



GAZIANTEP UNIVERSITY JOURNAL OF SOCIAL SCIENCES

Journal homepage: <http://dergipark.org.tr/tr/pub/jss>



Araştırma Makalesi • Research Article

Panel Veri ve Makine Öğrenmesi Yöntemiyle Gelir Dağılımı ve İnsani Gelişmişlik Arasındaki İlişki Üzerine Bir Analiz

An Analysis on the Relationship Between Income Distribution and Human Development With Panel Data and Machine Learning

Erdemalp ÖZDEN^a Ömer Faruk GÜLTEKİN^b Turgut BAYRAMOĞLU^{c*}

^a Arş. Gör. Dr., Bayburt Üniversitesi, İİBF, İktisat Bölümü, Bayburt / TÜRKİYE

ORCID: 0000-0001-5019-1675

^b Dr. Öğr. Üyesi., Bayburt Üniversitesi, Sosyal Bilimler Meslek Yüksekokulu, Yönetim ve Organizasyon Bölümü, Bayburt / TÜRKİYE

ORCID: 0000-0002-4832-4683

^c Doç. Dr., Bayburt Üniversitesi, İİBF, İktisat Bölümü, Bayburt / TÜRKİYE

ORCID: 0000-0003-0778-0516

MAKALE BİLGİSİ

Makale Geçmişi:

Başvuru tarihi: 20 Şubat 2021

Kabul tarihi: 11 Şubat 2022

Anahtar Kelimeler:

Gelir dağılımı,

İGE,

MİST,

Panel veri,

Makine öğrenmesi

ÖZ

Bu çalışmanın amacı, MİST ülkelerinde insani gelişme, şehirleşme ve kadın istihdam oranı gibi sosyoekonomik göstergelerin gelir dağılımı üzerindeki etkisini hem ekonometrik hem de makine öğrenmesi yöntemleriyle incelemek ve bu değişkenlerin gelir dağılımı kestirimindeki performanslarını ortaya koymaktır. Ekonomi yazınında büyüme ile ilgili çokça çalışma olmasına rağmen gelir dağılımı olması gerektiği kadar yer bulamamıştır. Bu boşluğu doldurmak için olsa gerek son zamanlarda büyüme ile gelir dağılımı arasındaki çalışmaların yoğunluğu artmıştır. Bu amaçla MİST ülkelerinin 1990-2019 yılı Gini katsayıları, İGE, şehirleşme ve kadınların iş gücüne katılımı verilerine ulaşılarak, panel veri yöntemi ve makine öğrenmesi yöntemlerinden biri olan Destek Vektör Regresyonu yöntemi aracılığı ile iki ayrı analiz yapılmıştır. Yapılan analizler sonucunda tesadüfi etkiler modelindeki tüm belirleyicilerin gelir adaletsizliği üzerinde istatistiksel olarak anlamlı etkiye sahip olduğu anlaşılmıştır. Modelde İGE ve kentleşme %5 düzeyinde anlamlıyken kadınların iş gücüne katılımı ise %0,1 oranında anlamlı çıkmıştır. Tüm açıklayıcı değişkenlerin işaretleri negatifdir ve dolayısıyla gelir adaletsizliğini azaltıcı yönde etkilerinin olduğu söylenebilir. Kısaca çalışmanın sonucunda MİST ülkelerinin 1990 yılından bu tarafa İGE, şehirleşme ve kadınların işgücüne katılım değerleri iyileştikçe Gini katsayıları iyileşmiş, yani bir başka ifadeyle bu ülkelerin gelir dağılımı daha adil olmuştur. Bu çalışmada literatürde tespit edilen çalışmalardan farklı olarak Destek Vektör Regresyonu modeli de kullanılmış ve özellikle gelir adaletsizliğinin tahmini için daha uygun bir model ürettiği gözlemlenmiştir.

ARTICLE INFO

Article History:

Received February 20, 2021

Accepted February 11, 2022

Keywords:

Income distribution,

HDI,

MIST,

Panel analysis,

Machine learning

ABSTRACT

The aim of this study is to examine the effects of socioeconomic indicators such as human development, urbanization and female employment rate on income distribution in MIST countries, with both econometric and machine learning methods, and to predict the performance of these variables in income distribution estimation.. Although there are many studies on growth in the economics literature, the income distribution has not found the place it should be. To fill this void, the intensity of studies between growth and income distribution has increased recently. For this purpose, we employed two separate analyzes using the panel data method and the Support Vector Regression method, which is one of the machine learning methods, by reaching the Gini coefficients, HDI, urbanization, and female labor force participation data of the MIST countries for the years 1990-2019. As a result, all determinants in the random-effects model have a statistically significant effect on income inequality. In the model, while HDI and urbanization are significant at 5%, female labor force participation is significant at 0.1%. Signs of all explanatory variables are negative, and therefore they have a decreasing effect on income inequality. As HDI, urbanization, and female labor force participation values of MIST countries have improved since 1990, the Gini coefficients have improved. In other words, the income distribution of these countries has become fairer. Unlike other studies in the literature, the Support Vector Regression model was used in this study, and SVR produced a more suitable model for predicting income inequality.

* Sorumlu yazar/Corresponding author.
e-posta: tbayramoglu@bayburt.edu.tr

EXTENDED ABSTRACT

Development is one of the main goals that national economies want to achieve. It makes sense if all the activities carried out in the economic sense ultimately contribute to the welfare level of the countries. On the other hand, the growth performances of countries do not guarantee a fair distribution of income in any case. In addition, efforts must be made to make the income distribution fairer every day. Naturally, unless the growth of the economy ensures fairer income distribution, more work will be needed.

