


## Yapay Zekâ Teknolojilerinde Etkili Faktörler Üzerine Bir Model Denemesi: En Başarılı Ülkelerle Panel Veri Analizi

İbrahim Dağlı<sup>1</sup> 

<b>Yapay Zekâ Teknolojilerinde Etkili Faktörler Üzerine Bir Model Denemesi: En Başarılı Ülkelerle Panel Veri Analizi</b>	<b>A Model Experiment on Effective Factors in Artificial Intelligence Technologies: A Panel Data Analysis with the Most Successful Countries</b>
<b>Öz</b> Bu çalışmanın amacı, yapay zekâ teknolojilerinde en başarılı ülkelerin bu başarılarındaki etkili faktörleri araştırmaktır. Bu amaçla yapay zekâ teknolojilerinde en başarılı ülkelere ilişkin 2005-2017 dönemi verileri esas alınarak yapay zekâ patentlerinin, Ar-Ge harcamaları, araştırmacı sayıları ve bilimsel yayın sayıları ile ilişkisini tespit etmek maksadıyla dinamik bir model kurulmuştur. Bu model S-GMM yöntemiyle tahmin edilerek söz konusu faktörlerin ilişkisi araştırılmıştır. Ekonometrik analiz sonucunda, yapay zekâ teknolojilerinde Ar-Ge harcamalarının, bilimsel yayın sayılarının ve araştırmacı sayısının pozitif yönlü ilişkisi ampirik olarak ortaya konulmuştur.	<b>Abstract</b> The aim of this study is to investigate the effective factors in the success of the most successful countries in AI technologies. For this purpose, a dynamic model has been established in order to determine the relationship between AI patents, R&D expenditures, number of researchers and scientific publications, based on the 2005-2017 period data on the most successful countries in AI technologies. This model was estimated by the S-GMM method and the relationship of these factors was investigated. As a result of the econometric analysis, the positive relationship between R&D expenditures, the number of scientific publications and researchers in AI technologies has been empirically revealed.
<b>Anahtar Kelimeler:</b> Yapay Zekâ, Ar-Ge, Patent, S-GMM, Bölgesel Çalışmalar	<b>Keywords:</b> Artificial Intelligence, R&D, Patent, S-GMM, Regional Studies
<b>JEL Kodları:</b> R11, R12, R15	<b>JEL Codes:</b> R11, R12, R15

**Araştırma ve  
Yayın Etiği  
Beyanı**

Bu çalışma bilimsel araştırma ve yayın etiği kurallarına uygun olarak hazırlanmıştır

**Yazarların  
Makaleye  
Olan  
Katkıları**

Çalışmanın tamamı yazar tarafından oluşturulmuştur.

**Çıkar Beyanı**

Yazar açısından ya da üçüncü taraflar açısından çalışmadan kaynaklı çıkar çatışması bulunmamaktadır.

<sup>1</sup> Dr. Öğr. Üyesi, Kıbrıs Batı Üniversitesi, İktisadi, İdari ve Sosyal Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, i.dagli@cwu.edu.tr

## 1. Giriş

İçinde bulunduğumuz çağı ifade etmek için sıkça kullanılan Dördüncü Sanayi Dönemi (Endüstri 4.0) internet, sensörler, yapay zekâ ve makine öğrenmesi ile birlikte karakterize edilmektedir (Schwab, 2016: 16). OECD (2016) tarafından on anahtar teknolojidenden bir tanesi yapay zekâ olarak sayılırken TÜBİTAK (2016) tarafından Türkiye için hazırlanan teknoloji yol haritasında, yapay zekâ teknolojileri öncü teknolojilerden birisi olarak kabul edilmiştir. Dünya Ekonomik Forumu (WEF, 2017) Küresel Risk Raporu'nda yapay zekâ, en büyük avantajları sunması beklenen ilk üç teknoloji içerisinde sayılırken aynı raporda negatif beklentileri en yüksek olması beklenen teknoloji olarak yine yapay zekâ sayılmaktadır.

Birçok uluslararası araştırma raporunda geleceğe yön vermesi beklenen teknolojilerden birisi olarak sayılan yapay zekâya ilişkin çeşitli tanımlamalar bulunmaktadır. Bu tanımlardan birisinde Say (2018) yapay zekâyı, "*Doğal sistemlerin yapabildiği her bilişsel etkinliği yapay sistemlere, daha yüksek başarımlı düzeylerinde nasıl yaptırabileceğimizi inceleyen bilim dalıdır.*" şeklinde tanımlamaktadır. Yapay zekâ gücünü erişebildiği ağlar ve dijital nesnelere almaktadır. Bu nedenle yapay zekâyı erişen insan sayısı arttıkça yapay zekânın giderek akıllanması beklenmektedir (Kelly, 2016: 40-51).

Yapay zekâ teknolojilerine ilişkin yapılan çalışmaların önemli bir kısmının Japonya, ABD, Çin ve Kore başta olmak üzere belirli ülkelerde yoğunlaştığı görülmektedir. Bu çalışmanın çıkış noktası da yapay zekâ teknolojilerinde en başarılı ülkelerin bu başarılarındaki etkili faktörleri araştırmaya yöneliktir. Bu maksatla analiz kısmında sayılan en başarılı ülkelere ilişkin 2005-2017 dönemi verileri esas alınarak yapay zekâ patentlerinin, Ar-Ge (Araştırma ve Geliştirme) harcamaları, araştırmacı sayıları ve bilimsel yayın sayıları ile ilişkisini tespit etmek maksadıyla dinamik bir model kurulmuştur. Bu model S-GMM (Sistem Genelleştirilmiş Momentler) tahmincileri yoluyla tahmin edilerek söz konusu faktörlerin ilişkisi ortaya konulmuştur. Araştırmada kullanılan değişkenler, OECD Stat ve Dünya Bankası Kalkınma Göstergeleri veri kaynağından derlenmiş olup 2005-2017 dönemini kapsamaktadır.

Bu çalışma üç ana bölümden oluşmaktadır. Giriş bölümünü takip eden ikinci bölümde, yapay zekâ ve diğer değişkenlerin ilişkilerine yönelik teorik yaklaşım ele alınmıştır. Üçüncü bölümde yapay zekâ patentleri ile Ar-Ge harcamaları, araştırmacı sayısı ve bilimsel yayın sayılarının ilişkileri üzerine yapılan ampirik çalışmalara ilişkin literatür taramasına yer verilmiştir. Dördüncü bölüm ise çalışmanın ampirik bölümüne ilişkindir ve bu bölümde S-GMM yöntemi ile yapılan ekonometrik analiz yer almaktadır.

## 2. Teorik Yaklaşım ve Yapay Zekâ

Neoklasik büyüme modellerinin temel varsayımları karşısında şaşırtıcı hızda bir büyüme performansı gösteren Güney Kore, Singapur, Tayvan gibi ülkeler, ekonomik büyümede içsel faktörlerin sorgulanmasına neden olmuştur. Literatürde mevcut büyüme modelleriyle açıklanamayan ve *Asya Mucizesi* olarak adlandırılan bu olgu ekonomik büyümede ülkelerin kendi iç unsurlarına dikkatleri çekmiştir. İktisadi yazında içsel büyüme modelleri olarak adlandırılan büyüme modelleri, Arrow (1962), Romer (1986, 1990), Lucas (1988), Becker vd. (1990) ve Barro'nun (1990) katkılarıyla birçok çalışmanın önünü açmıştır.

Neoklasik yaklaşımda dışsal olarak kabul edilen teknolojinin yanı sıra bilgi, Ar-Ge, yenilik, beşerî sermaye, uzmanlaşma, iş bölümü, yaparak öğrenme, teknik altyapı ve ölçek ekonomileri gibi unsurların büyümedeki rolü içsel büyüme modelleri ile birlikte anlam kazanmıştır. Beşerî sermayenin ekonomik büyüme üzerindeki rolünü açıklayan Lucas modeli, eğitim kazanımlarının

yarattığı dışsallıklar nedeniyle beşerî sermaye için ölçeğe göre artan getirinin geçerli olacağını savunmaktadır. Rebelo'nun (1991), Romer (1986) ve Lucas'ın (1988) çalışmalarından yola çıkarak ürettiği AK modeli de fiziksel sermayenin beşerî sermayeyi de içermesi nedeniyle azalan verimlerin geçerli olmayacağını savunmaktadır. Sermeye birikimi ve işgücünde geçerli olan azalan verimler yasası karşısında beşerî sermaye artışının Asya mucizesini açıklamada önemli bir rolü vardır. *Asya Kaplanları* olarak da bilinen ve mucizevi büyüme hızını yakalayan ülkelerin Ar-Ge yatırımları ile birlikte beşerî sermayeye yönelik eğitim, bilgi ve beceri kazanımı için büyük bir altyapı oluşturduğu bilinmektedir (Dağlı ve Ezanoğlu, 2021: 444). İçsel büyüme modelleri kapsamında geliştirilen Ar-Ge modelleri de bilgi üretimi için yapılan altyapı yatırımlarına ve Ar-Ge maksadıyla kurulacak oluşumlara büyük önem atfetmektedir.

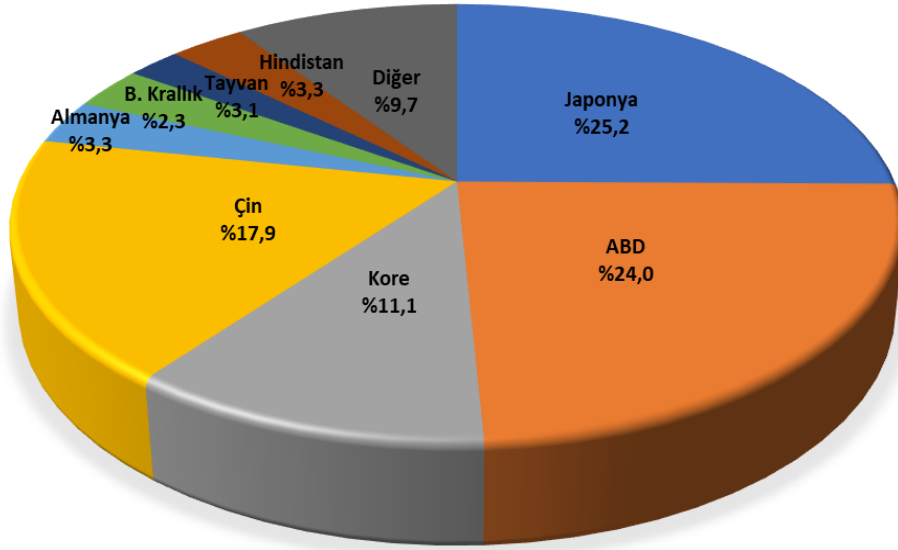
Ar-Ge ve yenilik, ülkelerin ekonomik büyümeleri ve firmaların ekonomik performansları için ana unsur olarak kabul edilmektedir (Raymond vd., 2015: 285). Solow (1957: 312) ve Schumpeter (1939: 62) tarafından "üretim fonksiyonundaki bir değişiklik" olarak tanımlanan yenilik, ekonomik büyümede önemli bir itici güç olmaktadır (Schumpeter, 1934, 1943).

