılmaz, 2021; Aydın, 2021; Bulut & Yenipazarlı, 2020; Cheng vd., 2019; Graetz & Michaels, 2018; Acemoğlu & Restrepo, 2017). Diğer taraftan yeni teknolojilerin verimliliğe olan katkısına dair pek çok çalışma mevcuttur (Zhang vd., 2021; Aghion vd., 2019; Bandari, 2019). Dolayısıyla değişkenler arasında tespit edilen uzun dönemli ilişki ve ikinci modelde bulunan çok yönlü nedensellik ilişkisi literatürle uyumlu olmakla birlikte, yapay zekâ teknolojilerini temsil eden proxy değişkenlerin yetersizliği dolayısıyla istihdamda yol açacağı etkileri doğrudan ölçmek mümkün olmamaktadır. Diğer taraftan yapay zekâ teknolojileri ile istihdam ve verimlilik arasındaki ilişkinin aynı çalışmada verilmesi, yapılan diğer çalışmalar göz önünde bulundurulduğunda çalışmanın özgünlüğüne işaret etmektedir. Yapay zekâ teknolojilerinin verimlilik üzerinde beklenen olumlu etkisiyle birlikte; istihdamda oluşturabileceği daralmanın, yani bu paradoksun, incelendiği özgün bir çalışmadır.

Ampirik sonuçlar, literatürle uyumlu olup yapay zekâ teknolojileri ile istihdam ve verimlilik arasındaki pozitif yönlü ilişki ampirik olarak ortaya konulmuştur. Yapay zekâ teknolojilerini temsil eden verilerin yetersizliği ve çalışmada zaman serisinde belirli kısıtlamaların olması sebebiyle R^2 değerleri (%44 ve %55) daha düşük olarak tespit edilmiştir. Bu alanda daha sonra yapılacak çalışmalarda ilgili kısıtlar göz önünde bulundurularak açıklayıcı değişkenlerin, gözlem sayılarının ve dönem aralığının artırılması çalışmaların açıklayıcı gücünü artıracaktır.

Sonuç olarak, yapay zekâ teknolojilerini en çok kullanan bu 10 ülkede patent başvuru sayılarının, Ar-Ge harcamalarına yapılan miktarın ve yüksek teknolojlü ürün ihracatının zaman içerisinde sürekli olarak artış gösterdiği görülmektedir. Uluslararası arenada ve yerel ekonomilerde rekabet gücünün elde tutulabilmesi için yeni teknolojilere ihtiyaç duyulmaktadır. Yapay zekâ teknolojileri uygulamalarının her sektörde desteklenmesi gerekmektedir. Üretimde verimliliğin artması, ulusal ve uluslararası alanda ekonomik gücün elde edilebilmesi, çağın teknolojilerine ayak uydurabilmekle mümkün olmaktadır. Yapay zekâ teknolojileri işgücü piyasalarında önemli değişikliklere sebep olabileceği için işgücüne yeni katılacak olanların zamanla kaybolan meslekler hakkında ve ortaya çıkacak yeni meslekler hakkında bilgilendirilmesi önem arz etmektedir. Politika yapımcıların bu değişimleri yakından takip etmesi ve istihdamda yaşanabilecek radikal değişiklikleri göz önünde bulundurarak yapay zekâ teknolojilerinde uzmanlaşabilecek sektörlerin artırılması ve bu alanlarda istihdam edilebilecek yetkin kişilerin yetiştirilebilmesi için üniversitelerde yapay zekâ teknolojileri bölümlerinin açılması gerekmektedir. Makinelerin istihdamı daraltmasının ardından kişilerin kendilerini geliştirmeleri ve makineler tarafından ikame edilemeyecek becerilere sahip olmaları gerekmektedir.

