



DETERMINANTS OF TOTAL FACTOR PRODUCTIVITY ANALYZED BY DECISION TREE METHOD: THE CASE OF USA 1991-2020

Masoud SHEIKHI*

Yüksel BAYRAKTAR**

* Doktora öğrencisi, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, m.sheikhi@ogr.iu.edu.tr , ORCID: 0000-0003-3493-8307

**Prof. Dr., Ankara Üniversitesi, Siyasal Bilgiler Fakültesi, İktisat Bölümü, yuksel.bayraktar@ankara.edu.tr, ORCID: 0000-0002-3499-4571

Received Date:02.07.2024

Accepted Date:06.09.2024

Copyright © 2024 Masoud SHEIKHI, Yüksel BAYRAKTAR. This is an open access article distributed under the Eurasian Academy of Sciences License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT

Technological developments have significantly impacted value creation in the manufacturing industry. It has been emphasized that the accelerated technological changes since 1990 and the associated income increases are mainly due to the growth of labour, capital and other production inputs, i.e. total factor productivity (TFP). Therefore, recent development and growth accounting studies have revealed that TFP is a vital source of economic development. This study uses the decision tree method from data mining methods to analyze the factors affecting the total factor productivity in producing durable goods in the US economy between 1991-2020. Classification and Regression Tree (CART) algorithm was used for the analysis. There is no decision tree method in TFP analysis, and this study aims to fill the gap in the literature. The findings obtained as a result of the analysis support the literature. According to the decision tree result, the ten best option are given. In addition, the increase in the number of patents, employment of researchers and the share of R&D expenditures in GDP significantly affect the growth in TFP.

Keywords: Economic Development, Total Factor Productivity, Decision Tree

JEL-Classification: O11, E60, C82

KARAR AĞACI YÖNTEMİYLE TOPLAM FAKTÖR VERİMLİLİĞİNİ ETKİLEYEN FAKTÖRLER: 1991-2020 ABD ÖRNEĞİ

ÖZET

1990'dan itibaren ivmelenen teknolojik değişimler, imalat sanayinde oluşan değer önemli ölçüde kaynağıdır. Dolayısıyla ortaya çıkan gelir artışlarının büyük ölçüde emek, sermaye ve diğer üretim girdilerinden yani toplam faktör verimliliği (TFV) büyümesinden kaynaklandığı vurgulanmıştır. TFV'yi ekonomik gelişimin önemli bir kaynağı olarak gören hatırı sayılır bir literatür bulunmaktadır. Çalışmanın amacı, ABD'de 1991-2020 yılları arasında dayanaklı ürün üretimindeki toplam faktör verimliliğini etkileyen faktörleri incelemektir. Veri madenciliği yöntemlerinden karar ağacı metodu kullanılan çalışmada Clasification and Regression Tree (CART) algoritması kullanılmıştır. İlgili literatür ile uyumlu olan çalışmanın bulgularına ve karar ağacı sonucuna göre en iyi on seçenek verilmiştir. Ayrıca patent sayısı, araştırmacı istihdamı ve Ar-Ge harcamalarının GSYH içindeki payının artması, TFV artışını önemli ölçüde etkilemektedir.

Anahtar Kelimeler: Ekonomik Gelişme, Toplam Faktör Verimliliği, Karar Ağacı

JEL Sınıflandırması: O11, E60, C82



1.GİRİŞ

Yeniliklerin genellikle yüksek öğrenimli çalışanlar ve araştırmacılar tarafından gerçekleştirildiği varsayımı, çoğu ekonomik analizde açık veya zımni olarak vurgulanmıştır. Ancak sıradan işçilerin yenilik sürecinde rolü de önemlidir. Arrow'un (1962) yaparak öğrenme teorisinde üretim süreçlerinde işçi rollerinin önemini vurgulanmış ve üretkenliğin aynı işleri düzenli olarak tekrar etmekle arttırıldığı savunulmuştur (Taiji, 2009: 1). Hayek, üreticilerin sınırlı mülkiyeti ve parçalanmış bilgiden dolayı sadece birbirini tamamlayan bilgi parçacıklarının tutarlı etkileşimle bir araya getirildiğinde yeni teknolojik bilginin üretilebilir ve başarılı yeniliklerle sonuçlanabilir olduğunu vurgulamıştır. Dolayısıyla teknolojik bilgi, kolektif faaliyetlerin ürünü olması nedeniyle hiçbir üretici, tüm bilgiyi kontrol altında tutamamaktadır (Antonelli ve Scellato, 2012: 82).

1990'lı yıllardan itibaren çeşitli alanlarda üretkenlik girişimleri, yeni endüstrilerin gelişimini ve ekonomik büyümeyi destekleyen bir dizi yenilikçi buluşları incelemiştir. Ar-Ge çalışmaları, ekonomik büyümeyi hızlandıran inovasyonlarla önemli etkileşiminden dolayı yeni üretim faktörü olarak kabul edilmiştir (Habib, Abbas ve Noman, 2019: 757). Dikey ve yatay bilgi etkileşimi yapısından hareketle dikey bilgi etkileşimleri, endüstriler arasında üretim süreci boyunca gerçekleşmekte ve kullanıcı-üretici işlemlerini tamamlamaktadır (Gehring, 2011: 496). Yatay bilgi etkileşimleri ise ürün pazarında yenilik yapan firmalar arasındaki teknoloji yarışlarını ve yaratıcı fikirlerin geri bildirimlerini içermektedir (Boschma, 2005: 63).

Solow (1957) çıktındaki büyümeyi faktör girdilerinin birikimi ve toplam faktör üretkenliğinin büyümesi ile açıklamıştır. Çıktı büyümesinin tüm olası belirleyicilerini girdi olarak ele aldığı ve büyümenin belirleyici faktörlerine odaklandığı çalışmasında, dahil edilen birçok belirleyicinin çıktı üzerinde dolaylı etkileşimini ortaya koymuştur. Dolayısıyla fiziksel ve beşeri sermaye verimliliğinin artması, toplam faktör verimliliğini doğrudan etkilemektedir (Miller ve Upadhyay, 2002: 269). Aslında toplam faktör verimliliği (TFV), çıktının kullanılan girdi miktarıyla açıklanamayan kısmıdır. Bu nedenle TFV, düzeyi girdilerin üretimde ne kadar yoğun ve verimli kullanıldığıyla belirlenmektedir. TFV büyümesi, Solow kalıntısıyla (Solow artığı) ölçülmektedir. Dolayısıyla TFV büyümesi, çıktı ve çalışılan saatlerle ilişkili olması sebebiyle kişi başına düşen milli gelir ve ekonomik büyüme üzerinde önemli etkiye sahiptir (Comin, 2010: 260-261).