Ar-Ge ve yenilik sürecini inceleyen öncü çalışmalar (Dosi, 1988; Griliches, 1979) sonrasında Ar-Ge ve teknolojinin büyümede itici güç olduğuna dair birçok çalışma yapılmıştır. Yenilik süreci için önemli bir girdi olarak kabul edilen Ar-Ge harcamaları ile önemli bir yenilik çıktısı olan patent ilişkisine dair Pakes ve Griliches (1984), Griliches vd. (1987) ve Hall, Griliches ve Hausman (1986) tarafından yapılan çalışmalar öncül olmuştur. Ar-Ge'nin yenilik çıktıları üzerindeki ve yenilik çıktılarının verimlilik üzerindeki olumlu etkisi mikro ve makro seviyede yapılan birçok çalışmada ampirik olarak kanıtlanmıştır.

Schwab (2018: 43) alanında uzman bilim insanları ile yaptığı görüşmeler neticesinde, Endüstri 4.0 dönemindeki temel teknolojilerin yapay zekâ, dağıtık hesap defteri ve yeni bilişim teknolojileri olacağı sonucuna ulaşmıştır. Her geçen gün yapay zekâ teknolojilerine ilişkin yeni gelişmeler duyurulmaktadır. Aşağıda farklı alanlara ilişkin ve yapay zekâ merkezli bu gelişmelerden bir kısmına değinilmektedir. Araştırma şirketi Numenta, sinirbilimden türetilen algoritmaları kullanarak derin öğrenme ağlarında 50 kat hız iyileştirmesi sağlamıştır (Numenta, 2020). Pantanowitz ve diğerleri (2020) yapay zekâ ile prostat kanserini tanımada %100'e yakın bir doğruluğa ulaştığını duyurmuştur. Massachusetts Teknoloji Enstitüsünde yapay zekâ ile yeni bir antibiyotik bileşiği keşfedilmiştir (Stokes vd., 2020). Benzer şekilde Sumitomo (2020), yapay zekâ ile obsesif-kompulsif bozukluğun tedavisinde kullanılan bir ilacın keşfini duyurmuştur. Bank ABC, tamamen özerk bir yapay zekâ kişiliği olan *Fatema* isimli dijital bir insan ile müşteri hizmetleri hizmeti vermeye başlamıştır (Soul Machines, 2018). Covid-19 salgını döneminde de virüsü anlama, ilaçlar ve tedavilerle ilgili tıbbi araştırmalarda yapay zekâ teknolojilerinden yararlanılmıştır (OECD, 2018).

IP5 sınıfındaki yapay zekâ patentlerine bakıldığında, patentlerin %80'lik kısmının Japonya (%25), ABD (%24), Çin (%18) ve Kore (%11)'ye ait olduğu görülmektedir. Bu dört ülke ile birlikte Almanya (%3), Birleşik Krallık (%2), Tayvan (%3) ve Hindistan (%3) yapay zekâ patentlerinde en büyük paya sahip ülkelerdir (Şekil 1).

Şekil 1: IP5 Sınıfı Yapay Zekâ Patentlerinin Dağılımı



Kaynak: OECD Stat (2021)

Yapay zekâ, nesnelerin interneti, büyük veri, bulut teknolojileri gibi birçok teknoloji ile birlikte geleceğin imalat sektörüne yön vermesi ve üretimde yeni bir devrim başlatması beklenen teknolojilerin başında sayılmaktadır (OECD, 2017: 6). Makine öğrenmesi ve derin öğrenmede elde edilen başarılar, yapay zekâ teknolojilerini her zamankinden daha etkili hale getirmektedir (Dağlı ve Kösekahyaolu, 2021: 4). Yapay zekâya ilişkin meslekler de geleceğin meslekleri arasında ilk sıralarda yer almaktadır (WEF, 2020). Acemoğlu (2020) ve Acemoğlu ve Restrepo (2019) yapay zekânın işgücü tasarrufuna odaklandığını belirterek bu konuda daha iyi ekonomik ve sosyal sonuçları olabilecek politikalar uygulanması gerektiğini savunmaktadır.

### 3. Literatür Taraması

Bu çalışmanın literatür taraması, ampirik bölümde ele alınan ekonometrik modelde kullanılan değişkenlerle uyumlu olarak üç ayrı başlıkta ele alınmaktadır. Bu başlıklar: Beşerî sermaye ve araştırmacıların rolü, Ar-Ge harcamalarının rolü ve bilimsel yayın performansının rolü olarak belirlenmiştir.

#### 3.1. Beşerî Sermaye ve Araştırmacıların Rolü

Firmaların varlıkları yalnızca fiziksel sermaye ve kaynaklarından değil aynı zamanda insan sermayesi ve marka değeri gibi maddi olmayan kaynaklardan da oluşmaktadır. Hatta firmalar için maddi olmayan kaynakların rekabet avantajı yaratması olasılığı daha yüksektir (Sun vd., 2020:2). Bilgiye dayalı firmalar üzerine yapılan araştırmalar, firmaların patent çıktısını açıklayan çeşitli itici güçlere işaret etmektedir. Bu itici güçler genellikle Ar-Ge, insan sermayesi, rekabet etkileri ve kapsam ekonomilerinden oluşmaktadır (Vancauteran, 2018: 901).

Benzer itici güçlerin makro ve mezo düzeyde de inovasyon çıktısı üzerinde etkili olduğu bilinmektedir. Literatürde yapılan birçok çalışmada beşerî sermayenin kritik önemi ulusal,

bölgesel ve firma düzeyinde ortaya konulmuştur (Fonseca vd., 2019; Faems ve Subramanian, 2013; Kianto vd., 2017; McGuirk vd.; Hart, 2015; Squicciarini ve Voigtlander, 2015).

De Rassenfosse ve de la Potterie (2009) beşerî sermaye endeksinin olumlu etkisini ve eğitim politikalarının yüksek kaliteli araştırmacılar yetiştirmede ve üretkenliklerini artırmada oynadığı önemli rolü teyit etmektedir. Yazarlara göre Ar-Ge'nin payı ne kadar yüksekse ve araştırmacılara ne kadar fazla kaynak tahsis edilirse, araştırma çabaları o kadar verimli olacaktır. Mao ve diğerleri (2021) Şangay'da bulunan 200 firma üzerinde yaptıkları araştırmada beşerî sermayeyi temsilen Ar-Ge personelinin verilerini kullanarak kurumsal patentler üzerindeki etkisini analiz etmiştir. Analiz sonucunda, Ar-Ge personelinin kurumsal patent çıktıları üzerindeki büyük rolü ortaya koyulmuş ve beşerî sermayenin patent esnekliği %2,57 olarak tespit edilmiştir.

Abdih ve Joutz (2008) ABD için toplam üretim fonksiyonunu test ettikleri araştırmalarında, kamu sermayesi, özel sermaye, vasıflı işgücü ve teknoloji/bilginin özel sektör çıktısı üzerinde pozitif ve anlamlı uzun vadeli bir etkisinin olduğunu ortaya koymuştur. Teknolojiyi temsilen patent değişkeninin kullanıldığı araştırmanın önemli bulgularından bir diğeri, 1973 sonrası yaşanan verimlilik yavaşlamasının toparlanmasında en büyük katkının bilgi stoku ve beşerî sermayeden geldiğinin tespit edilmiş olmasıdır.

İnovasyon göstergesi olarak patent verilerinin kullanıldığı ve beşerî sermayenin patent çıktıları üzerindeki etkisini ele alan çalışmada, Sun, Li ve Ghosal (2020) beşerî sermaye göstergelerinin patentler üzerinde önemli bir etki yaptığını ortaya koymaktadır. Bölgesel düzeyde yapılan bir diğer çalışmada, Gennaioli ve diğerleri (2013) dünyanın %74'ünü kapsayan 110 ülkeden 1569 bölge üzerinde yaptığı analizde beşerî sermayenin önemini ortaya koymaktadır. Bölgesel düzeyde yapılan ve entelektüel sermayenin yenilikçi yetenek türleri üzerindeki etkisinin araştırıldığı bir diğer çalışmada, Subramaniam ve Youndt (2005) tarafından diğer çalışmalardan farklı bir bulguya ulaşılmıştır. Araştırmada beşerî sermaye tek başına değerlendirildiğinde radikal yenilikçi yetenek ile negatif ilişkili olarak bulunmuştur. Sosyal sermaye ise artan ve radikal yenilikçi yetenekleri ile pozitif ilişkili bulunmuştur.

Kneller ve Stevens (2006) 12 OECD ülkesi için verimlilik farklılıklarını beşerî sermaye ve Ar-Ge farklılıkları yönünden araştırmıştır. 1973-1991 dönemini kapsayan stokastik sınır analizinde, verimsizlikte en önemli farkın beşerî sermaye farklılığından kaynaklandığı ortaya çıkmıştır. Bu araştırmada Ar-Ge'nin etkisinin beşerî sermayeye nispeten çok daha az olduğu görülmektedir. Vancauteran (2018) 91 Hollandalı gıda firmasında beşerî sermaye, Ar-Ge ve inovasyonun firmaların patentleri üzerindeki etkisini araştırmıştır. 2000-2008 dönemini kapsayan panel veri analizinde beşerî sermayenin gıda firmalarının patentleme başarısı üzerinde pozitif yönde etki yaptığı sonucuna ulaşılmıştır.

### **3.2. Ar-Ge Harcamalarının Rolü**

Ar-Ge harcamalarının patentler üzerinde olumlu ve önemli bir etkisine dair literatür çok geniş kapsamlıdır. Hatta patent faaliyetlerinde etkin faktörler üzerine yapılan çalışmalarının hemen hemen tamamının Ar-Ge'nin rolü üzerinde durduğu görülmektedir (Das, 2020; Licht ve Zoz, 2000; Sun vd., 2020; Sierotowicz, 2015).