Kaynaklar

- Acemoğlu, D. & P. Restrepo (2017), "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.
- Aghion, P. et al. (2019), "Artificial intelligence, growth and employment: The role of policy", *Economie et Statistique*, 510(1), 149-164.
- Aydın, A. (2021), "Robotların İstihdam Üzerindeki Etkisi: Seçilmiş Ülkeler Üzerine Ampirik İnceleme", *Çalışma ve Toplum*, (68), 269-288.
- Aydın, İ.H. & C.H. Değirmenci (2020), *Yapay Zekâ*, Girdap Kitap, 2. Baskı, İstanbul.
- Bandari, V. (2019), "The Impact of Artificial Intelligence on the Revenue Growth of Small Businesses in Developing Countries: An Empirical Study", *Reviews of Contemporary Business Analytics*, 2(1), 33-44.
- Bayraktutan, Y. & I. Demirtaş (2011), "Gelişmekte Olan Ülkelerde Cari Açığın Belirleyicileri: Panel Veri Analizi", *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (22), 1-28.
- Bulut, E. & A. Yenipazarlı (2020), "Endüstri 4.0 ve Teknolojinin İstihdam Üzerindeki Etkisi, Panel Veri Analizi", *Pamukkale Journal of Eurasian Socioeconomic Studies*, 7(2), 15-35.
- Çatalbaş, G.K. & Ö. Yazar (2015), "Türkiye'deki Bölgeler Arası İç Göçü Etkileyen Faktörlerin Panel Veri Analizi ile Belirlenmesi", *Alphanumeric Journal*, 3(1), 99-117.
- Cebesoy, S. (2022), "Teknolojik İlerleme ile Standart Olmayan İstihdam Arasındaki İlişkinin Ücret Eşitsizliği Üzerindeki Etkileri", *Doktora Tezi*, Maltepe Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, İstanbul.
- Cheng, H. et al. (2019), "The Rise of Robots in China", *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 71-88.
- Chiacchio, F. et al. (2018), "The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labor market approach", *Bruegel Working Paper No 2*.

- Dağlı, İ. (2022), "Yapay Zekâ Teknolojilerinde Etkili Faktörler Üzerine Bir Model Denemesi: En Başarılı Ülkelerle Panel Veri Analizi", *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 17(2), 368-386.
- Fan, S. (2020), *Yapay Zeka Yerimizi Alacak mı? 21. Yüzyıl İçin Bir Rehber*, TEAS Yayıncılık, 1. Baskı, İstanbul.
- Ford, M. (2021), *Robotların Yükselişi*, Kronik Kitap, 9. Baskı, İstanbul.
- Gershgorin, D. (2017), "The Quartz guide to artificial intelligence: What is it, why is important, and should we be afraid?", *Quartz*, 10 Eylül 2017, <<https://qz.com/1046350/the-quartz-guide-to-artificial-intelligence-what-is-it-why-is-it-important-and-should-we-be-afraid/>>, 06.02.2024.
- Graetz, G. & G. Michaels (2018), "Robots at work", *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753-767.
- Granger, C.W. (1969), "Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods", *Econometrica*, 37(3), 424-438.
- Gu, T.T. et al. (2022), "Can Artificial Intelligence Boost Employment in Service Industries? Empirical Analysis Based on China", *Applied Artificial Intelligence*, 36(1), 2080336.
- Hémous, D. & M. Olsen (2022), "The Rise of The Machines: Automation, Horizontal Innovation, and Income Inequality", *American Economic Journal: Macroeconomics*, 14(1), 179-223.
- Krueger, A.B. (1993), "How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989", *Quarterly Journal of Economics*, 108(1), 33-60.
- Rouhiainen L. (2019), *Yapay Zeka, Geleceğimizle İlgili Bilmemiz Gereken 101 Şey*, Pegasus Yayınları.
- Say, C. (2021), *50 Soruda Yapay Zeka*, 7 Renk Basım ve Yayımları, 21. Baskı, İstanbul.
- Worldbank, (2020), <<https://databank.worldbank.org/reports.aspx?source=2&country>>, 05.02.2024.
- Yılmaz, Y. (2021), "Dijital Ekonomiye Geçiş Süreci, Ölçümü ve Dijitalleşme Verimlilik İlişkisi", *İstanbul İktisat Dergisi*, 71(1), 283-316.
- Zhang, T. et al. (2022), "Enterprise Digital Transformation and Production Efficiency: Mechanism Analysis and Empirical Research", *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 35(1), 2781-2792.