In addition to growth, another problem is that the income distribution is not fair enough. The reasons for income inequality can be different; The quality and level of education, optimum distribution of production factors, legal infrastructure problems, changes in the country's economy, development of financial markets, tax rates and market distorting political interventions are the leading ones. Based on this, it can be expected that improvement of the mentioned factors will make a positive contribution to the justice of income distribution.

MIST countries were created in 2011 by Goldman Sachs economist Jim O'Neill to describe emerging markets. These countries are Mexico, Indonesia, South Korea and Turkey. In defining these countries, it was emphasized with various reports that these countries could be the emerging markets of the future. The factors that make these countries stand out are the advantages they have, their development potential, their being a G20 country, their proximity to the largest economies such as the USA and China, their activities in the financial markets, their high openness to the outside, their young population, their consumption structure changing day by day, growth and relative macroeconomic stability, the existence of an ever-growing middle class, and their positive influence in the business environment.

This study has been carried out using socioeconomically important indicators such as human development, urbanization and increase in female employment by taking the sample mass of MIST countries, whether the income distribution has improved over time. To investigate this relationship, both econometric methods and machine learning methods were used and the capacity of these models to predict the change in income inequality in the future was compared.

Although there are many studies on growth in the economics literature, the income distribution has not found the place it should be. To fill this void, the intensity of studies between growth and income distribution has increased recently. Since the Human Development Index (HDI), urbanization, and the increase in female employment are socioeconomically important in understanding income distribution and income inequality, these indicators are added to the model. In the investigation of this relationship, mostly the econometric analysis method has been employed so far. In this study also machine learning methods have also been used as an alternative analysis to grasp this relationship. Therefore, this study examines the socioeconomic indicators such as human development, urbanization, and female employment rate in MIST countries on income distribution with both econometric and machine learning methods.

Firstly, a review was made that examines the indicators used in the study and the relationships between these indicators. Then, both econometrics and machine learning studies, which have recently started to take place in the economics literature, are reviewed. For this purpose, income distribution, HDI, urbanization, women's participation in working life were evaluated separately, mostly on recent studies.

The HDI has an essential role in the sustainable economic development process. Theoretically, an increase in the HDI is expected to improve income inequality in developing countries. In this context, Hicks (1997), Alkira and Foster (2010), Martinez (2011), Thiel (2016), Ishan et al. (2018) Kanbir (2020) concluded in their studies that there is a negative relationship between human development index and income distribution.

Another research variable for the study is the relationship between income inequality and urbanization rate. In the literature, it cannot be said that the rate of urbanization always positively affects income justice. According to some studies, there is a positive relationship between urbanization rate and income injustice, while in others, there is a negative relationship between urbanization rate and income inequality.

Women's employment draws attention as a significant social problem, especially for developing countries. Although the participation of women in the workforce plays a crucial role in the economic development process, studies generally focused on the barriers to women's employment and microeconomic problems.

Economic indicators have been researched and analyzed by econometric analysis methods. With the development and widespread use of machine learning methods, examining economic determinants has started to gain a different dimension. In the literature that machine learning analyzes are employed on economic variables in some studies recently.

The study aims to examine the effects of socioeconomic variables on the income inequality of countries and estimate income inequality through these variables. For this purpose, both econometric analyzes and SVR, one of the machine learning methods, were used in the study to reveal the relationship between variables. To compare these two models, the data were divided into 80% training set and 20% test set, and the performance of the models was measured by comparing the results.

As a result of the analysis, all determinants in the random-effects model had a statistically significant effect on income inequality, the HDI and urbanization were significant at 5%, and the female labor force was significant at 0.1%. The signs of all explanatory variables are negative, and therefore they have a decreasing effect on income inequality. Also, the machine learning method showed a better performance in determining the relationship between the variables used in the study and income inequality.

Giriş

Bir ekonomide gerçekleştirilmek istenen en temel amaçlardan biri kalkınmadır. İktisadi anlamda yapılan bütün faaliyetler nihayetinde ülkelerin refah seviyesine katkı yapıyorsa bir anlam ifade etmektedir. Diğer yandan ülkelerin büyüme performansları her halükarda gelirin adil dağıtılmasını garanti etmemekte, gelir dağılımının her geçen gün daha adil olması için ayrıca çaba gösterilmesi gerekmektedir. Üretilen hasılanın nüfusun katmanları tarafından göreceli olarak paylaşılması demek olan gelir dağılımının adil olması, başta liberal sistem olmak üzere farklı iktisadi sistemlerde de tam olarak sağlanamamış ve sürekli bir sorun alanı olarak kalmıştır. Ekonomik amaç olan büyüme, ülkelerin kalkınma literatürü için her zaman sorgulanan bir unsur olmuş, büyüyen ülkelerin kalkınma göstergelerinin de iyileşmesi önemli görülmüştür. Yani büyüyen bir ülkenin sağlık, eğitim ve çevre göstergelerinin de iyileşmesi beklenmektedir. Ancak, ortodoks iktisat yazınında bu konulara hep ikinci derecede önem verilmiş, gelir dağılımı konusu dikkate alınmamıştır. Ekonominin büyümesi doğal olarak gelir dağılımının daha adil olmasını sağlamadıkça bu konudaki çalışmalara daha fazla ihtiyaç duyulacaktır. Üstelik gelir dağılımı adaletsizleştikçe ülkelerin zamanla büyüme performanslarının da düştüğü gözlemlenmektedir. 2019 yılı Aralık ayında başlayan ve halen bütün yakıcılığı ile devam eden Covid-19 salgını ise dünyada hem büyüme değerlerini çok hızlı aşağıya çekmiş hem de zaten bozuk olan gelir dağılımını iyice kötüleştirmiştir. Yani dünyada zenginlerle yoksullar arasındaki uçurum gittikçe derinleşmektedir.