Ekonomik büyümeyi nüfusla ilişkilendiren ve GSYH'deki geçici artışların, nüfus sayısındaki bir artıştan kaynaklanacağını ve yakın gelecekte daha fazla kaynak tüketimi ile sonuçlanmasından dolayı nihayetinde ekonomik büyüme sürecinin azalacağını ileri süren Klasik Büyüme Modeli popülerlik kazanmasına rağmen kalıcı ve sürdürülebilir büyüme Solow'un 1956'da Neo-Klasik Büyüme Teorisi'yle ortaya çıkmıştır. Bu teori Neo-Klasik Büyüme Modeli, Dışsal Büyüme Modeli ve Solow Büyüme Modeli olarak da bilinmektedir. Bu teoriye göre kalıcı ve sürdürülebilir büyümeye ulaşmada ve ülkeler arası gelir farklılıklarını açıklamada önemli olan faktör, TFV seviyesini sürekli yükseltecek teknolojik gelişme ve yeniliklerdir. Easterly ve Levine (2001), ülkeler arasında büyüme farklılıklarının üçte ikisinin Ar-Ge harcamaları ve teknolojik farklılıklardan kaynaklandığını, geriye kalan üçte birlik farklılığı ise beşeri sermaye ve fiziksel sermayenin açıkladığını tespit etmişlerdir (Habib, Abbas



ve Noman, 2019: 758-759). Beşeri sermaye, Ar-Ge faaliyetleri, bilgi stoğu ve inovasyonlar, TFV aracılığıyla ekonomik büyümenin sürekliliğini sağlamaktadır. Bu nedenle politika yapıcılar inovasyonların ortaya çıkması için gereken verimli ortamı yaratmaya odaklanmalıdır.

İnovasyonların doğrudan üretken kaynakların miktarıyla ilgili olmaması, ekonomik büyümeyi TFV üzerinden etkilemektedir. Bu sebeple inovasyonlar, teknolojik yenilik ve teknolojik olmayan yenilikler olarak ikiye ayrılmaktadır. Dolayısıyla firma düzeyinde gelişmiş ülkelerde yenilik, Ar-Ge faaliyetleri ve üretkenlik arasındaki pozitif ilişkiyi tespit eden güçlü kanıtlar mevcuttur (Saleem, Shahzad, Khan ve Khilji, 2019: 1). Ar-Ge çalışmaları maliyet azaltma, ürün yeniliği veya kalite iyileştirme gibi amaçlara odaklanabilir. İçsel büyüme literatüründeki teorik modellerde firmaların yenilikçi faaliyetlerinin endüstride yayılma etkisiyle sürdürülebilir ekonomik büyümeye katkı sağladığı vurgulanmaktadır (Grossman ve Helpman, 1990: 87-88).

Bu çalışmada öncelikle inovasyon ve verimlilik ilişkisi ve inovasyon ve işsizlik ilişkisine ilişkin literatür ele alınacak ve sonrasında veri madenciliği yöntemlerinden karar ağacı metodu, araştırmanın yöntemi, bulgular ve sonuç yer almaktadır.

1. LİTERATÜR İNCELEMESİ

1.1. İnovasyon ve Verimlilik İlişkisinin Literatür İncelemesi

Griliches (1998), ABD ekonomisi için Ar-Ge harcamaları ve verimlilik ilişkisi üzerine yaptığı çalışmada Ar-Ge harcamalarının çıktı artışına yol açtığı ve ilaveten özel sektörün finanse ettiği Ar-Ge çalışmalarının kamunun finanse ettiğinden daha etkin olduğu sonucuna ulaşmıştır (Griliches, 1998: 1-14).

Coe ve Helpman (1995), İsrail ve 21 OECD ülkesinde Ar-Ge faaliyetleri ve toplam faktör verimliliği arasındaki ilişkiyi 1971-1990 yılları arasında panel veri analizi yöntemi kullanarak incelemiştir. Çalışmanın sonucuna göre ülkelerin toplam faktör verimliliğindeki değişikliklerin, yerli Ar-Ge sermaye stoku ve ticari ortakların stoklarından da etkilendiğini ortaya koymuşlardır. Ayrıca gelişmiş ülkelerde yurt içi Ar-Ge harcamaları, toplam faktör verimliliğinde yurt dışı Ar-Ge harcamalarından daha önemli paya sahiptir. Gelişmekte olan ülkelerde ise tam tersi durumun geçerli olduğu yani yurt dışı Ar-Ge harcamalarının toplam faktör verimliliği üzerinde daha etkin olduğu tespit edilmiştir (Coe, David ve Helpman, 1995: 859-887).

Laursen (1999), 1965-1988 yılları için 19 OECD ülkesi ve 17 imalat sanayi sektörünü kapsayan regresyon analiz yöntemini kullandığı çalışmada farklı olarak teknolojik inovasyon göstergesi olarak patent sayısını ele almış ve bir ülkenin ticaret performansı ile teknolojik inovasyon arasında pozitif ilişki olduğu bulgusuna ulaşmıştır (Laursen, 1999: 341-357).

Zachariades (2003), ABD ekonomisi için 1963-1988 yılları arasında imalat sanayi verilerini kullanarak Ar-Ge yoğunluğu, patentler ve verimlilik artışı arasındaki ilişkileri Schumpeteryan içsel büyüme teorileri kapsamında incelemiştir. Çalışmada Ar-Ge yoğunluğunun patent sayısını pozitif etkilediği, patent sayısının ise teknolojik gelişme düzeyini pozitif etkilediği bulgusuna ulaşılmıştır. Çalışmada çalışan başına düşen çıktı büyümesinin, teknolojik gelişmeyle bağlantılı olduğu, imalat sanayindeki çıktı ve toplam çıktıda Ar-Ge



çalışmalarının etkileri karşılaştırılmış ve Ar-Ge etkisinin toplam ekonomi üzerinde imalat sektörüne kıyasla çok daha fazla olduğu vurgulanmıştır (Zachariadis, 2003: 566-686).

Zachariadis (2004), Ar-Ge faaliyetlerinin verimlilik ve çıktı büyümesi üzerine etkilerini 10 OECD ülkesinde 1971-1995 yılları için analiz etmiştir. Çalışmanın bulgularına göre Ar-Ge yoğunluğundaki %1'lik artış, çıktı büyümesi üzerinde %0,38 oranında artışa yol açmaktadır. Ayrıca hesaplanan Ar-Ge getirilerinin yalnızca imalat sanayideki getiriye kıyasla çok daha yüksek olduğu sonucuna varılmıştır (Zachariadis, 2004: 423-439).

Jaumotte ve Pain (2005), Ar-Ge harcamalarının inovasyon ve patent sayısı üzerindeki etkisini 1986-2000 yılları arasında 19 OECD ülkesi için ele almıştır. Çalışmada nüfus sayısı ve Ar-Ge harcamalarıyla patent sayısı arasında anlamlı ve pozitif ilişki olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca özel sektörün Ar-Ge harcamalarının kamuya kıyasla inovasyon üzerinde daha etkili olduğu ortaya koyulmuştur. Bu sonucun nedeni olarak kamu tarafından ticari kaygıların olmaması ve ülkeye ait araştırma kurumlarının özelliklerine bağlı olarak değişebilmesi gösterilmiştir (Jaumotte ve Pain, 2005).