Hall, Griliches ve Hausman (1986) tarafından yapılan araştırma, Ar-Ge ve patent arasındaki ilişkinin ispatında öncü çalışmalardan birisidir. Chen ve Zhang (2019) Çin'de, Crepon, Duguet ve Mairesse (1998) Fransa'da, Czarnitzki ve Fier (2003) Almanya'da, Ar-Ge yatırımlarının patent aktiviteleri üzerinde pozitif ve önemli bir etkisi olduğunu ortaya koymuştur. Chen, Zhang ve Zi (2021) Çin'de yüksek teknoloji üreten firmalar üzerinde yaptıkları analizde, Ar-Ge çalışmalarının

firma düzeyinde önemini ortaya koymaktadır. Eberhardt, Helmers ve Yu (2016) ise Çin'in patent sayılarındaki büyük yükselişinde yenilik faaliyetleriyle birlikte teşviklerin de önemini vurgulamaktadır.

Altuzarra (2019), İspanyol imalat firmaları için yaptığı panelde, firmaların Ar-Ge harcamaları ile patent tescilleri arasında çift yönlü nedensel bir ilişki olduğunu ortaya koymuştur. Yang, Matsuura ve Ito (2019) Çin'de faaliyet gösteren yabancı firmalarda Ar-Ge ve patent faaliyetlerini incelemiştir. Sonuçlar, Japon firmalarında Ar-Ge'nin patent esnekliğinin yüksek ve daha verimli olduğunu göstermektedir. Licht ve Zoz (2000) Alman firmalarında Ar-Ge ve patentler arasında yakın bir ilişki bulmuştur. Bu ilişkide ölçek ekonomilerinin varlığı da ortaya çıkmış ve firmaların çoğunluğu için Ar-Ge ile ilgili olarak patentlerin esnekliği 1'e yakın bulunmuştur. Yalnızca büyük Ar-Ge harcaması yapan firmalarda esnekliğin önemli ölçüde arttığı görülmüştür. Wang ve Hagedoorn (2014), 1986-2000 döneminde küresel ilaç endüstrisinde Ar-Ge ve patent ilişkisini ele almıştır. Ampirik bulgular, Ar-Ge ile ilgili olarak patentlerin toplam esnekliğinin, dahili Ar-Ge'de ölçeğe göre azalan getiriyi gösteren 0,3 ila 0,9 arasında değiştiğini göstermektedir.

De Rassenfosse ve de la Potterie (2009) daha fazla Ar-Ge'nin araştırmacı başına daha fazla patente neden olduğunu göstermektedir. Ayrıca yazarlar makroekonomik bir yaklaşımda patent göstergelerinin aynı zamanda ülkelerin araştırma verimliliğini yansıttığını ortaya koymaktadır. Sierotowicz (2015), 28 Avrupa Birliği (AB) ülkesinde patent faaliyetleri ile Ar-Ge harcamalarının verimliliğini değerlendirmiş ve Ar-Ge harcamalarındaki artışın, uzun vadede patentlenme faaliyetinin artmasına neden olduğunu tespit etmiştir. Das (2020) diğer çalışmalardan farklı olarak Ar-Ge harcamaları ve patent sayısının uzun dönemde denge ilişkisi olmadığını, ancak kısa dönemde patent sayısının Ar-Ge harcamalarına neden olduğunu tespit etmiştir.

### **3.3. Bilimsel Yayın Performansının Rolü**

Yapılan çalışmalar Ar-Ge performanslarının değerlendirilmesinde bilimsel yayın ve patent istatistiklerinin önemini vurgulamaktadır. Ampirik çalışmalar bilimsel yayın performansı ile patent arasından güçlü bir ilişkinin varlığına işaret etmektedir (Dalton vd., 2006). Nelson (2009) bilgi yayımlarının ölçülmesinde bilimsel yayın ve patent verilerinin önemini ortaya koymaktadır. Cohen, Nelson ve Walsh (2002), kamu sektöründen bilgi akışında baskın kanalın bilimsel yayınlar olduğunu ampirik olarak kanıtlamaktadır.

Literatürde bilimsel yayın performansları ve patent verilerinin birlikte ele alındığı birçok çalışma bulunmaktadır. Wong ve diğerleri (2014) seçilmiş Asya ülkelerinde, bilim ve teknoloji değişkenleri olarak yayınları ve patentleri kullanmıştır. Frietsch ve Wang (2007) Çin'de yenilik faaliyetlerine dair yaptıkları araştırmada bilimsel yayın ve patent verilerini kullanarak kanıtlar sunmuşlardır. Nguyen ve diğerleri (2020) grafen bilim ve teknolojisini araştırmak için bilimsel yayın ve patent verilerinden yararlanmıştır. Dalton ve diğerleri (2016) teknolojik yeniliğin kantitatif analizini yapmak için patent ve yayın metriklerini kullanmıştır.

Thomas, Sharma ve Jain (2011) 50 ABD eyaleti ve Columbia Bölgesi'ne ait patent ve bilimsel yayınların Ar-Ge harcamalarına oranını kullanarak Ar-Ge verimliliğini analiz etmektedir. Bu çalışma ile bilgiye dayalı politika yapımı için alt ulusal düzeyde patentler ve bilimsel yayın istatistikleri kullanılarak Ar-Ge verimliliği analizlerinin yürütülmesinin önemi vurgulanmaktadır. Singh, Wong ve Ho (2015) Çin, Singapur, Hong Kong, Kore ve Tayvan'ın ulusal yenilik sistemlerinde önde gelen araştırma yoğun üniversitelerin oynadığı rolü incelemek için bilimsel yayın ve patent verilerini kullanmıştır.

Ali ve Sinha (2014) Hindistan'ın nanoteknoloji alanındaki Ar-Ge verimliliğini değerlendirmek için bilimsel yayınlar ve patent verilerini kullanmıştır. Benzer şekilde Hullmann ve Meyer (2003) nanoteknolojideki genel görünümü ortaya koymak ve Heinze (2004) ABD'de nanoteknolojinin genel gelişimini ortaya koymak amacıyla bilimsel yayınlar ve patent verilerini kullanmıştır. Shapira ve Kwon (2018) Birleşik Krallık ve seçilmiş ülkeler için karşılaştırmalı verileri kullanarak sentetik biyoloji araştırmaları ve inovasyonun genel bir profilini ortaya koymuştur. Bu karşılaştırmada ilgili alandaki bilimsel yayınlar ve patent istatistikleri dikkate alınmıştır.

#### 4. Ekonometrik Analiz

Çalışmanın ampirik bölümünde S-GMM yöntemi ile yapılmış dinamik panel veri analizine yer verilmiştir. Yapay zekâ teknolojilerinde lider ve açık verisine erişilebilen on yedi ülkeye ilişkin 2005-2017 dönemi verileri esas alınarak yapay zekâ patentlerinin, Ar-Ge harcamaları, araştırmacı sayıları ve bilimsel yayın sayıları ile ilişkisini tespit etmek amacıyla dinamik bir model kurulmuştur. Bu bölümde yönteme ilişkin bilgilere, veri setine, ekonometrik modele, değişkenlere, analiz bulgularına ve son testlere yer verilmiştir.

##### 4.1. Yöntem

Dinamik panel veri modelleri, statik modellerden farklı olarak bağımlı ve/veya bağımsız değişkenlerin gecikmeli değerlerini modele dahil edebilmektedir. Model içerisinde yer alan gecikmeli değer ise analizde muhtemel bir içsellik sorununa neden olacak ve bu durumda dışsallık temel varsayımı ihlal edilmiş olacaktır (Dağlı ve Kösekaşyaoglu, 2021: 1241). İçsellik sorununa ilaveten, modeldeki birim ve zaman etkilerinin göz ardı edilmesi nedeniyle, dinamik modellerde en küçük kareler yöntemiyle (EKK) elde edilen tahminler sapmalı ve tutarsız olacaktır (Tatoğlu, 2018: 113). Bağımlı değişkenin gecikmeli halinin gözlenemeyen etkilerle korelasyonlu olması ise rassal etkiler modelinin varsayımlarını ihlal etmiş olacaktır (Baltagi, 2005: 135-139).

Sabit etkiler modelinde, grup içi dönüşüm birim etkiyi ortadan kaldırdığı için bağımsız değişkenler ile birim etkilerin korelasyonlu olmasına izin vermektedir. Bu nedenle sabit etkiler modelinin dinamik panel veri modellerinde kullanılması mümkündür (Tatoğlu, 2018: 119). Ancak Nickell'e (1981) göre birim ve zaman boyutu uyumsuzluğu *Nickell Sapmasına* neden olabilecektir. Monte Carlo simülasyonları sonrasında, Nickell sapmasına rağmen çeşitli düzeltmelerle tutarlı tahminlerin elde edilmesi mümkün olsa da literatürde, yaygın olarak bağımsız değişkenler ile birim etkilerin korelasyonlu olmasına izin veren birinci farklar yöntemleri kullanılmaktadır. Anderson ve Hsiao (1982) tahmincisi, Arellano ve Bond (1991) GMM tahmincisi, Arellano ve Bover (1995) / Blundell ve Bond (1998) S-GMM tahmincisi dinamik modellerde kullanılan yaygın yöntemlerdir.

Anderson ve Hsiao (1981) ve Arellano ve Bond (1991) tarafından önerilen GMM tahmincisinde iki aşamalı bir tahmin yapılmaktadır. Arellano ve Bover (1995) yaptıkları çalışmada GMM modelindeki dönüşümün zayıf kaldığını savunarak ortogonal sapmalar yöntemini önermiş ve daha tutarlı sonuçlar elde etmiştir. Arellano ve Bover (1995) ve Blundell ve Bond (1998) tarafından yapılan çalışmalarla GMM yöntemi geliştirilmiş ve S-GMM yöntemi literatüre kazandırılmıştır. S-GMM yöntemi ile orijinal ve dönüştürülmüş olmak üzere iki eşitlikli bir sistem ortaya konulmuştur (Roodman, 2009: 86-87). Monte Carlo simülasyonları ve asimptotik varyans hesaplamaları, S-GMM yönteminin daha etkin olduğunu ortaya koymuştur (Blundell ve Bond, 1998: 116). Literatürde yapılan birçok ampirik çalışmada da S-GMM yöntemi

ile daha etkili ve tutarlı tahminler elde edildiği ispatlanmıştır (Bond vd., 2001; Hauk ve Wacziarg, 2009).