Bilindiği gibi büyüme ve gelir dağılımı arasındaki öncü çalışmalar Kuznets'e aittir. Kuznets (1955) yaptığı çalışmada, ekonomik gelişmişlik düşükken gelir dağılımının nispeten adil olduğunu, gelir arttıkça gelir adaletsizliklerinin de arttığını ve kalkınmanın nihayetinde ise yine gelir dağılımında iyileşmelerin yaşandığını ifade etmiştir. Buna, literatürde oluşan eğrinin şeklinden dolayı Kuznets Ters U eğrisi denmektedir. Ekonomik büyümenin gelir dağılımını önce bozacağı sonra ise düzeltereği tezi iktisatçılar arasında epeyce ses getirmiş ve tartışılmıştır (Öztürk ve Oktar, 2017, s. 103). Bu tezin evrensel olmadığı, nispeten Batı Avrupa için geçerli olduğu dile getirilmiş, gelir dağılımının Güney Asya, Güney Amerika ve İskandinav ülkeleri için zamanla farklı şekillerde gerçekleştiği söylenmiştir.

Gelir dağılımı eşitsizliğinin sebepleri farklı olabilmektedir. Eğitimin kalitesi ve düzeyi, üretim faktörlerinin optimum dağılımı, hukuki alt yapı sorunları, ülke ekonomisindeki değişiklikler, finansal piyasaların gelişmişliği, vergi oranları ve piyasa bozucu politik müdahaleler bunların başında gelmektedir (Kuştepe ve Halaç, 2004, s. 145; Ayyıldız, 2017, s. 139; Akça ve Ela, 2012, s.245). Bahsi geçen faktörlerin iyileştirilmesinin gelir dağılımı adaletine pozitif katkı yapacağı beklenebilir.

Gelir dağılımını ölçen en yaygın araçlardan birisi olan Gini katsayısı, 0 ile 1 arasında değerler alan, 1'e yaklaştıkça daha adaletsiz, 0'a yaklaştıkça da daha adil olunan ve bir ülkedeki hasılanın dağılımının ne kadar eşit olduğunu anlamamıza yarayan bir katsayıdır. Kısaca Gini katsayılarından sıfır değeri, toplumun bütün bireylerinin eşit gelire ulaştığını, bir ise gelirin bir kişide toplandığı göstermektedir. Gini katsayısı, Lorenz eğrisinde yer alan üstteki alanın alttaki alana bölünmesi ile bulunmaktadır. Modelimizin bağımsız değişkenlerinden birisi olan İnsani Gelişmiş Endeksi, sağlık, gelir ve eğitimin ağırlıklı ortalamasından hesaplandığı için kapsayıcılığından dolayı ülkeler için iyi bir gösterge olarak kabul edilmektedir.

MIST ülkeleri, 2011 yılında Goldman Sachs ekonomisti Jim O'Neill tarafından yükselen piyasaları tanımlamak amacıyla oluşturulmuştur. Bu ülkeler Meksika, Endonezya, Güney Kore ve Türkiye'dir. Yayınlanan çeşitli raporlarla bu ülkelerin geleceğin yükselen piyasaları olabileceği vurgulanmıştır. Bu ülkelerin öne çıkmasını sağlayan etkenler, sahip oldukları avantajlar, gelişim potansiyeline sahip olmaları, G20 ülkesi olmaları, ABD ve Çin gibi en büyük

ekonomilere yakınlıkları, finansal piyasalardaki aktiviteleri, dışa açıklıklarının yüksek olması, genç nüfusa sahip olmaları, tüketim yapılarının günden güne değişmesi, sürekli büyüme ve göreceli makro ekonomik istikrarları, sürekli büyüyen bir orta sınıfın var olması ve iş çevrelerinde pozitif etkiye sahip olmaları sayılabilir (Çelebi vd., 2019).

Tablo 1: MIST Ülkelerinin Zamanla Değişen Gini Katsayıları ve İnsani Gelişmişlik Endeksi Verileri

Yıllar	Meksika		Endonezya		Güney Kore		Türkiye	
	Gini Katsayısı	İnsani Gelişmişlik Endeksi	Gini Katsayısı	İnsani Gelişmişlik Endeksi	Gini Katsayısı	İnsani Gelişmişlik Endeksi	Gini Katsayısı	İnsani Gelişmişlik Endeksi
1990	0,453	0,656	0,484	0,523	0,388	0,732	0,479	0,583
2000	0,472	0,708	0,479	0,603	0,392	0,823	0,504	0,660
2010	0,480	0,748	0,506	0,665	0,389	0,889	0,472	0,739
2011	0,485	0,755	0,460	0,673	0,392	0,895	0,466	0,753
2012	0,479	0,759	0,480	0,681	0,390	0,898	0,457	0,765
2013	0,478	0,756	0,488	0,687	0,370	0,901	0,451	0,785
2014	0,487	0,761	0,487	0,690	0,350	0,904	0,448	0,796
2015	0,475	0,766	0,486	0,695	0,360	0,907	0,447	0,801
2016	0,463	0,768	0,557	0,703	0,350	0,910	0,432	0,808
2017	0,459	0,771	0,549	0,707	0,350	0,912	0,426	0,814
2018	0,454	0,776	0,545	0,712	0,355	0,914	0,432	0,817
2019	0,453	0,779	0,544	0,718	0,357	0,916	0,433	0,820