Jajri (2007), Malezya'da toplam faktör verimliliğiyle büyüme arasındaki ilişkiyi 1971-2004 yılları için veri zarflama analizi (VZA) yöntemini kullanarak analiz etmiştir. Üretim değişiklikleri tahmininde malmquist verimlilik endeksi (toplam faktör verimliliğini teknolojik değişim ve teknik etkinlik değişimi olarak ayıran) kullanılmıştır. Çalışma sonuçlarına göre Malezya ekonomisinde teknik verimliliğin TFV büyümesinde etkili olmadığı tespit edilmiştir. Ayrıca beşeri sermayenin etkin kullanımı, vasıflı işçi sayısını arttırması ve yeni teknolojinin kullanılmasının TFV'de önemli paya sahip olduğu belirtilmiştir. Ek olarak dışa açıklık, doğrudan yabancı sermayeli şirketlerin sayıca artması ve sektörler arasında kaynak aktarımının hızlanması gibi unsurların TFV büyümesine katkı sağlayacağı vurgulanmıştır (Jajri, 2007: 41-58).

Khan vd. (2010), 16 OECD ülkesi için verimlilik farklılıklarının kaynağını 1982-2004 yılları arasında dinamik panel veri analizi ile incelemiştir. Çalışmada özel, kamu ve yabancı Ar-Ge harcamalarıyla beşeri sermaye stokunun verimlilik üzerinde pozitif ve anlamlı etki yarattığı sonucuna varılmıştır. Ayrıca bilişim teknolojileri, altyapı yatırımları, doğrudan yabancı sermayedeki değişimler, hizmet sektörünün büyüklüğü ve finansal yapının gelişmişliğinin verimlilik üzerinde pozitif etkileri gözlenmiştir. Dolayısıyla ABD ve Almanya gibi ülkelerin İspanya ve Yeni Zelanda'ya kıyasla daha yüksek bilişim ve beşeri sermaye stokuna sahip olmaları nedeniyle yüksek verimlilik kazançları elde edeceği ileri sürülmüştür (Khan, Luintel ve Theodoridis, 2010: 1-31).

Eid (2012), Ar-Ge harcamaları ve verimlilik ilişkisini 17 gelir düzeyi yüksek OECD ülkesi için (Belçika, Kanada, Danimarka, Finlandiya, Fransa, Almanya, Yunanistan, İzlanda, İrlanda, İtalya, Japonya, Hollanda, Norveç, Portekiz, İspanya, Birleşik Krallık ve ABD) 1981-2006 yılları arasında sabit etki ve dinamik panel veri yöntemiyle incelemiştir. Analiz sonucuna göre Ar-Ge harcamalarının verimlilik artışında anlamlı ve pozitif etki meydana getirdiği tespit edilmiştir (Eid, 2012: 53-68).

Antonelli ve Scellato (2012), İtalya'da firma düzeyinde toplam faktör verimliliğini 1996-2005 yılları için 7020 imalat şirketinden oluşan örnekleme incelemiştir. Firma içi Ar-Ge



çalışmalarının yanı sıra bölgesel, endüstriler arası ve endüstri içi bilgi etkileşimin, TFV'deki değişiklikleri pozitif ve anlamlı etkilediği sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca hem bilişsel hem de fiziki yakınlık bakımından maddi olmayan duran varlıkların yoğunluğu ve TFV arasında korelasyonun olduğu tespit edilmiştir (Antonelli ve Scellato, 2012:77-96).

Blanco vd. (2016), ABD ekonomisi için 1963-2007 yılları arasında özel kesim Ar-Ge faaliyetleriyle toplam faktör verimliliği ilişkisini panel koentegrasyon yöntemini kullanarak incelemiştir. Çalışma bulguları, uzun dönemde Ar-Ge faaliyetlerinin çıktı üzerinde pozitif, ölçülebilir ve anlamlı etki yarattığı yönündedir. Ayrıca Ar-Ge harcamalarındaki %1'lik artış, 1963'te toplam faktör verimliliği üzerinde %0,056'lık yükselmeye sebep olurken, bu oranın 2007'de %1,143'e çıktığı bulgusuna ulaşılmıştır (Blanco, Gu ve Prieger, 2016: 914-934).

Kale ve Rath (2018), inovasyon gelişmelerinin TFV büyümesi üzerine etkisini Hindistan ekonomisi için 1982-2014 yılları arasında ARDL sınırlı test yöntemini kullanarak incelemiştir. Çalışmanın sonuçları, inovasyon ve TFV büyümesi arasında eşbütünleşme ilişkisinin olduğu ve uzun dönemli inovasyon artışlarındaki esneklik katsayılarının, TFV büyümesini hızlandırdığı yönündedir. Ayrıca beşeri sermaye, finansal gelişmeler ve doğrudan yabancı yatırımların kısa vadede verimlilik artışını önemli ölçüde etkilediği ancak uzun vadede TFV büyümesinde etkili olmadığı sonucuna varılmıştır (Kale ve Rath, 2018: 1311-1329).

Habib vd. (2019), panel veri analizi yöntemini kullanarak 16 ülkede 2007-2015 yılları arasında beşeri sermaye, fikri mülkiyet hakları ve Ar-Ge harcamalarının toplam faktör verimliliği üzerindeki etkisini incelemiştir. Brezilya, Rusya, Hindistan ve Çin (BRIC), Orta ve Doğu Avrupa (CEE) ülkeleri olmak üzere iki gruba ayrılan 16 ülke örneğinde, beşeri sermaye, fikri mülkiyet hakları ve Ar-Ge harcamalarının, TFV'deki değişikliklerini belirlemede güçlü ve istatistiksel olarak anlamlı etki oluşturduğu bulgusuna ulaşılmıştır. Ekonomik büyüme bağlamında fikri mülkiyet haklarının, Ar-Ge çalışmalarında, bilgi üretiminde ve kalkınmada önemli etkiye sahip olduğu vurgulanmıştır. Dolayısıyla ekonomilerde beşeri sermaye, Ar-Ge faaliyetleri, inovasyon, ticaret ve doğrudan yabancı yatırımların büyüme üzerindeki etkilerinin, ülkeler arasında kalkınma seviyelerine bağlı olarak farklılık gösterdiği ortaya konulmuştur (Habib, Abbas ve Noman, 2019: 756-774).