Roodman (2009) GMM tahmincilerinin genel olarak şu özellikleri taşıyan analizler için dizayn edildiğini belirtmektedir: “*a.* küçük T ve büyük N panel verileri (zaman boyutu küçük, ülke/birim boyutu daha büyük), *b.* doğrusal bir fonksiyonel ilişki, *c.* dinamik bir bağımlı değişken (kendi geçmiş değerlerinden etkilenen), *d.* tamamen dışsal olmayan bağımsız değişkenler (hata teriminin geçmiş ve cari değerleriyle korelasyonlu), *e.* sabit bireysel etkiler, *f.* değişen varyans ve otokorelasyon varlığı”. Bu çalışmada kullanılacak modelde, bağımsız değişkenin gecikmeli haline yer verilmesinden dolayı muhtemel içsellik problemi barındırması, ön testlerde değişen varyans ve otokorelasyon tespit edilmesi, doğrusal bir fonksiyonel ilişkinin varlığı ve veri setinin birim boyunun zaman boyutundan büyük olması (N>T) nedeniyle S-GMM yöntemi tercih edilmiştir.

#### 4.2. Veri Seti ve Ampirik Model

Araştırma, 2005 ve 2017 yılları arasında IP5 patent ailesinde yapay zekâ teknolojilerinde, toplam bazda en çok patent almış ve açık verisine erişilebilen on yedi ülkeyi kapsamaktadır. Bu ülkeler, alınan toplam patent sayısına göre sırasıyla Japonya, ABD, Güney Kore, Çin, Almanya, Birleşik Krallık, Fransa, Kanada, Hollanda, İsveç, Avustralya, İsviçre, Belçika, Finlandiya, İtalya, İspanya, Rusya’dan oluşmaktadır. Dinamik bir panel analizi olan bu çalışmada kullanılan değişkenler: yapay zekâ teknolojileri patentleri sayısı, kişi başına düşen milli gelir, araştırmacı sayısı, bilimsel yayınların sayısı ve Ar-Ge harcamaları olarak belirlenmiştir. Değişkenler, OECD Stat ve Dünya Bankası Kalkınma Göstergeleri veri kaynağından derlenmiştir ve 2005-2017 dönemini kapsamaktadır. Değişkenlerin kapsamına ve ölçü birimlerine ilişkin ayrıntılara araştırma modeli ile birlikte yer verilmektedir.

Çalışmanın modeli aşağıda yer alan Eşitlik 1’de verilmektedir. Bu model, yapay zekâ teknolojilerinde, Ar-Ge başta olmak üzere diğer etkin faktörlerin etki düzeylerinin belirlenmesine ilişkin yeni bir model önerisi olarak ortaya konulmaktadır. Bu nedenle, model seçiminde yer alan değişkenlerin belirlenmesine ilişkin hususlar bir sonraki başlıkta ayrıntılı olarak ele alınmaktadır.

$$\ln AI_{i,t} = \beta_1 \ln AI_{i,t-1} + \beta_2 \ln GSYH_{i,t} + \beta_3 \ln ARS_{i,t} + \beta_4 \ln YAY_{i,t} + \beta_5 \ln ARGE_{i,t} + e_{i,t} \quad (1)$$

Modelde yer alan: AI, yapay zekâ teknolojilerinde IP5 patent ailesindeki patent sayılarını<sup>2</sup>; GSYH, kişi başına düşen GSYH’yi (Gayri Safi Yurt İçi Hasıla) (Satınalma gücü paritesi, Sabit USD); ARS, araştırmacı sayısını (1000 çalışan başına düşen); YAY, bilimsel yayın sayılarını; ARGE, Ar-Ge harcamalarının GSYH içindeki % payını, *e* denklemin hata terimini temsil etmektedir. Orijinal veri setine ilişkin tanımlayıcı istatistik tablosu Tablo 1’de görülmektedir. Değişkenler doğal logaritmaları alınmak suretiyle modele dahil edilmiştir. Bu denklemde hata teriminin bireysel etkileri içermesinden dolayı bağımlı değişken, hata terimi ile ilişkili olacaktır. Benzer şekilde bağımlı değişkenin gecikmeli değeri ve diğer kontrol değişkenleri de hata terimi ile ilişkili olacaktır. Bu durumda hata teriminin ilişkisiz olduğu varsayımı ihlal edilmektedir ve EKK tahmincisinin kullanılması tutarsız ve yanlı sonuçlara neden olacaktır (Baltagi, 2005: 135-139).

<sup>2</sup> Yapay zekâ patent sayıları, OECD Stat tarafından belirlenen metodoloji kapsamında, Baruffaldi vd. (2020) tarafından açıklandığı şekilde sınıflandırma kodları ve anahtar kelimelerin bir kombinasyonu kullanılarak tanımlanmıştır. Sayımlar, her patent belgesinde verilen IPC kodlarının listesine dayanmakta ve kesirli sayıları kullanmaktadır (Bu dipnot, OECD Stat (2021) veri kaynağındaki metodoloji notuna dayanmaktadır).



Kullanılan S-GMM tahmincisi ise modelin dinamik yapısına rağmen ekonometrik sorunların giderilmesinde tercih edilen yöntemlerden olmaktadır.

Tablo 1: Tanımlayıcı İstatistik Tablosu

Değişken	Gözlem Sayısı	Ortalama	Std. Sap.	Min.	Maks.
AI	221	151,1486	275,9626	0,5833	1315,132
YAY	221	88136,85	109289,3	9159,19	473438,5
GSYH	221	38377,97	11420,69	5053,946	69103,57
ARŞ	202	8,603031	3,264019	1,498651	16,60522
ARGE (% GSYH)	206	2,256389	0,8141994	0,9723053	4,292056

### 4.3. Değişkenler

Teknolojik bir yeniliğe ilişkin bir gelişimi veya başarıyı kusursuz bir şekilde modellemek veya ölçmek mevcut literatürdeki imkânlar dahilinde henüz olanaksız olarak görülmektedir. Özellikle ülkelerin birim boyutu olarak kullanıldığı makro seviyede ekonometrik bir analizde teknoloji veya teknolojiye ilişkin bir yenilik değişkenini belirlemek çok daha zordur (Vivarelli, 2014: 132). Bununla birlikte literatürde, teknolojik gelişimin analizine yönelik yapılan modellemelerin büyük bir çoğunluğunda Ar-Ge (Aguilera ve Barrera, 2016; Brouwer vd., 1993; Mansfield, 1984; Vivarelli, 2015; Yaman vd., 2020) ve patent (Griliches, 1998; Porter ve Stern, 2000) değişkenlerinin genel kabul görmüş değişkenler olduğu bilinmektedir (Grossman ve Helpman, 1993; Kortum, 1997; Lanjouw ve Schankerman, 2004).

Firma düzeyinde ve sektörel düzeyde yapılan birçok çalışmada Ar-Ge harcamalarının teknolojik yenilik göstergesi olarak kabul edilmesine karşın Pakes ve Griliches (1984) ve Griliches ve diğerleri (1987) teknolojinin ölçülmesinde patent göstergesinin kullanımının önemine vurgu yapmaktadır. Firmaların inovasyon performanslarının değerlendirilmesinde de patentler önemli bir gösterge olarak kullanılmaktadır (Bloom ve Van Reenen, 2002; Hall ve Harhoff, 2012; Hall vd., 2013; Sampath ve Ziedonis, 2004). Bu çalışmanın ampirik bölümünde, inovasyona ilişkin genel kabul görmüş bir girdi göstergesi olarak Ar-Ge harcamaları ve bir çıktı göstergesi olarak patent verileri kullanılmıştır. Ar-Ge harcamaları değişkeni olarak, çalışmaların büyük bir çoğunluğunda benimsendiği şekilde (Aguilera ve Barrera, 2016; Özbay vd., 2020; Vivarelli, 2015) Ar-Ge yoğunluğu olarak da bilinen Ar-Ge harcamalarının GSYH içindeki payı kullanılmıştır. Frascati Kılavuzu'na (OECD, 2015: 113) göre, Ar-Ge harcamalarının GSYH içindeki payı, Ar-Ge faaliyetlerinin uluslararası karşılaştırmaları için birincil göstergedir. Ar-Ge yoğunluğu aynı zamanda yenilikle ilgili Birleşmiş Milletler sürdürülebilir kalkınma hedeflerine yönelik ilerlemeyi ölçmek için kullanılan temel göstergelerden birisidir (OECD, 2020).

Patent değişkeninin kullanımında, çalışmanın farklı ülkeleri kapsayan makro boyutta bir analiz olması göz önüne alınarak doğru patent ailesinin/sınıfının kullanılmasına özen gösterilmiştir. Patent değişkeni, bölgesel olarak farklılık gösteren mevzuata bağlı bir sınai mülkiyeti temsil ettiğinden dolayı seçilecek patent ailesinin uluslararası düzeyde karşılaştırılabilmesi mümkün ve bölgesel farklılıklardan arındırılmış bir sınıflandırma içermesi gerekmektedir. Bu bağlamda Üçlü Patent Ailesi (TPF-Triadic Patent Family) ve 2007 yılında yeni bir iş birliği ile ortaya çıkan IP5 patent ailesi kullanılabilir alternatiflerdendir.

TPF, dünya çapında en büyük olarak kabul edilen üç patent ofisinde tanınan aynı yeniliğe ait patentleri temsil etmektedir (OECD, 2009). Ancak IP5 patent ailesi daha kapsamlı bir iş birliğini

ortaya koymaktadır. Bu nedenle analizde, yapay zekâ teknolojilerini temsilen yapay zekâ teknolojilerinde tescillenmiş ve IP5 patent ailesine dahil olan patent sayıları esas alınmıştır. IP5 patent aileleri, en az bir tanesi beş büyük patent ofisinden (Avrupa Patent Ofisi, Japonya Patent Ofisi, Kore Fikri Mülkiyet Ofisi, ABD Patent ve Ticari Marka Ofisi ve Çin Devlet Fikri Mülkiyet Ofisi) tescillenmiş olmak üzere dünya çapında en az iki fikri mülkiyet ofisinde dosyalanmış patentleri ifade etmektedir. Analizde on yedi farklı ülkeye ilişkin yapay zekâ teknolojileri patentlerinin karşılaştırılmasında en tarafsız sonuçları elde edebilmek adına IP5 patent ailesi tercih edilmiştir.