Kaynak: World Bank, UNDP, Texas Üniversitesi

Tablo 1’de MIST ülkelerinin zamanla değişen Gini katsayıları ve İnsani Gelişmişlik Endeksi (İGE) verileri verilmiştir. Buna göre Meksika’nın 1990’lı yıllarda 0,453 olan Gini katsayısı 2014’e kadar artmakta yani gelir dağılımı iyice bozulmakta daha sonra ise göreceli olarak bir iyileşme olmakta, 2019 yılına gelindiğinde ise 1990’lı yıllar seviyesi olan 0,453’e düşmektedir. Meksika’da aynı dönem için İGE verilerine bakıldığında ise sürekli bir artış yani iyileşme olduğu anlaşılmaktadır. Endonezya’nın Gini katsayılarına ve İGE verilerine bakıldığında ise 1990’da 0,484 olan Gini katsayısı sürekli yükselerek 2019 yılında 0,544’e yükselmiştir. Yani gelir dağılımı Endonezya’da zamanla daha da bozulmuştur. Aynı dönem için İGE bakıldığında ise sürekli bir iyileşme olmuş ve 2019 yılında 0,718 gibi bir rakama ulaşmıştır. Güney Kore’nin 1990’da Gini katsayısı 0,388 iken 2019 yılında 0,357 değerine ulaşmış ve gelir dağılımı iyileşmiştir. Güney Kore’nin aynı dönem için İGE bakıldığında ise 1990’da 0,732 olan İGE 2019 yılında 0,916 değerine ulaşmıştır. Yani İGE iyileşirken gelir dağılımı da daha adil olmuştur. Benzer bir şekilde Türkiye’ye bakıldığında ise 1990 yılında Gini katsayısı 0,479 iken 2019 yılında 0,433 olarak gerçekleşmiş ve gelir dağılımında zamanla iyileşme yaşanmıştır. Türkiye’nin İGE bakıldığında ise 1990’da 0,583 değerinden 2019 yılında 0,820’e yükselmiştir. Yani Türkiye için İGE yükselirken gelir dağılımı da iyileşmiştir.

Ülkeler için önemli olan büyümenin kalkınma göstergelerini de iyileştirmesi beklenmektedir. Bir ülkenin kalkınmışlığının iyi bir göstergesi olarak kabul edilen İnsani Gelişmişlik Endeksi (İGE)’nin zamanla iyileşmesi o ülkenin ne kadar geliştiğini gösterirken, gelir dağılımını da zamanla iyileştirmesi beklenmektedir. Küreselleşmenin hızlanarak arttığı günümüzde ekonomik büyümenin gelir dağılımını iyileştirmedeği yapılan bazı çalışmalarla ortaya konulmuştur (Yapraklı ve Bayramoğlu, 2016; Baş, 2009, s. 49).

Literatür Araştırması

Bu çalışmada, gelir dağılımının zamanla iyileşip iyileşmediği, örneklem külesi MIST ülkeleri alınarak, insani gelişme, şehirleşme ve kadın istihdamı artışı gibi sosyoekonomik açıdan önem taşıyan göstergeler kullanılarak yapılmıştır. Bu ilişkinin araştırılması için hem ekonometrik yöntemlerden hem de makine öğrenmesi yöntemlerinden yararlanılmış ve bu

modellerin gelir adaletsizliğinin gelecek dönemlerdeki değişimini tahmin edebilme kapasiteleri karşılaştırılmıştır.

Literatür araştırması yapılırken öncelikle çalışmada kullanılan göstergeler ve bu göstergelerin aralarındaki ilişkileri inceleyen bir tarama yapılmış, daha sonra ekonomi literatüründe kendine son dönemde yer bulmaya başlayan hem ekonometri hem de makine öğrenmesi çalışmalarına değinilmiştir.

Gelişmekte olan ülkelerde sosyal yapıların farklı ilişki boyutlarına sahip olması özellikle eğitim, sağlık ve gelir adaletsizliği gibi sosyoekonomik göstergeler üzerinden değerlendirilebilir. Bu noktada insani gelişmişlik endeksinin göstermiş olduğu gelişme, toplumlar açısından ilerleme sürecine işaret etse de, gelir adaletsizliğinin gelişmekte olan toplumlarda devam eden kötü performansı toplumların sosyoekonomik olarak önemli sorunlarının devam ettiğini gözler önüne sermektedir. Literatürde yer alan çalışmalar sorunlara farklı noktalardan yaklaşmakla beraber birçok noktada genel iddianın aksine sonuçlar bulabilmektedir. Bu doğrultuda çalışmada kullanılan değişkenlerin gelir dağılımıyla olan ilişkileri özellikle gelişmekte olan ülkeler açısından yapılan araştırmalar ve elde edilen bulgular doğrultusunda değerlendirilecektir.