1.2. İnovasyon ve İşsizlik İlişkisinin Literatür İncelemesi

Firma düzeyindeki çalışmaların ortak noktası, çeşitli işgücü anketleri yardımıyla teknoloji ve istihdam kaynağının Ar-Ge yatırımlarıyla ilişkili olduğunu göstermektedir. Örneğin, Machin ve Wadhvani (1991), 1984'te İngiltere için inovasyonun imalat sektöründe istihdam üzerinde olumlu etkisine dikkat çekmektedir. Benzer olarak Brouwer vd. (1993), 1983-1988 yıllarında Hollanda'da 850'den fazla imalat firması için ankete dayalı verilerle ürün inovasyonlarının istihdam üzerinde olumlu etkiye yol açtığını tespit etmiştir (Machin ve Wadhvani, 1991: 835-854). Buna ek olarak Meghir vd. (1996) ve Van Reenen (1997), Birleşik Krallık'ta 1976-1982 döneminde Bilim Politikası Araştırma Birimi'nin (Science Policy Research Unit's) verileriyle imalat sektöründe inovasyonun istihdam üzerinde olumlu etkisini tespit etmiştir (Van Reenen, 1997: 264-275). Ayrıca Meghir vd. (1996), Bilim Politikası Araştırma Birimi verilerine ek olarak patent verilerini kullanarak İngiltere'de 1976-1982 yılları arasında yenilik düzeyi yüksek olan firmaların diğerlerine göre daha düşük uyum maliyetine sahip olduğu ve bu durumun



istihdam üzerinde olumlu etkisine dikkat çekmiştir (Meghir, Ryan ve Van Reenen, 1996: 255-274).

Stam ve Wennberg (2009), Hollanda’da 1994-2000 yılları için 647 firma verileriyle inovasyon ve istihdam ilişkisini 1994 yılında Hollanda’da kurulan ve “Start-up panel: cohort 1994” olarak adlandırılan firma veri setini OLS (ordinary least-squares) regresyon yöntemini kullanarak incelemiştir. İnovasyon faaliyetlerine ilişkin tüm göstergelerin, yeni firmaların büyümesiyle pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı olduğu ve aynı zamanda pozitif ve istatistiksel olarak inovasyon faaliyetleri arasında korelasyon olduğu ileri sürülmüştür. Genç firmaların Ar-Ge yatırımlarıyla istihdam düzeyi arasında anlamlı bir ilişkinin olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Ancak yüksek teknoloji ve hızlı büyüyen firmaların erken dönemde Ar-Ge yatırımlarının istihdam üzerinde önemli rol oynadığı vurgulanmıştır (Stam ve Wennberg, 2009: 77-89).

Ortiz ve Fumas (2020), İspanya’da Topluluk İnovasyon Anketi (Community Innovation Survey) verileriyle 2003-2014 yılları arasında firma düzeyindeki inovasyonun işgücü talebi üzerine etkisini Crepon, Duguet ve Mairesse (1998) geliştirdikleri yapısal model (CDM olarak adlandırılan) yöntemiyle incelemiştir. Çalışmanın sonucunda inovasyonların işgücü talebi üzerinde pozitif ve anlamlı etki yarattığı kanısına ulaşılmıştır (Ortiz ve Fumas, 2020: 417-440).

Jung ve Lim (2020), istihdam düzeyi analizi için 2001-2017 yılları arasında 42 ülkede, teknoloji göstergesi olarak 10,000 imalat işçi başına yıllık endüstriyel robot kullanımını veri almıştır. Çalışmada hem robotların istihdama etkisi hem de istihdam yapısının teknolojiye etkisini incelemek amacıyla eşzamanlı denklem sistemi (simultaneous equation system) ve üç aşamalı en küçük kareler (3SLS) yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada işçilik maliyetlerinin artmasının endüstriyel robotları tercih etme eğilimini arttırdığı, endüstriyel makine sayısındaki artışın firmaların inovasyon kapasitesine bağlı olduğu ve endüstriyel robot sayısındaki artışın ikame etkisiyle işgücü talebindeki büyümeyi azalttığı sonucuna ulaşılmıştır. Ancak verimlilik artışı sonucunda işgücü maliyetlerindeki azalmanın ve imalat sektöründeki robotlaşmanın düşük vasıflı işçilere yönelik işgücü talebini olumsuz etkilediği ve işgücü talebinin vasıflı işçilere doğru değiştiği vurgulanmıştır (Jung ve Lim, 2020: 120202).

Acemoğlu ve Restrepo (2020), ABD’de 1990-2007 yılları arasında 722 bölgeden elde edilen verilerle endüstriyel robotların işgücü piyasalarını nasıl etkilediğini incelemiştir. Çalışmada Uluslararası Robotik Federasyonu tanımına göre seçilen örneklemde “otomatik olarak kontrol edilen, programlanabilir çok amaçlı makineler” robot olarak değerlendirilmektedir. ABD ekonomisinde işçi başına düşen robot sayısının birçok gelişmiş Avrupa ülkesine kıyasla düşük olduğu görülmektedir. Çalışmanın en önemli bulgusu, robotların ABD ekonomisinde hem istihdam hem de ücretler üzerinde güçlü ve olumsuz etki yarattığı yönündedir. Ayrıca bu dönem içinde bin işçi başına düşen robot sayısındaki bir birimlik artışın, istihdam/nüfus oranı üzerinde %0,2, ücretler üzerinde ortalama %0,42 oranında azalmaya yol açtığı bulgusuna ulaşılmıştır. Çalışmaya göre robot teknolojisindeki hızlı büyümenin devam etmesi durumunda gelecekte istihdam üzerindeki yıkıcı etki artacaktır. Örneğin 2025 yılına kadar dünyadaki robot sayısının 4 katına çıkma tahminleri gerçekleşirse istihdamın toplam



nüfusa oranının %1, ortalama ücretlerin ise %2 azalacağı tahmin edilmektedir (Acemoğlu ve Restrepo, 2020: 2188-2244).

2. KARAR AĞAÇLARI

İstatistik teknikleri dışında sosyal ve ekonomik araştırmaların güvenli şekilde gerçekleşmesi için 1970'lerde ilk AID karar ağacı temelli yeni analiz teknikleri geliştirilmiştir. Bu teknikte en güçlü ve en iyi tahminin yapılması için bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki tüm ihtimaller incelenmekte ve en kuvvetli ilişkiye sahip bağımsız değişkenin tespit edilmesinin ardından veri kümesi bu bağımsız değişken değerlerine göre ikiye bölünerek süreç mümkün bölünmeler bitene kadar devam etmektedir. İkiye bölünme analiz tekniğinin ilk temeli AID yöntemine dayanmaktadır ve sonrasında karar ağacı modelleri çeşitli algoritmalarla sürdürülmüştür (Akpınar, 2000: 10).

Karar ağacı yöntemi karar kurallarının şematik ağaç şeklinde gösterildiği çizimlerdir. Ağaç örneklemedeki tüm olasılıkları içeren kök düğüm ile başlamakta ve aşağıya doğru veriler tek alt kümeler ayrılana kadar dallara bölünmektedir.



Şekil 1. Karar Ağacı Şeması

Kaynak: (Quinlan, J. R., 1990:340).