Bilimsel yayınlar da tıpkı patent göstergeleri gibi bilim, teknoloji ve yenilik üretkenliğini ortaya koyan bir çıktı göstergesidir. Dünya Fikri Mülkiyet Örgütü (WIPO) tarafından düzenli olarak yayınlanan ve küresel düzeyde ülkelerin yenilik performanslarını ortaya koyan küresel inovasyon indeksinde bilimsel yayınlar, temel göstergelerden birisi olarak kabul edilmektedir (WIPO, 2021). Bu çalışmada kullanılan bilimsel yayın göstergesi, *Science Citation Index (SCI)* ve *Social Sciences Citation Index (SSCI)* kapsamındaki dergilerde yayınlanan bilimsel ve teknik makaleleri kapsamaktadır. Bu indekslerde yayınlanan ve gösterge olarak kabul edilen makaleler fizik, biyoloji, kimya, matematik, klinik tıp, biyomedikal araştırma, mühendislik ve teknoloji ve yer ve uzay bilimlerine ilişkin çalışmalardan oluşmaktadır.

Frascati Kılavuzu'na göre araştırmacılar, "yeni bilginin anlaşılması veya yaratılmasıyla uğraşan profesyonellerdir. Araştırma yürütür ve kavramlar, teoriler, modeller, teknik enstrümantasyon, yazılım veya operasyonel yöntemler geliştirirler" (OECD, 2015: 163). Dolayısıyla araştırmacıların niteliği ve niceliği Ar-Ge çalışmalarından elde edilecek sonuçlarda benzersiz bir role sahiptir. Beşerî sermaye olarak da adlandırılan araştırmaların beyin gücü, araştırmaya ayrılan kaynakların yerinde kullanımında ve amaca ulaştırılmasında en önemli unsurlardan birisidir. Araştırmacı istatistikleri, OECD (2021) tarafından başlıca bilim, teknoloji ve yenilik göstergelerinden birisi olarak sayılmaktadır. Literatürde araştırmacı sayıları, tam zaman eşdeğer, çalışan sayısı başına, nüfus başına gibi orantılı değişkenlerle birlikte kullanılmaktadır. Bu çalışmada, OECD (2021) bilim, teknoloji ve yenilik göstergeleri metodolojisinde benimsenen 1000 çalışan başına araştırmacı sayısı esas alınmıştır.

Modelde yer alan kişi başına düşen GSYH ise bir kontrol değişkeni olarak kullanılmıştır. GSYH'deki artış ülkelerin ekonomik büyümelerini temsil etmektedir. Kişi başına düşen GSYH refah artışının önemli bir göstergesidir. Temel makro ekonomik değişkenlerden kabul edilen GSYH'nin ülkeler düzeyinde yapılan bir makro ekonomik modellemede kullanılması bağımlı değişkenle büyüme arasındaki ilişkiyi ortaya koyabilecektir. Bu analizde de bağımlı değişken olarak kullanılan yapay zekâ teknolojilerine ilişkin patentlerle GSYH arasındaki potansiyel ilişkinin varlığının sorgulanması maksadıyla bu değişken modele dahil edilmiştir.

#### 4.4. Analiz ve Bulgular

Ekonometrik analizde S-GMM yöntemi kullanılarak tahminler elde edilmiş olup analiz sonuçları Tablo 2'de verilmiştir. Bir ve iki aşamalı S-GMM ile yapılan analizde, iki aşamalı tahminler aşağı doğru sapmalı olacaktır. Bu sapmayı düzeltmek maksadıyla, iki aşamalı varyans kovaryans matrisi için önerilen Windmeijer (2005) düzeltmesi uygulanmıştır ve Tablo 2'de elde edilen dirençli tahminler yazılmıştır. Araç değişkenlerden yararlanan GMM/S-GMM yönteminde, araç değişkenlerin sayısının gözlem sayısına yakın veya fazla olması sapmalı tahminlere neden olabilecektir. Bu nedenle analizde araç değişkenlerin sayısının gözlem sayısından az olması sağlanmıştır. Arellano ve Bover (1995) tarafından önerilen ortogonal sapmalar kullanılarak birinci farklar yönteminin neden olduğu veri kaybı azaltılmıştır. Bu şekilde,

cari dönemden bir önceki dönemin farkı yerine, değişkenin tüm gelecek değerlerinin ortalamasının farkı kullanılmıştır (Tatoğlu, 2018: 136).

Tablo 2: Sistem GMM Tahmin Sonuçları

Değişken	Sistem GMM (1 Aşamalı)	Sistem GMM (2 Aşamalı)
L. Yapay Zekâ Patent	0,403*** (0,105)	0,431*** (0,138)
Bilimsel Yayınlar	0,847*** (0,172)	0,799*** (0,231)
GSYH	-0,211 (0,216)	-0,209 (0,219)
Araştırmacı	0,425** (0,206)	0,394* (0,229)
Ar-Ge	1,103*** (0,318)	1,046*** (0,375)
Kukla Değişken	0,0792 (0,0941)	0,0819 (0,0921)
N	17	17
Gözlem Sayısı	187	187
Wald	5537,9	5150,26
AR (1) p	0,04	0,04
AR (2) p	0,46	0,39
Hansen p	0,15	0,15

\*\*\*, \*\*, \* (P>|z| için) sırasıyla %1, %5, %10 anlamlılık düzeylerini göstermektedir.

Parantez içindeki değerler düzeltilmiş standart hataları göstermektedir.

S-GMM bir aşamalı ve iki aşamalı tahmincilerinin değişkenlerin istatistiki anlamlılıklarında birbiri ile tutarlı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bununla birlikte, düzeltme uygulanmış iki aşamalı tahmincilerin daha güvenilir kabul edilmesi nedeniyle iki aşamalı tahmincilerden elde edilen değerler aşağıda yorumlanmıştır.

- Kişi başına düşen GSYH'nin istatistiki olarak anlamlı olmadığı, başka bir deyişle ekonomik büyümenin yapay zekâ patentleri ile istatistiki bir ilişkisinin olmadığı;
- Ar-Ge değişkeninin (Ar-Ge harcamalarının GSYH içindeki payı) literatürde beklenen işareti taşıdığı (+), istatistiki olarak %1 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu ve Ar-Ge'deki her %1'lik artışın yapay zekâ patentlerini %1,05 arttırdığı;
- Bilimsel yayın sayıları değişkeninin literatürde beklenen işareti taşıdığı (+), istatistiki olarak %1 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu ve bilimsel yayın sayılarındaki her %1'lik artışın yapay zekâ patentlerini %0,8 arttırdığı;
- Araştırmacı sayısı değişkeninin (1000 çalışan başına düşen araştırmacı sayısı) literatürde beklenen işareti taşıdığı (+), istatistiki olarak %10 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu ve araştırmacı sayısındaki her %1'lik artışın yapay zekâ patentlerini %0,39 arttırdığı ampirik bulgulardan anlaşılmıştır.

Ar-Ge harcamalarının, bilimsel yayın sayılarının ve araştırmacı sayısının yapay zekâ teknolojileri ile pozitif yönlü ilişkisi olduğu tahmin sonuçlarından anlaşılmaktadır. Söz konusu modelin geçerli ve tahmincilerin istikrarlı ve güvenilir kabul edilebilmesi için GMM analizlerinde

yapılması zorunlu olan son testler bulunmaktadır. Arellano ve Bond (1991), Arellano ve Bover (1995) ve Blundell ve Bond (1998) araç değişkenlerin geçerliliği ve ikinci dereceden otokorelasyon testlerinin yapılması gerektiğini savunmaktadır. Araç değişkenlerin ön plana çıktığı GMM analizlerinde kullanılan araç değişkenlerin geçerli kabul edilebilmesi için dışsal olması gerekmektedir. Arellano (2003: 193) ve Roodman (2009: 141) araç değişkenler için aşırı tanımlama kısıtlamalarının testinde, Hansen (1982) J ve Sargan (1958) testlerini önermektedir.

Araç değişkenlerin geçerliliğini test etmek için  $H_0$  hipotezi *Aşırı Tanımlama Kısıtlamaları Geçerlidir* şeklinde kurulan Hansen (1982) J testi kullanılmıştır. Test sonucunda (Hansen  $p=0,15$ ) aşırı tanımlama kısıtlarının geçerli olduğu, başka bir deyişle araç değişkenlerin dışsal olduğu görülmektedir. Araç değişkenlerin dışsal olması kalıntıların açıklayıcı değişkenlerle korelasyonsuz olduğunu göstermektedir (Tatoğlu, 2018: 148). Bir diğer zorunlu test olan otokorelasyon kontrolü için  $H_0$  hipotezi *Otokorelasyon Yoktur* şeklinde kurulmuştur. GMM analizleri için otokorelasyon testinde ikinci dereceden otokorelasyon olmaması önemlidir (Mileva, 2007: 7). Yapılan test sonucunda ikinci dereceden otokorelasyon ( $AR_2$ ) için  $H_0$  hipotezi reddedilemediğinden ( $AR_2$  için  $p=0,39$ ) ikinci dereceden otokorelasyon olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Ekonometrik modelin bir bütün olarak anlamlılığını gösteren Wald testi istatistiği de anlamlı (5150,26) bulunmuştur. Yapılan son testler, bir bütün olarak ekonometrik modelin anlamlı olduğunu, istatistiki bir tutarsızlık olmadığını ve elde edilen tahmincilerin istikrarlı ve güvenilir olduğunu göstermektedir.

## 5. Sonuç ve Tartışma

Biyomühendislik, malzeme bilimleri, büyük veri, nesnelere interneti, beyin-bilgisayar bağlantısı sağlayan arayüzler, nöral bağlantı arayüzleri, bulut teknolojileri, üç boyutlu yazıcılar ve sayısız daha birçok çığır açıcı ve insanın hayal gücünü dahi zorlayan teknolojiler yepyeni bir dönemi başlatmıştır. Günümüz teknolojileri daha öncekilerden farklı olarak üsteldir ve kontrol edilemez bir hızla büyümektedir. İnsanoğlunun yeni bir şeyler keşfetme ve başarma güdüsü, her geçen gün başka bir teknolojik yenilik ile birlikte karşımıza çıkmaktadır. Yapay zekâ teknolojileri de bu yenilikler arasında en çok ses getiren ve birçok uluslararası araştırmaya göre en çok gelecek vadeden teknolojilerin başında gelmektedir. Getirdiği yenilikler ile insanlığa önemli katkılar sunan yapay zekâ teknolojileri, makine öğrenmesi ile birleştiğinde ise ürkütücü ve tartışmalı bir seviyeye doğru ilerlemektedir.