Temel olarak insani gelişmişlikle gelir adaletsizliği arasındaki ilişkilerin araştırıldığı çalışmalar literatür araştırmasının önemli bir yönünü oluşturmaktadır. Ekonomik kalkınma sürecinde gelişmekte olan ülkelerin eğitim, sağlık ve gelir bileşenlerini bir arada ifade eden İnsani Gelişmişlik Endeksi, sürdürülebilir ekonomik kalkınma süreci için önemli bir role sahiptir. Bu doğrultuda daha iyi eğitim seviyesi, daha iyi sağlık olanakları ve daha yüksek bir gelir düzeyi daha bilinçli bir toplum ve iyi bir beşeri sermaye olanağını göstermektedir. Teorik olarak insani gelişmişlik endeksinde meydana gelebilecek bir artışın gelişmekte olan ülkelerde gelir adaletsizliğini iyileştirmesi beklenmektedir. Önceki çalışmalarda insani gelişim endeksinde gelir adaletsizliğinin de dahil edilmesiyle birlikte yeni bir insani gelişim endeksi oluşturulmuştur. Konuyla ilgili ilk çalışmalar arasında Hicks'in (1997) "Eşitsizlikle Düzeltilmiş İnsani Gelişim Endeksi" çalışması yer almaktadır. Çalışma 20 farklı gelişmekte olan ülkenin yıllık gelir, eğitime katılım ve yaşam süresi kazanımındaki eşitsizlikleri ölçen Gini katsayılarını oluşturmaktadır.

Konuyla ilgili yapılmış bir diğer araştırma Alkire ve Foster'a (2010) aittir. Çalışmada insani gelişmişlik endeksi, gelir adaletsizliği değişkenleri modele dahil edilerek yeniden hesaplanmıştır. Martinez (2011) insani gelişmişlik endeksi ve gelir adaletsizliğiyle ilişkilendirerek yeni bir endeks oluşturmuştur. Türkçe literatür açısından ise Kanbir (2020) ülkeler adına daha gerçekçi bir sıralama yapmak için insani gelişmişlik endeksi ile Gini katsayısının birleşiminden yeni bir hesaplama yapmıştır. Çalışma sonuçlarına göre yapılan revizyon neticesinde 2017 için ülkelerin sıralamaları büyük oranda değişiklik göstermektedir. İnsani gelişim endeksi ve gelir adaletsizliği arasındaki ilişkinin araştırıldığı çalışmalar arasında ise Alvan (2007) 90 ülke için yaptığı çalışmada gelir adaletsizliğiyle insani gelişim endeksi arasındaki ilişkiyi araştırmış, elde ettiği bulgulara göre gelir adaletsizliği ile insani gelişmişlik endeksi arasında negatif bir ilişki bulunduğunu iddia etmiştir. Mikk (2008) yapmış olduğu araştırmayla dikkat çekmektedir. Baltık ülkeleri için yapılmış araştırmada gelir adaletsizliğini sembolize eden Gini katsayısı ile insani gelişmişlik endeksi arasındaki ilişki araştırılmıştır. Yazarın elde ettiği sonuçlara göre insani gelişmişlik endeksi ile Gini katsayısı arasında negatif yönlü bir ilişki vardır. Daha yüksek bir insani gelişmişlik seviyesi Baltık ülkeleri açısından gelirin daha adil dağıtılacağına işaret etmektedir. Thiel (2016) 117 ülkede 1970-2010 dönemi için yapmış olduğu araştırmada insani gelişim endeksi ve gelir dağılımı arasında negatif bir ilişki bulunduğunu iddia etmiştir. Çalışmanın dikkat çekici yönü ise yazarın gelir dağılımının insani gelişim endeksi üzerindeki etkisini araştırmasıdır. Ishan vd. (2018) 78 ülke için yapmış

oldukları araştırmada insani gelişmişlik endeksi ve gelir dağılımı arasındaki ilişkiyi araştırmışlardır. Elde ettikleri bulgulara göre gelir adaleti ile insani gelişmişlik endeksi arasında negatif bir ilişki bulunduğunu, bu ilişkinin gelişmekte olan ülkelere kıyasla gelişmiş ülkelerde daha güçlü olduğunu iddia etmişlerdir. Bu durumun nedeni ise küreselleşme sürecinin gelişmekte olan ülkelerde yeterince gerçekleşmemesidir.

Bu çalışmada kullanılan diğer bir araştırma unsuru, gelir adaletsizliği ve şehirleşme oranı arasındaki ilişkidir. Şehirleşme oranı ile gelir adaletsizliği ilişkisi, ekonomik gelişme ekseninde değerlendirildiğinde üretim süreci ve işbölümü şehirleşmeyle birlikte artış göstermiştir. Toplumsal yaşamın getirdiği karşılıklı saygı anlayışının artış göstermesi, bireylerin gelişimine de katkı sağlayacaktır. Bu doğrultuda hem eğitim hem de gelir açısından şehirleşmenin bireylerin kişisel refahına önemli katkılar yaptığı söylenebilir. Ancak, literatürde yer alan çalışmalara göre şehirleşme oranının gelir adaletini her zaman pozitif etkilediği söylenemez. Bazı çalışmalara göre şehirleşme oranı ve gelir adaletsizliği arasında pozitif bir ilişki bulunurken bazı çalışmalara göre şehirleşme oranı ile gelir adaletsizliği arasında negatif bir ilişki bulunmaktadır. Şehirleşme oranı ve gelir adaletsizliği ilişkisine dair dikkat çeken önemli bir nokta da konuyla ilgili araştırmaların 1990'ların ikinci yarısından itibaren değer kazanmış olmasıdır. Bu noktada dikkat çekecek önemli bir çalışma Kanbur ve Zhang (1999)'ın Çin için yapmış oldukları araştırmadır. Kanbur ve Zhang (1999) Çin'de kırsal-kentsel, kıyı-iç bölgelerindeki şehirleşmeyle eşitsizlikleri araştırmıştır. Kanbur ve Zhang'a göre kır-kent eşitsizliklerinin daha büyük boyutlarda olduğu söylenebilir. Bu doğrultuda şehirleşmenin gelir eşitsizliğini azaltıcı yönde etki yaptığını yönelik yorum yapılabilir. Glaeser vd. (2009) eşitsizlik ve şehirleşme üzerine daha kapsamlı bir araştırma yapmışlardır. Şehirleşmeyle birlikte, şehirlerde üretilen gelir ve nüfus gibi ekonomik ve demografik unsurların artışıyla eşitsizliklerin azalacağını iddia etmişlerdir. Buradan çıkarılacak sonuç, şehirleşme oranının artışıyla birlikte genel olarak eşitsizliklerin azalacağı yönündedir.