Bir karar ağacının başlangıç aşaması Şekil 1'de gösterildiği üzere kök düğümüdür. Tüm örneklemelerin aynı sınıfa ait olması durumunda tekrar bölünme işleme yapılmadan çözümlenmektedir. Ancak örneklemelerin farklı sınıflara ait olması durumunda düğümde tekrar bir test işlemi gerçekleştirilerek bölünme işleme yapılmaktadır (Roiger ve Geatz, 2017: 73). Karar ağaçlarının güçlü yönleri şu şekilde ifade edilebilir (Rokach & Maimon, 2009: 165-166):

- I. Karar ağaçları kolay anlaşılabilir kurallar üretmekte,
- II. Karar ağaçları aşırı ve karmaşık hesaplamaya gerek kalmadan sınıflandırma yapmakta,
- III. Karar ağaçları hem sürekli ve hem de kesikli değişkenler için kullanılmakta,
- IV. Karar ağaçları yukarıdan aşağıya, genelden özele doğru eğitilmiş veriler (training data) türetmektedir.

CART algoritması, karar ağaçlarında sınıflandırma ve regresyon modellerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu algorithmada öğrenme setinden elde edilen sonuca göre tek değişkenden bölünme işlemi gerçekleştirilmekte ve ikili kararların hiyerarşisi ortaya çıkmaktadır. CART, verileri iki alt kümeye ayırdığından alt küme içindeki durumlar bir önceki alt kümeden



daha homojendir. Bu süreç homojenlik kriterine ulaşıncaya veya diğer bazı durma kriterleri sağlanıncaya kadar kendini tekrar etmektedir. Ağaç yapısı verilerden türetildiği için aynı gözleme ait değişken, ağaçta farklı düzeylerde pek çok kez kullanılabilir. Bu teknik, farklı bölümlendirme (splitting) kriterleri kullanılarak kök düğümünde verilerin iki gruba bölünmesi için en iyi değişkenin seçilmesini sağlamaktadır. Bu bölümlendirme kriteri, alt kümedeki sınıf etiketlerini mümkün olduğunca homojen olacak biçimde bölümlendirmektedir. CART karar ağaçları kesin bir heterojenlik (impurity) ölçüsüne bağlı olarak düğümlere ayrılmış iki değerli (binary) ağaçlar olduğu için sonuçta homojen dallar oluşmaktadır.

Üçü sınıflandırma ve ikisi regresyon ağacından oluşan ve yaygın olarak kullanılan beş heterojenlik (impurity) ölçüsü mevcuttur. Sınıflandırma ağaçları için entropi indeksi, Shannon-Weiner çeşitlilik indeksi ile aynıdır ve grup içi çeşitliliği en aza indirerek yeni gruplar oluşturmaktadır. İkincisi Gini indeksidir. Her bir bölünmede, Gini indeksi en büyük kategoriye ayrı bir gruba ayırma eğilimindeyken, bilgi indeksi erken bölünmelerde birden fazla kategori içeren gruplar oluşturma eğilimindedir. Üçüncüsü Towing indeksidir. Her bir bölmede heterojenliğin Gini indeksi tarafından tanımlandığı iki süper kategori tanımlamaktadır. Regresyon ağaçları için iki yaygın heterojenlik biçimi ise; ortalama karelerin toplamı (doğrusal modellerde en küçük kareler yöntemine eşdeğerdir), ikincisi ortalama mutlak sapmaların toplamıdır (De'ath & Fabricius, 2000: 3182).

CART analizi, ağaç yapısına dayalı diğer sınıflama teknikleri ile kıyaslandığında çok sayıda avantaja sahiptir. İlki ve belki de en önemli olan özelliği parametrik olmayışıdır. Diğer bir deyişle ön kestirici veya aynı anlama gelen bağımsız değişken değerlerine ilişkin varsayımlar gerektirmemektedir. Bu nedenle CART analizinde kullanılacak değişkenler çok çarpık sayısal değişkenler olabileceği gibi, sınıflayıcı veya sıralayıcı yapıya sahip kategorik değişkenler de olabilir. Bu önemli bir özelliktir ve analizi yapacak araştırmacıya normallik araştırma ve dönüşüm yapma gibi işlemler gerektirmedikinden zaman kazandırmaktadır. CART analizinde ele alınan problem yüzlerce mümkün bağımsız değişken içerse bile bölümlendirilecek tüm mümkün değişkenleri araştırma gücüne sahiptir. CART'ta veri kümesinde eksik değerler varsa bile kullanışlı bir analizdir. Eksik değerler çok fazla olduğunda, bu değerler bir vekil değişken olarak ağaç yapısında yer almaktadır. CART analizinin bir başka avantajı da göreceli olarak otomatik bir makine öğrenim tekniği olmasıdır. Dolayısıyla analizin karmaşıklığı ile kıyaslandığında araştırmacı görece az miktarda girdi ile çalışabilmektedir. Diğer çok değişkenli modelleme yöntemleri araştırmacılara çok fazla girdi gereksinimi yüklemekte, geçici sonuçların analizini gerektirmekte ve ilgili yöntemin modifikasyonu gerekmektedir. Son olarak istatistikçi olmayanlar için bile yorumlanması kolay bir tekniktir (Lewis, 2000: 5-6).

Elde edilen ağacın büyüklüğü karmaşık budama (pruning) sürecinin bir sonucudur. Sonuç olarak çok büyük bir ağaç uyumun üzerinde (overfitting) ve çok küçük ağaç yetersiz tahmin gücüne sahip olacaktır. CART karar ağacı ikili ayrılma biçiminden dolayı diğer sınıflandırma algoritmalarından ayrılmaktadır.



2.1. Araştırma Yöntemi

Bu çalışma Amerika ekonomisinde TFV incelemek üzere veri madenciliği yöntemlerinden karar ağacı yöntemi ve CART algoritmasından faydalanarak hazırlanmıştır. Araştırma python'deki decision tree regressor kütüphanesi kullanılmış ve veri setinin %90'ı öğrenme, %10'u ise test için ayrılmıştır. Analizde kullanılan dayanaklı mallarda TFV verisi Amerikan merkez bankası veri tabanından, üçlü patent sayısı, Ar-Ge harcamasının GSYH içindeki payı ve araştırmacı sayısı verileri OECD veri tabanından ve diğer tüm veriler dünya bankası veri tabanından 1991-2020 yıllarını kapsayacak şekilde uygulamaya dahil edilmiştir. Çalışmada kullanılan verilerin listesi ise Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Veriler