Yapay zekâ teknolojilerinde söz sahibi ülkelere bakıldığında, bu teknolojilerin %80'lik kısmının Japonya (%25), ABD (%24), Çin (%18) ve Kore (%11)'ye ait olduğu görülmektedir. Finans ve bankacılık, eğitim, tıp, bilişim, ilaç sanayi, imalat sanayi gibi birçok teknolojiye geleneksel üretim ve hizmet anlayışını değiştirmeye devam eden bu teknolojilerde başarılı olan ülkelerin ortak noktası ise Ar-Ge ve beşerî sermayeye verilen önem olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu çalışmada, uluslararası verilere göre bu teknolojilerde en başarılı ve açık verisine erişilebilen on yedi ülke seçilerek bu başarıdaki etkili faktörler ampirik olarak araştırılmıştır.

Araştırma, 2005 ve 2017 yılları arasında, IP5 patent ailesinde, yapay zekâ teknolojilerinde toplam bazda en çok patent almış on yedi ülkeyi kapsamaktadır. Bu ülkeler, alınan toplam patent sayısına göre sırasıyla Japonya, ABD, Güney Kore, Çin, Almanya, Birleşik Krallık, Fransa, Kanada, İsrail, Hollanda, İsveç, Avustralya, İsviçre, Belçika, Finlandiya, İtalya, İspanya, Rusya'dan oluşmaktadır. Bu kapsamda Ar-Ge, araştırmacı ve bilimsel yayın sayılarının, yapay zekâ teknolojileri ile ilişkisini analiz eden dinamik bir model kurulmuştur. Bu model, S-GMM yöntemiyle tahmin edilmiş ve yapılan son testler ile modelin geçerli ve bir bütün olarak anlamlı

olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Elde edilen ampirik bulgulara göre: Ar-Ge harcamalarının, bilimsel yayın sayılarının ve araştırmacı sayısının yapay zekâ teknolojileri ile pozitif yönlü ilişkisi olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Literatürde farklı ülke gruplarında ve farklı sektörlerde bu değişkenlerin etkilerini inceleyen çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışma ise diğerlerinden farklı olarak, yapay zekâ teknolojileri özelinde ve bu teknolojiye en başarılı ülkeler bazında (OECD, AB vb. belirli bir ülke grubunda değil) ampirik bir bulgu sunmaktadır. Elde edilen bulgular en temel bilim, teknoloji ve yenilik göstergelerinin yapay zekâ teknolojilerinde de ne denli ilişkili ve etkili olduğunu kanıtlamaktadır.

Ulusal yenilik politikaları, bilim, teknoloji ve yenilik başarısında şüphesiz benzersiz bir role sahiptir. Bu çalışmada yapay zekâ teknolojileri ile pozitif yönlü ilişkisi tespit edilen Ar-Ge genellikle uzun vadeli bir yatırım olarak ekonomiye geri dönmektedir. Benzer şekilde ilişkili olduğu ampirik olarak ortaya konulan beşerî sermaye de uzun vadeli eğitim planlama ve altyapıları ile elde edilebilecek başarılarıdır. Yapay zekâ teknolojilerinde en başarılı olarak görülen ve tüm dünya çapında bu teknolojilerin 4/5'ini elinde bulunduran Japonya, ABD, Çin ve Kore'nin diğer birçok teknolojiye de dünya liderleri arasında sayılması uyguladıkları başarılı politikalar neticesindedir. Gelecekte diğer teknolojiler içerisinde en önde yer alması beklenen yapay zekâ teknolojilerinde elde edilecek başarının, dünya teknoloji söz sahipliğinde büyük bir avantaj sağlayacağı değerlendirilmektedir. Bu kapsamda teknolojiye söz sahibi olmak isteyen tüm ülkelerin bilim, teknoloji ve yenilik planlarında yapay zekâ teknolojilerine ayrı bir öncelik ve önem vermesi gerektiği düşünülmektedir.

Çalışma için seçilmiş patent sınıflandırması, ülke sayısı, zaman boyutu ve açık verisine erişemeyen ülkeler bu çalışmanın temel kısıtlarıdır. Farklı ülkelerle, farklı patent sınıfında, farklı bir yöntemle ve farklı bir dönemde yapılacak analizlerde farklı sonuçlar elde edilebilmesi veya ilişkili olarak tespit edilen faktörlerin etkilerinin farklı bulunabilmesi mümkün olabilecektir. İleride yapılacak çalışmalarda bu değişkenlerin karşılıklı nedensellik ilişkilerini ve\veya uzun dönemli ilişkileri ele alan bir analiz yapılmasının literatüre farklı açıdan bir katkı sağlayacağı değerlendirilmektedir.

## Kaynakça

- Abdih, Y.; Joutz, F. (2008), "The impact of public capital, human capital, and knowledge on aggregate output", IMF Working Paper, WP/08/218.
- Acemoğlu, D. (2020), IMF Conference, Sixth Richard Goode Lecture: Remaking the Post-COVID World, December 4, 2020, <https://www.imf.org/en/News/Seminars/Conferences/2020/11/18/sixth-richard-goode-lecture-remaking-the-post-covid-world> (Erişim: 10.11.2021).
- Acemoğlu, D.; Restrepo, P. (2019), "The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand", IZA Discussion Paper No: 12704, Institute of Labor Economics.
- Aguilera, A.; Barrera, M. G. R. (2016), "Technological Unemployment: an Approximation to the Latin American Case", AD-Minister, No. 29: 59-78.
- Ali, A.; Sinha, K. (2014), "Exploring the opportunities and challenges in nanotechnology innovation in India", J. Soc. Sci. Poli. Imp, Vol. 2, No. 2: 227-251.
- Altuzarra, A. (2019), "R&D and patents: Is it a two way street?", Economics of Innovation and New Technology, Vol. 28, No.2: 180–196.
- Anderson, T. W.; Hsiao, C. (1981), "Estimation of Dynamic Models with Error Components", Journal of the American Statistical Association, No. 76: 598-606.
- Anderson, T. W.; Hsiao, C. (1982), "Formulation and Estimation of Dynamic Models u-Using Panel Data", Journal of Econometrics, No. 18: 47-82.
- Arellano, M. (2003), Panel Data Econometrics, Oxford: Oxford University Press.
- Arellano, M.; Bond, S. (1991), "Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations", Review of Economic Studies, No. 58: 277-297.
- Arellano, M.; Bover, O. (1995), "Another Look at the Instrumental Variables Estimation of Error Component Models", Journal of Econometrics, No. 68: 29-51.
- Arrow, K. J. (1962), "The Economic Implications of Learning by Doing", Readings in the Theory of Growth, (Ed. F.H. Hahn), Macmillan St Martin's Press: London: 131-149.
- Baltagi, B. H. (2005), Econometric Analysis of Panel Data, 3rd Edition, New York: John Wiley & Sons Inc.
- Baruffaldi, S.; van Beuzekom, B.; Dernis, H.; Harhoff, D.; Rao, N.; Rosenfeld, D.; Squicciarini, M. (2020), "Identifying and measuring developments in artificial intelligence: Making the impossible possible", OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2020/05, OECD Publishing, Paris.
- Barro, R. J. (1990), "Government Spending in a Simple Model of Endogenous Growth", Journal of Political Economy, Vol. 98, No. 5: 103-125.
- Becker, G. S.; Murphy, K. M.; Tamura, R. (1990), "Human Capital, Fertility and Economic Growth", The Journal of Political Economy, Vol. 98, No. 5: 12-37.
- Bloom, N.; Van Reenen, J. (2002), "Patents, real options and firm performance", The Economic Journal, No. 112: 97-116.
- Blundell, R.; Bond, S. (1998), "Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models", Journal of Econometrics, No. 87: 115-143.
- Bond, S.; Bowsher, C.; Windmeijer, F. (2001), "Criterion-based Inference for GMM in Autoregressive Panel Data Models", Economic Letters, No. 73: 379-388.
- Brouwer, E.; Kleinknecht, A.; Reijnen, J. O. N. (1993), "Employment Growth and Innovation at the Firm Level", Journal of Evolutionary Economics, No. 3: 153-159.
- Chen, Z.; Zhang, J. (2019), "Types of patents and driving forces behind the patent growth in China", Economic Modelling, No. 80: 294-302.
- Chen, Z.; Zhang, J.; Zi, Y. (2021), "A cost-benefit analysis of R&D and patents: Firm-level evidence from China", European Economic Review, Vol. 133, No. 103633: 1-28.
- Cohen, W. M.; Nelson, R. R.; Walsh, J. P. (2002), "Links and impacts: the influence of public research on industrial R&D", Management Science, Vol. 48, No.1: 1-23.
- Crépon, B.; Duguet, E.; Mairessec, J. (1998), "Research, Innovation and Productivity: An Econometric Analysis at the Firm Level", Economics of Innovation and New Technology, Vol. 7, No. 2: 115-158.

Czarnitzki, D.; Fier, A. (2003), "Publicly funded R&D collaborations and patent outcome in Germany", Centre for European Economic Research, Discussion Paper No. 03-24.

Dağlı, İ.; Ezanoğlu, Z. (2021), "Ar-Ge, Patent ve İleri Teknoloji İhracatının Ekonomik Büyümeye Etkileri: OECD Ülkeleri İçin Dinamik Panel Veri Analizi", İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi, C. 10, S. 1: 438-460.

Dağlı, İ.; Kösekahyaolu, L. (2021), "Bilim ve Teknoloji Politikaları Bağlamında Teknoloji-İşsizlik İlişkisi: Ampirik Bir İnceleme", Yaşar Üniversitesi E-Dergisi, C. 16, S. 63: 1237-1255.

Dalton, D. M.; Burke, T. P.; Kelly, E. G.; Curtin, P. D. (2016), "Quantitative analysis of technological innovation in knee arthroplasty: using patent and publication metrics to identify developments and trends", The Journal of Arthroplasty, Vol. 31, No.6: 1366-1372.

Das, R. C. (2020), "Interplays among R&D spending, patent and income growth: new empirical evidence from the panel of countries and groups", Journal of Innovation and Entrepreneurship, Vol. 9, No.1: 1-22.

De Rassenfosse, G.; De la Potterie, B. V. P. (2009), "A policy insight into the R&D-patent relationship", Research Policy, Vol. 38, No.5: 779-792.

Dosi, G. (1988), "The Nature of the Innovative Process", Technical Change and Economic Theory, (Eds. Giovanni Dosi, Christopher Freeman, Richard Nelson, Gerald Silverberg, Luc Soete), New York: Pinter Publishers.