Baum-Snow ve Pavan (2013), ABD'de 1979-2007 dönemi için şehir büyüklüğü ile gelir eşitsizliği ilişkisini araştırmışlardır. Elde ettikleri bulgulara göre şehir büyüklüğü ile ücret eşitsizlikleri arasında pozitif bir ilişki vardır. Özellikle beceri yönündeki farklılıkların, büyük şehirlerde ücret eşitsizliğini daha fazla artırdığını iddia etmişlerdir. Çalışmada eğitimle gelişen beşeri sermaye faktörünün özellikle büyük şehirlerde gelir oluşturma ve üretim açısından önemine vurgu yapılmıştır. Kanbur ve Zhuang (2013) Asya ülkelerinde kentleşme ve gelir eşitsizliği üzerine yapmış oldukları araştırmada şehirleşmenin gelir eşitsizliği üzerine pozitif bir etkide bulunduğunu, ancak bu etkinin ülkeden ülkeye farklılık gösterdiğini iddia etmişlerdir. Kentleşme, Filipinler'de ulusal düzeydeki eşitsizlik artışına yaklaşık % 300, Endonezya'da % 50'den fazla, Hindistan'da ise % 15'ten daha az katkıda bulunmakla birlikte Çin'de tersi süreç işlemiş, kentleşme gelir adaletsizliğini azaltıcı bir etkide bulunmuştur. Chen vd. (2016), Çin'de 1978-2014 dönemi için şehirleşmenin gelir adaletsizliğine doğrudan etkisini Gini katsayısı verilerini kullanarak araştırmışlar, elde ettikleri bulgulara göre Çin'de reform sonrası dönem için şehirleşme artışının gelir adaletini olumlu yönde etkilediğini öne sürmüşlerdir. Daha açık bir ifadeyle Çin'de özellikle reform döneminden itibaren şehirleşme oranıyla Gini katsayısı arasında negatif bir ilişkinin bulunduğu iddia edilmiştir. Liddle (2017), 2013 yılı için 133 ülkede kentleşmenin gelir adaletsizliği ve yoksulluğa olan etkilerini araştırmış, şehirleşme oranındaki aşırı artışın eşitsizlik üzerine pozitif bir etkiye sahip olduğunu iddia etmiştir. Sulemana vd. (2019), Sahra-altı Afrika'da gelir eşitsizliği ve şehirleşme arasındaki ilişkiyi 1996-2016 dönemi için araştırmışlar ve şehirleşme oranının gelir eşitsizliğini artırıcı yönde etki ettiğini iddia etmişlerdir. Konuyla ilgili dikkat çeken önemli bir araştırma da Ekeocha (2020), tarafından yapılmıştır. Ekeocha Afrika ülkeleri için Çevresel Kuznets Eğrisi'nin geçerliliğini çevresel bozulma, ekonomik gelişme, kentleşme ve gelir adaletsizliği yönünden incelemiştir.

Ekeocha'ya göre Afrika ülkeleri için ekonomik gelişme ve çevresel bozulma arasında "N" şeklinde bir ilişki geçerliken, aynı yönde ilişki kentleşme ve gelir adaletsizliği için de geçerlidir. Bu doğrultuda yapılacak önemli değerlendirmelerden biri Afrika'da ekonomik gelişmeye bağlı olarak gerçekleşen kentleşme, belirli bir eşik değerden sonra gelir adaletsizliğini olumsuz etkilemektedir. Kentleşmenin nüfusa bağlı olarak aşırı artış göstermesinin, toplumsal kesimler açısından farklılık artışına yol açabileceği iddia edilmiştir. Bu konuda yapılan literatür araştırmaları da günümüze yaklaştıkça benzer bir görünümün ortaya çıktığını bizlere göstermektedir.