Dayanaklı mallarda TFV (TFP in equip and consumer durables)
Orta ve yüksek teknolojik üretim ihracatın toplam ürün ihracatındaki payı (%) (Medium and high-tech exports (% manufactured exports))
Toplam çalışan sayısı (%) (Employers, total (% of total employment))
İşsizlik oranı (%) (Unemployment, total (% of total labor force))
Kadın işsizlik oranı (%) (Unemployment, female (% of female labor force))
Erkek işsizlik oranı (%) (Unemployment, male (% of male labor force))
Araştırmacı sayısı (her 1000 istihdam sayısına) (Reaserchers (per 1000 employed people))
Doğrudan yabancı yatırımların GSYH içindeki payı (Foreign direct investment, net inflows (% of GDP))
Ar-Ge harcamasının GSYH içindeki payı (%) (Gross domestic spending on R and D (Total, % of GDP))
Üçlü Patent sayısı (Patent applications)
İthalatın GSYH içindeki payı (%) (Imports of goods and services (% of GDP))
İhracatın GSYH içindeki payı (%) (Exports of goods and services (% of GDP))
Hizmetler istihdam oranının toplam istihdamdaki payı (%) (Employment in services (% of total employment))
Hizmetlerde kadın istihdam oranının toplam kadın istihdamdaki payı (%) (Employment in services, female (% of female employment))
Hizmetlerde erkek istihdam oranının toplam erkek istihdamdaki payı (%) (Employment in services, male (% of male employment))
15 yaş üstü toplam istihdam oranı (%) (Employment to population ratio, 15+, total (%))
15 yaş üstü kadın istihdamın toplam istihdamdaki payı (%) (Employment to population ratio, 15+, female (%))
15 yaş üstü erkek istihdamın toplam istihdamdaki payı (%) (Employment to population ratio, 15+, male (%))
15 yaş üstü toplam işgücüne katılım oranı (%) (Labor force participation rate, total (% of total population ages 15+))
15 yaş üstü kadınların işgücüne katılım oranı (%) (Labor force participation rate, female (% of female population ages 15+))
15 yaş üstü erkeklerin işgücüne katılım oranı (%) (Labor force participation rate, male (% of male population ages 15+))
Kadın çalışan sayısının toplam işgücü içindeki payı (%) (Labor force, female (% of total labor force))
Yıllık enflasyon oranı (%) (Inflation, consumer prices (annual %))
Sanayide istihdam oranının toplam istihdam içindeki payı (%) (Employment in industry (% of total employment))



Sanayide kadın istihdam oranının toplam kadın istihdam içindeki payı (%) (Employment in industry, female (% of female employment))

Sanayide erkek istihdam oranının toplam erkek istihdam içindeki payı (%) (Employment in industry, male (% of male employment))

Nihai kamu harcamaların GSYH içindeki payı (%) (General government final consumption expenditure (% of GDP))

Karar ağaçlarının oluşturulmasındaki en önemli adım, ağaçtaki dallanmanın hangi kritere ya da hangi öznitelik değerlerine göre ağaç yapısının oluşturulacağıdır. Bu yöntemde göre karar ağacında hangi özelliğe göre dallanmanın yapılacağını belirlemek üzere entropi kurallarını içeren bilgi teorisi kullanılmıştır. Entropi, bir sistemdeki düzensizliğin ya da belirsizliğin ölçüsüdür. Veri setinin $A_1, A_2, A_3, \dots, A_n$ şeklinde birkaç sınıftan oluşması ve B 'nin sınıf değerlerini gösterdiğinde, sınıf olasılığı $T_i = [A_i / |B|]$ hesaplanır ve sınıflara ait entropi değeri aşağıdaki formül ile hesaplanır;

$$Entropi (B) = - \sum_{i=1}^n T_i \log_2(T_i) \quad (1)$$

Veri setindeki C öznitelik değerine göre B sınıf değerleri B_1, B_2, \dots, B_n olarak alt kümelere ayrılması, C öznitelik değeri kullanılarak B sınıf değerlerinin bölünmesi neticesinde elde edilen kazanç değeri aşağıdaki formül ile hesaplanır;

$$Kazanç (C, B) = Entropi (B) - \sum_{i=1}^n \frac{|B_i|}{|B|} Entropi (B_i) \quad (2)$$

B kümesi için C öznitelik değerinin belirlenmesinde bölünme bilgisi aşağıdaki formül ile hesaplanır;

$$Bölünme Bilgisi (C) = - \sum_{i=1}^k \frac{|B_i|}{|B|} \log_2\left(\frac{|B_i|}{|B|}\right) \quad (3)$$

Dolayısıyla kazanç oranı aşağıdaki formül ile hesaplanır,

$$Kazanç Oranı = \frac{Kazanç (C, B)}{Bölünme Bilgisi (C)} \quad (4)$$

Bu eşitlik, sınıflandırma işleminde kullanılacak ayırma ile elde edilen bilgi oranını verir. Bu ölçüt kullanılarak, ağacın her bir düğümünde kazanç oranı maksimum olacak şekilde T eğitim kümesi tekrarlı bir şekilde ayrılır. İşlem, her bir yaprak düğümü sadece bir sınıfa ait gözlem değerleri içerene kadar tekrar edilir.



3. BULGULAR

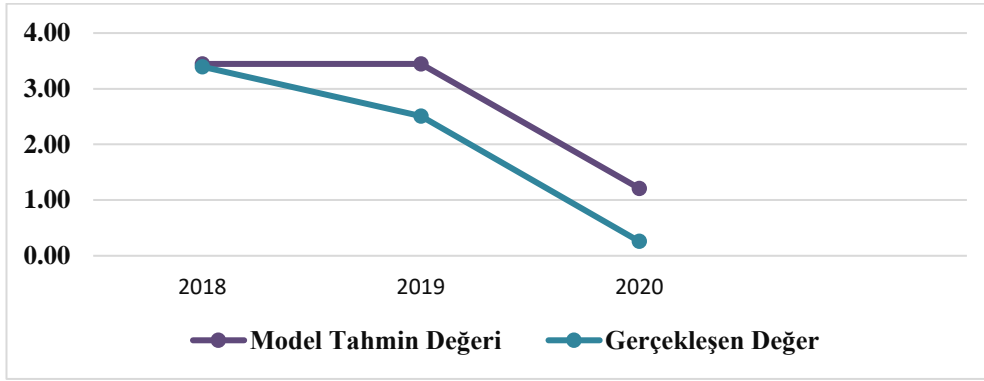
Analiz çıktısına göre Tablo 2’de en çok kullanılan değerlerin sonucu verilmiştir. Ortalama hata karelerin düşük olması ve modelin açıklama düzeyindeki yüksek oran, karar ağacı çıktısının çok iyi seviyede olmasını teyit etmektedir.

Tablo 2. Analiz Sonuç Değerleri

RMSE	0,77
MSE	0,59
MAE	0,65
R ²	0,92

Kaynak: Analiz çıktısı

Karar ağacı sonucuna göre elde edilen değerler dikkate alındığında yöntem açısından uygun olduğu kanısına varılmıştır. Bu kapsamda Şekil 3’te gerçekleşen değer ve model tahmin değerine yer verilmiştir. Görüldüğü üzere model tahmin değer gerçekleşen değer çok yakın tahmin edilmiştir. Ki bu da modelin güçlü olduğunu kanıtlamaktadır.



Şekil 3. Model Tahmini ve Gerçekleşen Değer

Kaynak: Yazar tarafından oluşturulmuştur.