Eberhardt, M.; Helmers, C.; Yu, Z. (2016), "What can explain the Chinese patent explosion?", Oxford Economic Papers, Vol. 69, No.1: 239-262.

Faems, D.; Subramanian, A. M. (2013), "R&D manpower and technological performance: The impact of demographic and task-related diversity", Research Policy, Vol. 42, No.9: 1624-1633.

Fonseca, T.; De Faria, P.; Lima, F. (2019), "Human capital and innovation: the importance of the optimal organizational task structure", Research Policy, Vol. 48, No. 3: 616-627.

Frietsch, R.; Wang, J. (2007), "Intellectual property rights and innovation activities in China: evidence from patents and publications", Fraunhofer ISI Discussion Papers-Innovation Systems and Policy Analysis, No. 13.

Gennaioli, N.; La Porta, R.; Lopez-de-Silanes, F.; Shleifer, A. (2013), "Human capital and regional development", The Quarterly Journal of Economics, Vol. 128, No. 1: 105-164.

Griliches, Z. (1979), "Issues in assessing the contribution of research and development to productivity growth", The Bell Journal of Economics, Vol. 10, No.1: 92-116.

Griliches, Z. (1998), Patent Statistics as Economic Indicators: A Survey, in R&D and Productivity: The Econometric Evidence.

Griliches, Z.; Pakes, A.; Hall, B. H. (1987), "The Value of Patents as Indicators of Inventive Activity", Economic Policy and Technical Performance, (Eds. P. Dasgupta and P. Stoneman), Cambridge: Cambridge University Press.

Grossman, G. M.; Helpman, E. (1993), "Endogenous Innovation in the Theory of Growth", National Bureau of Economic Research, NBER Working Paper, No. 4527.

Hall, B. H.; Griliches, Z.; Hausman, J. A. (1986), "Patents and R and D: Is there a lag?", International Economic Review, Vol. 27, No. 2: 265-283.

Hall, B. H.; Griliches, Z.; Hausman, J. A. (1986), "Patents and R&D: Is There a Lag?", International Economic Review, Vol. 27, No. 2: 265-284.

Hall, B.; Harhoff, D. (2012), "Recent research on the economics of patents", NBER Working Paper, No. 17773.

Hall, B.; Helmers, C.; Rogers, M.; Sena, V. (2013), "The importance (or not) of patents to UK firms", Oxford Economic Papers, No. 65, 603-629.

Hansen, L. P. (1982), "Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators", Econometrica, No. 50: 1029-1054.

Hauk, W. R.; Wacziarg, R. (2009), "A Monte Carlo Study of Growth Regressions", Journal of Economic Growth, No. 14: 103-147.

Heinze, T. (2004), "Nanoscience and nanotechnology in Europe: Analysis of Publications and patent Applications including Comparisons with the United States", Nanotech. L. & Bus., Vol. 1, No. 4: 427-445.

Hullmann, A.; Meyer, M. (2003), "Publications and patents in nanotechnology", Scientometrics, Vol. 58, No. 3: 507-527.

Kelly, K. (2016), Büyük Teknolojik Dönüşüm: Geleceğimizi Şekillendirecek 12 Teknolojik Kuvvet, İstanbul: Türk Hava Yolları Yayınları adına Optimist Yayınları.

- Kianto, A.; Sáenz, J.; Aramburu, N. (2017), "Knowledge-based human resource management practices, intellectual capital and innovation", *Journal of Business Research*, No. 81: 11-20.
- Kneller, R.; Stevens, P. A. (2006), "Frontier technology and absorptive capacity: Evidence from OECD manufacturing industries", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 68, No. 1: 1-21.
- Kortum, S. S. (1997), "Research, Patenting, and Technological Change", *Econometrica*, Vol. 65, No. 6: 1389-1419.
- Lanjouw, J. O.; Schankerman, M. (2004), "Patent Quality and Research Productivity: Measuring Innovation with Multiple Indicators", *Economic Journal*, Vol. 114, No. 495: 441-465.
- Licht, G.; Zoz, K. (2000), "Patents and R&D An Econometric Investigation Using Applications for German, European and US Patents by German Companies", *The Economics and Econometrics of Innovation*, Springer, Boston, MA: 307-338.
- Lucas, R. E. Jr. (1988), "On the Mechanics of Economic Development", *Journal of Monetary Economics*, Vol. 22, No. 1: 3-42.
- Mansfield, E. (1984), R&D and Innovation: Some Empirical Findings, in *R&D, Patents and Productivity*, Chicago: University of Chicago Press.
- Mao, P. H.; Zhou, Y. H.; Huang, X.; Xia, Z. Q. (2011), "The Effect of Human Capital on Corporate R&D Activities from the Angle of Patent Output: Evidence from Large and Medium-sized Enterprises", *Shanghai [J]. Journal of Finance and Economics*, 12.
- McGuirk, H.; Lenihan, H.; Hart, M. (2015), "Measuring the impact of innovative human capital on small firms' propensity to innovate", *Research Policy*, Vol. 44, No. 4: 965-976.
- Mileva, E. (2007), *Using Arellano-Bond Dynamic Panel GMM Estimators in Stata*, New York: Fordham University.
- Nelson, A. J. (2009), "Measuring knowledge spillovers: What patents, licenses and publications reveal about innovation diffusion", *Research Policy*, Vol. 38, No. 6: 994-1005.
- Nguyen, A. L.; Liu, W.; Khor, K. A.; Nanetti, A.; Cheong, S. A. (2020), "The golden eras of graphene science and technology: Bibliographic evidences from journal and patent publications", *Journal of Informetrics*, Vol. 14, No. 4: 1-18.
- Nickell, S. (1981), "Biases in Dynamic Models with Fixed Effects", *Econometrica*, No. 49: 1417-1426.
- Numenta (2020), Numenta Demonstrates 50x Speed Improvements on Deep Learning Networks Using Brain-Derived Algorithms, Numenta Press Release, 249 <https://numenta.com/press/2020/11/10/Numenta-Demonstrates-50xPerformance-Acceleration-Deep-Learning-Networks> (Erişim: 01.12.2021).
- OECD (2009), *OECD Patent Statistics Manual*, Paris: OECD Publishing.
- OECD (2015), *Frascati Manual 2015: Guidelines for Collecting and Reporting Data on Research and Experimental Development, The Measurement of Scientific, Technological and Innovation Activities*, Paris: OECD Publishing, <https://doi.org/10.1787/9789264239012-en>.
- OECD (2016), *Science, Technology and Innovation Outlook 2016*, Paris: OECD Publishing.
- OECD (2017), *Tapping Nanotechnology's Potential To Shape The Next Production Revolution, The Next Production Revolution: Implications for Governments and Business*, Paris: OECD Publishing.
- OECD (2018), *Science, Technology and Innovation Outlook 2018: Adapting to Technological and Societal Disruption*, Paris: OECD Publishing.
- OECD (2020), *OECD Main Science and Technology Indicators. R&D Highlights in the February 2020 Publication*, Directorate for Science, Technology and Innovation, [www.oecd.org/sti/msti2020.pdf](http://www.oecd.org/sti/msti2020.pdf).
- OECD (2021), *Main Science and Technology Indicators, Volume 2021, Issue 1*, Paris: OECD Publishing, <https://doi.org/10.1787/eea67efc-en>.
- OECD Stat (2021), *OECD Stat Statistics*, <https://stats.oecd.org/>.
- Özbay, F.; Oğuztürk, B. S.; Sezgin, A. (2020), "Gelişmiş ve Gelişmekte Olan G20 Ülkelerinin İnovasyon Çıktılarını Etkileyen Faktörlerin Bilgi Üretim Fonksiyonu ile Analizi", *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, C.9, S.5: 3874-3900.
- Pakes, A; Griliches, Z. (1984), *Patents and R&D at the Firm Level: A First Look*, in *R&D, Patents, and Productivity*, Chicago: University of Chicago Press.



Pantanowitz, L.; Quiroga-Garza, G. M.; Bien, L.; Heled, R.; Laifenfeld, D.; Linhart, C.; ...; Dhir, R. (2020), "An Artificial Intelligence Algorithm for Prostate Cancer Diagnosis in Whole Slide Images of Core Needle Biopsies: A Blinded Clinical Validation and Deployment Study", *The Lancet Digital Health*, Vol. 2, No. 8: 407-416.

Porter, M. E.; Stern, S. (2000), "Measuring the 'Ideas' Production Function: Evidence from International Patent Output", NBER Working Paper, No. 7891.

Raymond, W.; Mairesse, J.; Mohnen, P.; Palm, F. (2015), "Dynamic models of R & D, innovation and productivity: Panel data evidence for Dutch and French manufacturing", *European Economic Review*, No. 78: 285-306.

Rebelo, S. T. (1991), "Long-Run Policy Analysis and Long-Run Growth", *Journal of Political Economy*, Vol. 99, No. 3: 501-521.

Romer, P. M. (1986), "Increasing Returns and Long-Run Growth", *Journal of Political Economy*, Vol. 94, No. 5: 1002-1037.

Romer, P. M. (1990), "Endogenous technological change", *Journal of Political Economy*, Vol. 98, No. 5: 71-102.

Roodman, D. M. (2009), "How to do xtabond2: An Introduction to Difference and System GMM in Stata", *The Stata Journal*, Vol. 9, No. 1: 86-136.

Sampath, B.; Ziedonis, A. (2004), "Patent citations and the economic value of patents: A preliminary assessment", (Eds. H. Moed, W. Glanzel, U. Schmoch), *Handbook of Quantitative Science and Technology Research*, Boston: Kluwer, Academic Publishers.

Sargan, J. D. (1958), "The Estimation of Economic Relationships Using Instrumental Variables", *Econometrica*, No. 26: 393-415.

Say, C. (2018), *50 Soruda Yapay Zekâ*, İstanbul: 7 Renk Basım Yayıncılık.

Schumpeter, J. A., (1934), *The Theory of Economic Development: An Inquiry into Profits, Capital, Credit, Interest and the Business Cycle*, translated from the German by Redvers Opie, New Brunswick (U.S.A) and London (U.K.): Transaction Publishers.

Schumpeter, J. A., (1939), *Business Cycles: A Theoretical, Historical, and Statistical Analysis of the Capitalist Process*, (Ed. Rendigs Fels), 1964, New York and London: McGraw-Hill.

Schumpeter, J. A., (1943), *Capitalism, Socialism and Democracy*, New York: Harper Collins.