Çalışmanın bir diğer değişkeni kadınların işgücüne katılımıdır. Kadın istihdamı özellikle gelişmekte olan ülkeler açısından önemli bir toplumsal sorun olarak dikkat çekmektedir. Ekonomik gelişme sürecinde kadının işgücüne katılımı çok önemli bir rol oynamakla birlikte genellikle yapılan çalışmalar kadın istihdamına yönelik engelleri ve mikro iktisadi problemleri araştırma noktasında odaklanmıştır. Bu konuda ilk dikkat çeken nokta eğitimidir. Özellikle düşük ve orta gelirli ülkelerde eğitim düzeyi düşük olan kadınların istihdam edilme zorlukları ve sosyal sorunlar gibi önemli etmenler kadın istihdamını olumsuz etkilemektedir. Son zamanlarda, kadın istihdamına yönelik makro çalışmalarda artış dikkat çekmektedir. Dünya Bankası (2012) "Cinsiyet Eşitliği ve Kalkınma Raporu" ile ekonomik kalkınma sürecinde kadın istihdamının ve cinsiyet eşitliğinin önemine vurgu yapmış, kadınların sahip olacağı ekonomik fırsatların gelecek nesilleri de olumlu yönde etkileyeceğini ifade ederek, kadınların ekonomik hayat içerisinde yer almasının beşeri sermaye gelişimi açısından da önem taşıdığını iddia etmiştir. Bu konuda dikkat çeken önemli bir çalışma yine Dünya Bankası (2013) tarafından yapılmıştır. Yapılan çalışma ile kadın istihdamının artması ve erkeklere yakın bir seviyede gerçekleşmesi durumunda gayrisafi yurtiçi hasıla Mısır'da yüzde 34, Birleşik Arap Emirlikleri'nde yüzde 12, Güney Afrika'da yüzde 10 ve Japonya'da yüzde 9 artış göstereceği tespit edilmiştir. Belke ve Bolat (2016), gelişmiş ve gelişmekte olan 148 ülkede, 1991-2014 dönemi için kadın istihdamı ve ekonomik kalkınma ilişkisini araştırmışlardır. Araştırmada, Boserup (1970) ve Goldin (1995) tarafından ekonomik kalkınma ile kadınların işgücüne katılımı arasındaki uzun vadeli ilişki için geliştirilen U-şekli hipotezi test edilmiştir. Elde edilen bulgulara göre U-şekli hipotezinin metodolojiden bağımsız olarak gelişmekte olan ülkeler için geçerli olduğu iddia edilmiştir. Konuyla ilgili olarak Eren (2019) 1991-2017 dönemi için MENA ülkelerinde kadın istihdamıyla ekonomik gelişme arasındaki ilişkiyi araştırmış, sanayi ve hizmet sektöründeki kadın istihdamından kalkınmaya doğru tek yönlü nedensellik ilişkisi bulunduğunu tespit etmiştir. Bu doğrultuda MENA ülkelerinin, sanayi ve hizmet sektöründe istihdam edilen kadınların kalkınma sürecindeki rolleri önem arz etmektedir. Çalışmalarda ve raporlarda yer alan bulgular neticesinde kadın istihdamının ekonomik gelişme açısından önemli bir yere sahip olduğu ifade edilebilir.

Ekonomik belirleyiciler ve aralarındaki ilişkilerin incelenmesi genellikle istatistiki ve ekonometrik analizler yöntemleriyle araştırılmış ve yapılagelmiştir. Makine öğrenmesi yöntemlerinin gelişmesi ve yaygın bir şekilde kullanılmasıyla ekonomik belirleyicilerin incelenmesi farklı bir boyut kazanmaya başlamıştır. Çalışmalar incelendiğinde, ekonomik belirleyicileri zaman serisi olarak ele alan ve tahmin eden yöntemlerin ağırlıkta olduğu görülmektedir. Hill vd. (1996), ekonomik rekabet verilerini değerlendirmiş ve sinir ağları ile geleneksel yöntemler arasında karşılaştırma yapmışlardır. Swanson ve White (1995), dokuz farklı makro ekonomik veri seti karşılaştırmasını ABD için gerçekleştirmişlerdir. Alon vd. (2001), perakende satış verileri üzerinde Box – Jenkins ARIMA ve çok değişkenli regresyon gibi diğer geleneksel yöntemlere karşı makine öğrenmesi ile analizler yapmışlardır. Ahmed N., vd. (2010), yaptıkları çalışmada çok katmanlı algılayıcı, Bayes sinir ağları, radyal temel işlevleri, genelleştirilmiş gerileme regresyon sinir ağları, K-en yakın komşu regresyonu, Destek

Vektör Regresyonu (SVR) ve Gauss süreç regresyonu gibi makine öğrenmesi yöntemleriyle zaman serisi tahminleri yaparak bunları ayrıntılı olarak karşılaştırmıştır. Sonuçta en iyi iki yöntemin çok katmanlı algılayıcı ve Gauss süreci regresyonu olduğunu ortaya koymuşlardır. Güleriyüz ve Özden (2020) çalışmalarında güncel makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak ham petrol fiyatlarını tahmin etmişlerdir.

Gelir adaletsizliği üzerine yapılan çalışmaların ise diğer ekonomik değişkenler üzerine yapılanlara oranla daha sınırlı kaldığı gözlemlenmiştir. Kibriya vd (2019), Hindistan üzerine kentsel-kırsal sektörler ile gelir eşitsizliği arasındaki bağlantıları incelemişlerdir. Tüm bu çalışmalardan karışık sonuçlar çıksa da çoğunlukla makine öğrenmesi tekniklerinin klasik ekonometrik tekniklere oranla daha iyi performans verdikleri görülmektedir.