Karar ağaçları yöntemiyle yapılan çalışmalar, yorum açısından çok zengin sonuçlar ortaya çıkarmaktadır. Fakat tüm düğümler ve kısıtları tek tek açıklama yerine en iyi senaryolar şeklinde yorumlar yapılmaktadır. Dolayısıyla bu çalışmada üretkenliği pozitif olarak etkileyen düğümlere ve üretkenliği arttırıcı faktörlere yer verilmiştir. Bu çerçevede analiz sonucunda 10 en iyi seçenek belirlenmiştir.

- Birinci en iyi seçenek; patent sayısının 150589304’ten yüksek olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,34’ten düşük olması ve 1000 istihdam içindeki araştırmacı sayısının 7,63’ten fazla olması durumunda TFV değerinin 6,46 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- İkinci en iyi seçenek; patent sayısının 150589304’ten az olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,82’den az olması ve işsizlik oranının %9,44’ten yüksek olması durumunda TFV değerinin 6,34 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- Üçüncü en iyi seçenek; patent sayısının 150589304’ten yüksek olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,34’ten düşük olması ve 1000 istihdam içindeki araştırmacı sayısının 7,63’ten az olması durumunda TFV değerinin 6,22 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.



- Dördüncü en iyi seçenek; patent sayısının 150589304'ten az olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,82'den yüksek olması ve hizmet sektöründe istihdamın %74,11'den yüksek seviyede gerçekleşmesi durumunda TFV değerinin 5,73 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- Beşinci en iyi seçenek; patent sayısının 150589304'ten az olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,82'den yüksek olması, hizmet sektöründe istihdamın %74,11'den düşük olması ve enflasyon oranının %2,63'ten az olması durumunda TFV değerinin 5,07 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- Altıncı en iyi seçenek; patent sayısının 150589304'ten yüksek olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,34'ten yüksek olması, Ar-Ge harcamalarının GSYH içindeki payı %2,54'ten az olması ve hizmet sektöründe erkek istihdam oranının %65,1'den yüksek olması durumunda TFV değerinin 4,95 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- Yedinci en iyi seçenek; patent sayısının 150589304'ten az olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,82'den az olması, işsizlik oranının %9,44'ten daha düşük olması ve erkeklerin işe katılım oranının %74,27'den yüksek olması durumunda TFV değerinin 4,85 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- Sekizinci en iyi seçenek; patent sayısının 150589304'ten yüksek olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,34'ten yüksek olması ve Ar-Ge harcamaların GSYH içindeki payının %2,62'den az olması durumunda TFV değerinin 4,76 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- Dokuzuncu en iyi seçenek; patent sayısının 150589304'ten yüksek olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,34'ten yüksek olması, Ar-Ge harcamaların GSYH içindeki payının %2,54'ten yüksek olması ve sanayi sektöründe kadın istihdam oranının %10,39'dan az olması durumunda TFV değerinin 4,68 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.
- Onuncu en iyi seçenek; patent sayısının 150589304'ten yüksek olması, 15 yaş üstü istihdam oranının %61,34'ten yüksek olması, Ar-Ge harcamalarının GSYH içindeki payının %2,54'ten yüksek olması ve sanayi sektöründe kadın istihdam oranının %11,19'dan yüksek olması durumunda TFV değerinin 4,63 olarak gerçekleşmesi model olarak öngörülmektedir.

4.SONUÇ VE ÖNERİLER

Genel olarak ortaya çıkan en belirgin sonuç firmaların Ar-Ge harcamalarındaki artışlar, üretkenlik üzerinde önemli gelişmeleri etkilemektedir. Bu bağlamda ABD'de, 1960'lardan itibaren kamu Ar-Ge desteği istikrarlı biçimde sürekli artmıştır. Kamu desteğine ek olarak inovasyon yönetimi konularında KOBİ'lerde personel eğitimi, teknoloji benimseme sübvansiyonları, yeni teknoloji lisanslarının alınması için sübvansiyonlar ve firmaların yeni teknoloji ihtiyaçlarını belirlemeye yardımcı olacak üretim yayım hizmetlerin verilmesi konusunda politika önerileri yer almaktadır.

Dahası firmaların Ar-Ge çabalarının birçoğu üretim sürecinin verimliliğini değil ürün kalitesini yükseltmeye yönelik olmaktadır. Aynı zamanda verimlilik inovasyondan etkilendiği kadar teknik değişimin maliyetsiz kısmı olarak değerlendirilmektedir. Neticede TFV



büyümesinin teknik değişim ve verimlilikteki değişimler olarak ayrıştırılması, beşeri sermayenin üretken faktör olarak dikkate alınmasının önemini açığa çıkarmaktadır.

Çalışmanın bulguları, patent sayısı, araştırmacı sayısı, Ar-Ge harcamaları gibi faktörlerin üretkenlik üzerinde önemli paya sahip olduğu ve istihdam oranındaki artışın üretkenlik artışına yol açtığı yönündedir. Ayrıca araştırmacı istihdamının artması ve aynı zamanda patent sayısındaki artış, üretkenliğin daha da yüksek seviyeye ulaşmasında çok önemli paya sahiptir. Dolayısıyla literatürde vurgulandığı gibi patent ve araştırmacı sayısı ve aynı zamanda Ar-Ge harcamalarındaki artışlar, üretkenliğin artmasına neden olmaktadır. Bu tespitler ışığında gün geçtikçe yeni teknolojiler ve yeni süreçlere hızlı uyum sağlayabilen işçilere yönelik talebin yoğun olacağı beklenmektedir. Bu doğrultuda politika yapıcıların uzman kişilerin istihdamını desteklemesi ve firmalara yönelik Ar-Ge harcamalarına verilen desteklerin artması önemlidir. Ayrıca firmalara kamu tarafından yeni teknolojilerin kullanılmasına yönelik verilen desteklerin artması hem üretkenlik hem de uzun vadede çalışanların uyumu üzerinde önemli etkiye sahiptir. Ürün inovasyonunda firmalara verilen vergi avantajların artması, Ar-Ge personeli ve araştırmacı istihdamı konusunda kamu destekli sübvansiyonların artması, üretkenliğin daha da yükselmesine neden olmaktadır. İnovasyon faaliyetlerinde doğrudan maddi desteklerin artması, kamu ve özel sektör işbirliğinin artması, nitelikli personel sayısındaki artış ve en önemlisi firmaların finansman ihtiyacına yönelik düşük faizli kredilerin veya hibe teşviklerinin artması, en belirgin politika önerisi olarak öne çıkmaktadır. Genel olarak inovasyon ve üretkenlik üzerinde politika önerisi, maddi veya maddi olmayan ekonomik destek mekanizmalarını kapsamaktadır. Örneğin fikri mülkiyet hakları, çevresel düzenlemeler, vergi muafiyetleri, rekabetçi kamu araştırma fonları, teknoloji transfer ofislerine destek, belirli endüstrilerdeki inovasyon teşvikinde uygun krediler veya bilgi altyapısında endüstriyel ve kamu-özel ortaklıkları birçok gelişmiş ülkede inovasyon politikası kapsamında yaygın olarak kullanılmaktadır.