Schwab, K. (2016), *Dördüncü Sanayi Devrimi (Çev. Z. Dicleli)*, 2018, İstanbul: Optimist Kitap.

Schwab, K. (2018), *Dördüncü Sanayi Devrimini Şekillendirmek (Çev. N. Özata)*, 2019, İstanbul: Optimist Kitap.

Shapira, P.; Kwon, S. (2018), *Synthetic Biology Research and Innovation Profile 2018. Publications and Patents*, bioRxiv, <https://doi.org/10.1101/485805>.

Sierotowicz, T. (2015), "Patent activity as an effect of the research and development of the business enterprise sectors in the countries of the European Union", *Journal of International Studies*, Vol. 8, No. 2: 101-113.

Singh, A.; Wong, P. K.; Ho, Y. P. (2015), "The role of universities in the national innovation systems of China and the East Asian NIEs: An exploratory analysis of publications and patenting data", *Asian Journal of Technology Innovation*, Vol. 23, No. 2: 140-156.

Solow, R. B. (1957), "Technical Change and the Aggregate Production Function", *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 39, No. 3: 312-320.

Soul Machines (2018), *Digital Gene Pool Makes It Easy to Produce Highly Realistic Digital Humans in Minutes*, Media Release, December 13, <https://www.soulmachines.com/2018/12/hot-off-the-press-soul-machineslaunches-digital-dna-a-critical-component-in-the-future-of-customerexperience/> (Erişim: 18.11.2021)

Squicciarini, M. P.; Voigtländer, N. (2015), "Human capital and industrialization: Evidence from the age of enlightenment", *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 130, No. 4: 1825-1883.

Stokes, J. M.; Yang, K.; Swanson, K.; Jin, W.; Cubillos-Ruiz, A.; Donghia, N. M.; ...; Collins, J. J. (2020), "A Deep Learning Approach to Antibiotic Discovery", *Cell*, Vol. 180, No. 4: 688-702.

Subramaniam, M.; Youndt, M. A. (2005), "The influence of intellectual capital on the types of innovative capabilities", *Academy of Management Journal*, Vol. 48, No. 3: 450-463.

Sumitomo (2020), *Sumitomo Dainippon Pharma Co.*, <https://www.dspharma.com/ir/news/2020/20200130.html> (Erişim: 13.11.2021).

Sun, X.; Li, H.; Ghosal, V. (2020), "Firm-level human capital and innovation: Evidence from China", *China Economic Review*, No. 59, No. 101388: 1-15.

- Tatoğlu, Y. F. (2018), İleri Panel Veri Ekonometrisi: Stata Uygulamalı, 3. Baskı. İstanbul: Beta Yayıncılık.
- Teslenko, V.; Melnikov, R.; Bazin, D. (2021), "Evaluation of the impact of human capital on innovation activity in Russian regions", *Regional Studies, Regional Science*, Vol. 8, No. 1: 109-126.
- Thomas, V. J.; Sharma, S.; Jain, S. K. (2011), "Using patents and publications to assess R&D efficiency in the states of the USA", *World Patent Information*, Vol. 33, No. 1: 4-10.
- TÜBİTAK (2016), Yeni Sanayi Devrimi: Akıllı Üretim Sistemleri Teknoloji Yol Haritası, [https://www.tubitak.gov.tr/sites/default/files/akilli\\_uretim\\_sistemleri\\_tyh\\_v27\\_aralik2016.pdf](https://www.tubitak.gov.tr/sites/default/files/akilli_uretim_sistemleri_tyh_v27_aralik2016.pdf).
- USPTO (2018), The United States Patent and Trademark Office, <https://www.uspto.gov/ip-policy/patent-policy/ip5>
- Vancauteren, M. (2018), "The effects of human capital, R&D and firm's innovation on patents: a panel study on Dutch food firms", *The Journal of Technology Transfer*, Vol. 43, No. 4: 901-922.
- Vivarelli, M. (2014), "Innovation, Employment and Skills in Advanced and Developing Countries: A Survey of Economic Literature", *Journal of Economic Issues*, Vol. 48, No. 1: 123-154.
- Vivarelli, M. (2015), "Innovation and Employment", *IZA World of Labor*, No. 154: 1-10.
- Wang, N.; Hagedoorn, J. (2014), "The lag structure of the relationship between patenting and internal R&D revisited", *Research Policy*, Vol. 43, No. 8: 1275-1285.
- WEF (2017), The Global Risks Report 2017, World Economic Forum, Insight Report, 12 th Edition.
- WEF (2020), Jobs of Tomorrow: Mapping Opportunity in the New Economy, World Economic Forum, Platform for Shaping the Future of the New Economy and Society, January 2020.
- WIPO (2021), Global Innovation Index 2021: Tracking Innovation through the COVID-19 Crisis. Geneva: World Intellectual Property Organization.
- Windmeijer, F. (2005), "A Finite Sample Correction for the Variance of Linear Efficient Two-Step Gmm Estimators", *Journal of Econometrics*, Vol. 126: 25-51.
- Wong, C. Y.; Mohamad, Z. F.; Keng, Z. X.; Azizan, S. A. (2014), "Examining the patterns of innovation in low carbon energy science and technology: Publications and patents of Asian emerging economies", *Energy Policy*, Vol. 73: 789-802.
- Yaman, H.; Çetin, D.; Dulupçu, M. A. (2020), "OECD Ülkelerinde Ar-Ge Harcamaları ve İleri Teknoloji İhracatı: Bir Panel Veri Analizi", *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, C. 20, S. 3: 193-208.
- Yang, C. H.; Matsuura, T.; Ito, T. (2019), "R&D and patenting activities of foreign firms in China: The case of Japan", *Japan and the World Economy*, Vol. 49: 151-160.

**Extended Summary**

**A Model Experiment on Effective Factors in Artificial Intelligence Technologies: A Panel Data Analysis with the Most Successful Countries**

Along with many technologies such as internet of things, big data and cloud technologies, it is considered that artificial intelligence is expected to lead the manufacturing sector of the future and start a new revolution in production. Successes in machine learning and deep learning make artificial intelligence technologies more effective than ever before. Professions related to artificial intelligence are also among the professions of the future. Artificial intelligence technologies continue to change the traditional production and service understanding in many sectors such as finance and banking, education, medicine, informatics, pharmaceutical industry, manufacturing industry. Looking at the countries that have a say in artificial intelligence technologies, it is seen that 80% of these technologies belong to Japan (25%), USA (24%), China (18%) and Korea (11%). The common point of the countries that are successful in these technologies is the importance given to R&D and human capital. In this study, the most successful countries in these technologies were selected according to available international data and the effective factors in this success were investigated empirically.

Countries such as South Korea, Singapore and Taiwan, which showed surprising growth performance against the basic assumptions of neoclassical growth models, caused the internal factors in economic growth to be questioned. This phenomenon, which cannot be explained by the current growth models in the literature and is called the Asian Miracle, has drawn the attention of countries to their own internal factors in economic growth. In addition to technology, which is considered external in the neoclassical approach, the role of factors such as knowledge, R&D, innovation, human capital, specialization, division of labor, learning by doing, technical infrastructure and economies of scale in growth has gained meaning with endogenous growth models. Explaining the role of human capital on economic growth, the Lucas model argues that increasing returns to scale will prevail for human capital due to externalities created by educational gains.

The theoretical and empirical literature on the effective factors on innovation outcomes is quite extensive and comprehensive. The relationship of patents, which are accepted as an innovation output, with R&D, human capital and scientific publications is discussed in detail in the literature review of this study. Research on knowledge-based firms points to several drivers that explain firms' patent output. These drivers usually consist of R&D, human capital, competitive effects and economies of scope. It is known that similar driving forces are effective on innovation output at macro and meso level. In many studies in the literature, the critical importance of human capital has been revealed at the national, regional and firm level. The literature on the positive and significant impact of R&D expenditure on patents is extensive. In fact, it is seen that almost all of the studies on the effective factors in patent activities focus on the role of R&D. Studies emphasize the importance of scientific publication and patent statistics in the evaluation of R&D performances. Empirical studies indicate the existence of a strong relationship between scientific publication performance and patents.

The research covers the seventeen countries that received the most patents in artificial intelligence technologies in the IP5 patent family and have open data, on a total basis, between 2005 and 2017. These countries are Japan, USA, South Korea, China, Germany, United Kingdom, France, Canada, Netherlands, Sweden, Australia, Switzerland, Belgium, Finland, Italy, Spain, Russia, respectively, according to the total number of patents received. In this context, a dynamic econometric model has been established that analyzes the relationship of R&D expenditures, number of researchers and number of scientific publications on artificial intelligence technologies. The variables used in this study, which is a dynamic panel analysis, were determined as: number of artificial intelligence technologies patents, national income per capita, number of researchers, number of scientific publications and R&D expenditures. The variables were compiled from the OECD Stat and World Bank Development Indicators data source and cover the period 2005-2017.

The research model was estimated by the S-GMM method and it was concluded that the model was valid and significant as a whole, with the post-tests. As a method, the S-GMM method is used because of the possible endogeneity problem due to the lagged version of the independent variable, the detection of heteroscedasticity and autocorrelation in the pre-tests, the existence of a linear functional relationship and the unit size of the data set larger than the time dimension ( $N > T$ ), has been preferred. According to the empirical findings, it has been concluded that R&D expenditures, the number of scientific publications and the number of researchers have a positive relationship with artificial intelligence technologies. In the literature, there are various studies examining the effects of these variables in different country groups and different sectors. This study, unlike the others, presents an empirical finding in terms of artificial intelligence technologies and on the basis of the most successful countries in this technology (not in a specific country group such as OECD, EU, etc.). The findings prove how related the most basic science, technology and innovation indicators are in artificial intelligence technologies.

National innovation policies undoubtedly play a unique role in the success of science, technology and innovation. R&D, identified as the most influential factor in this study, usually returns to the economy as a long-term investment. Similarly, human capital, which has been shown to be an important factor empirically, is one of the achievements that can be achieved with long-term education planning and infrastructure. Japan, the USA, China and Korea, which are seen as the most successful in artificial intelligence technologies and hold 4/5 of these technologies worldwide, are counted among the world leaders in many other technologies as a result of their successful policies. It is evaluated that the success to be achieved in artificial intelligence technologies, which is expected to be at the forefront of other technologies in the future, will provide a great advantage in world technology leadership. In this context, it is thought that all countries that want to have a say in technology should give priority and importance to artificial intelligence technologies in their science, technology and innovation plans.