Teknolojik yeniliklerin üretkenlik üzerindeki olumlu etkisine ilişkin çalışmaların çoğu kısıtlı sayıda firma üzerindeki çalışmalardır. Ayrıca Ar-Ge harcamaları firmaların iç yatırımı olarak değerlendirilmekte ve TFV üzerinde, ürün fiyatı veya Ar-Ge sermayesi stoku ile ilişkili gelirden artışa yol açmaması da muhtemeldir.

Gelecek çalışmalarda farklı veri serisinin yanı sıra kriz dönemlerindeki TFV incelenmesi ve veri madenciliğinin diğer yöntemleri, örneğin yapay sinir ağları gibi metodların kullanılması incelemeye değer alanlar olarak öne çıkmaktadır.

Son olarak, yapay zeka kullanımının gelecekte üretkenlik ve yanı sıra çalışma hayatında radikal değişimleri ortaya çıkarması uzmanlar tarafından sürekli vurgulanmaktadır.

REFERENCES

- ACEMOGLU, D., & RESTREPO, P. (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.
- AKPINAR, H. (2000). Veri tabanlarında bilgi keşfi ve veri madenciliği. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 29(1), 1-22.



- ANTONELLI, C., & SCELLATO, G. (2012). Complexity and technological change: knowledge interactions and firm level total factor productivity. *Journal of Evolutionary Economics*, 23(1), 77–96.
- BLANCO, L. R., GU, J., & PRIEGER, J. E. (2016). The impact of research and development on economic growth and productivity in the US states. *Southern Economic Journal*, 82(3), 914-934.
- BOSCHMA, R. (2005). Proximity and innovation: a critical assessment. *Regional Studies*, 39(1), 61-74.
- BROUWER, E., KLEINKNECHT, A., & REIJNEN, J. O. N. (1993). Employment growth and innovation at the firm level. *Journal of Evolutionary Economics*, 3(2), 153-159.
- COE, D. T., & HELPMAN, E. (1995). International R&D Spillovers. *European Economic Review*, 39(5), 859-887.
- COMIN, D. (2010). Total Factor Productivity. In: Durlauf, S.N., Blume, L.E. (eds) *Economic Growth*. The New Palgrave Economics Collection. Palgrave Macmillan, London.
- DE'ATH, G., & FABRICIUS, K. E. (2000). Classification and regression trees: a powerful yet simple technique for ecological data analysis. *Ecology*, 81(11), 3178-3192.
- EID, A. (2012). Higher Education R&D and Productivity Growth: An Empirical Study on High-Income OECD Countries. *Education Economics*, 20(1), 53–68.
- GEHRINGER, A. (2011). Pecuniary knowledge externalities and innovation: Intersectoral linkages and their effects beyond technological spillovers. *Economics of Innovation and New Technology*, 20(5), 495-515.
- GRILICHES, Z. (1998). Introduction to R&D and Productivity: The Econometric Evidence. In *R&D and Productivity: The Econometric Evidence*. National Bureau of Economic Research, University of Chicago Press.
- GROSSMAN, G. M., & HELPMAN, E. (1990). Trade, innovation, and growth. *The American Economic Review*, 80(2), 86-91.
- HABIB, M., ABBAS, J., & NOMAN, R. (2019). Are human capital, intellectual property rights, and research and development expenditures really important for total factor productivity? An empirical analysis. *International Journal of Social Economics*, 46(6), 756-774.
- HARASHIMA, T. (2009). A Theory of Total Factor Productivity and the Convergence Hypothesis: Workers' Innovations as an Essential Element. MPR Paper No: 15508.
- JAJRI, I. (2007). Determinants of total factor productivity growth in Malaysia. *Journal of Economic Cooperation*, 28(3), 41-58.
- JAUMOTTE, F. & PAIN N. (2005). An Overview of Public Policies to Support Innovation. OECD Economics Department Working Papers, No: 456, OECD Publishing.
- JUNG, J. H., & LIM, D.-G. (2020). Industrial robots, employment growth, and labor cost: A simultaneous equation analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 159, 120202.
- KALE, S., & RATH, B. N. (2018). Does innovation matter for total factor productivity growth in India? Evidence from ARDL bound testing approach. *International Journal of Emerging Markets*, 13(5), 1311-1329.
- KHAN, M., LUINTEL, K. B., & THEODORIDIS, K. (2010). How robust is the R&D-productivity relationship? Evidence from OECD countries. WIPO Economic Research Working Papers, No:1.
- LAURSEN, K. (1999). The Impact Of Technological Opportunity On The Dynamics Of Trade Performance. *Structural Change and Economic Dynamics*, 10(3), 341-357.



- LEWIS, R. J. (2000, May). An introduction to classification and regression tree (CART) analysis. In Annual meeting of the society for academic emergency medicine in San Francisco, California (Vol. 14). San Francisco, CA, USA: Department of Emergency Medicine Harbor-UCLA Medical Center Torrance.
- ROKACH, L., MAIMON, O. (2009). Classification Trees. In: Maimon, O., Rokach, L. (eds) Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. Springer, Boston, MA.
- MACHIN, S., & WADHWANI, S. (1991). The Effects of Unions on Organizational Change and Employment. *The Economic Journal*, 101(407), 835-854.
- MEGHIR, C., RYAN, A., & VAN REENEN, J. (1996). Job Creation, Technological Innovation and Adjustment Costs: Evidence from a Panel of British Firms. *Annales d'Economie et de Statistique*, (41/42), 255-274.
- MILLER, S. M., & UPADHYAY, M. P. (2002). Total factor productivity and the convergence hypothesis. *Journal of Macroeconomics*, 24(2), 267-286.
- ORTIZ, J., & SALAS FUMÁS, V. (2020). Technological innovation and the demand for labor by firms in expansion and recession. *Economics of Innovation and New Technology*, 29(4), 417-440.
- QUINLAN, J. R. (1990). Decision trees and decision-making. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 20(2), 339-346.
- ROIGER, R. J. (2017). *Data mining: a tutorial-based primer*. Taylor & Francis; Chapman and Hall/CRC, New York.
- SALEEM, H., SHAHZAD, M., KHAN, M. B., & KHILJI, B. A. (2019). Innovation, total factor productivity and economic growth in Pakistan: a policy perspective. *Journal of Economic Structures*, 8(1), 1-18.
- STAM, E., & WENNERBERG, K. (2009). The roles of R&D in new firm growth. *Small Business Economics*, 33(1), 77-89.
- VAN REENEN, J. (1997). Employment and technological innovation: evidence from UK manufacturing firms. *Journal of Labor Economics*, 15(2), 255-284.
- ZACHARIADIS, M. (2003). R&D, Innovation and Technological Progress: A test of the Schumpeterian Framework without Scale Effects. *Canadian Journal of Economics*, 36(3), 566-686.
- ZACHARIADIS, M. (2004). R&D-Induced Growth in the OECD?. *Review of Development Economics*, 8(3), 423-439.