Hem zaman hem birim boyutunun birlikte ele alınarak analiz yapılmasını sağlayan panel veriler üzerine makine öğrenmesi ile yapılan çalışmaların da sınırlı olduğu görülmektedir. Erdogan vd. (2019) Türkiye'deki iflas verilerini kullanarak hem panel hem de Destek Vektör Makineleri (SVM) ile analizlerini yapmışlardır. Makine öğrenme yöntemlerinden bir diğeri olan Gaussian Proses Regresyonu (GPR) modelini Karch vd. (2020) çalışmalarında panel analizi yöntemiyle birleştirerek parametrik olmayan yeni bir yöntem sunmuşlardır. Athey vd. (2019) çalışmalarında ise kolektif öğrenmesi (ensemble) yöntemiyle panel data modeli ile nedensellik etkilerini analiz etmişlerdir.

Metodoloji

Çalışmanın amacı, sosyoekonomik değişkenlerin ülkelerin gelir adaletsizliği üzerindeki etkisini incelemek ve bu değişkenler vasıtasıyla gelir adaletsizliğinin tahminini yapabilmektir. Bu amaçla, çalışmada değişkenler arasındaki ilişkiyi ortaya koymak için hem ekonometrik analizler yapılmış hem de makine öğrenmesi yöntemlerinden biri olan SVR kullanılmıştır. Bu iki modelin karşılaştırılması için veriler %80 eğitim seti ve %20 test seti olarak ayrılmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak modellerin performansları ölçülmüştür.

Veri Seti

Bu çalışmada, 1990-2019 dönemini kapsayan MIST ülkelerine ait yıllık veriler kullanılmıştır. Tablo 2'de çalışmada yer alan açıklayıcı değişkenler ve bu değişkenlerin elde edildiği kaynaklar yer almaktadır.

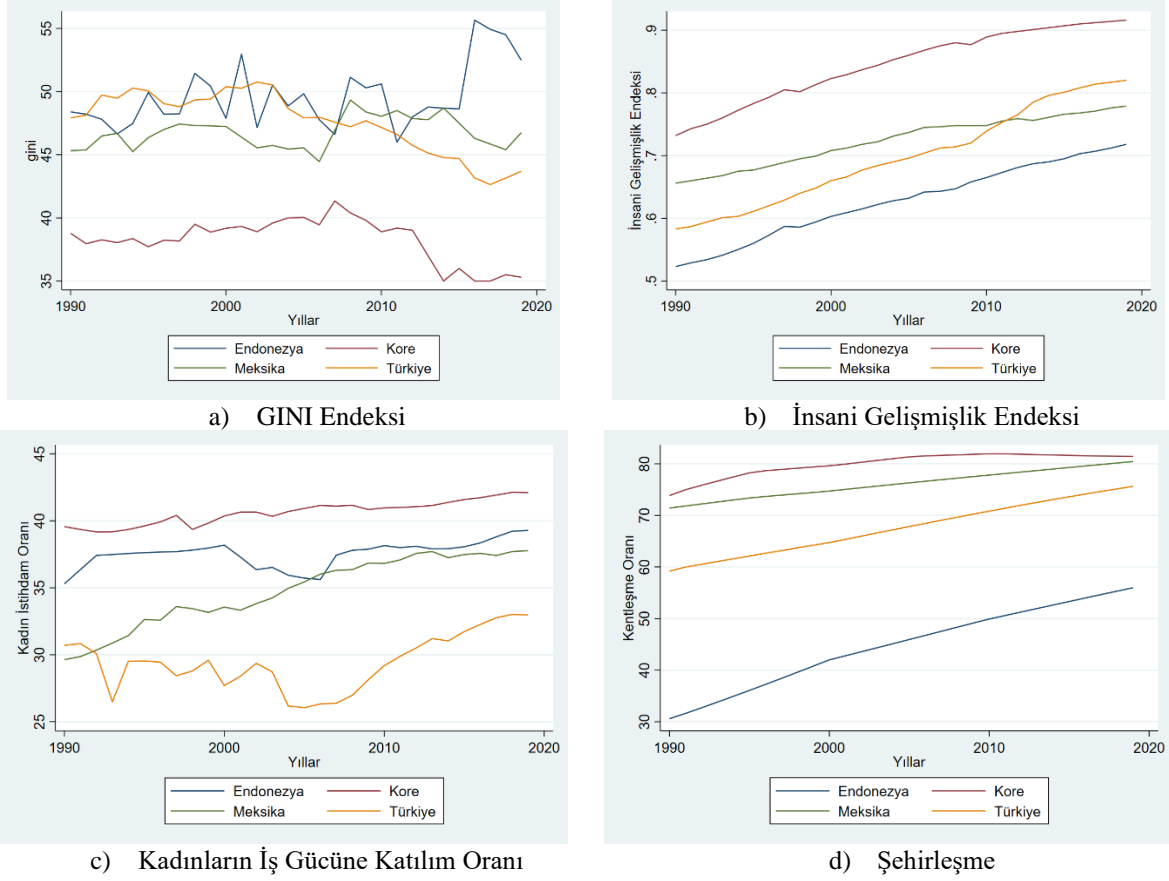
Tablo 2: Açıklayıcı Değişkenler ve Kaynakları

Değişkenler	Gösterim	Hesaplama	Kaynak
GINI Endeksi	GINI	Yıllık oran	PovcalNet
İnsani Gelişmişlik Endeksi	HDI	Yıllık oran	UNDP
İş gücüne Katılım Oranı, Kadın	WLABOR	Toplam istihdam içindeki %	ILO
Şehirleşme Oranı	URBAN	Yıllık oran	Dünya Bankası

Bağımlı değişken olan GINI endeksi (GINI) gelir adaletsizliğinin eşit bir dağılıma göre ne kadar saptığını ölçmek için Dünya Bankası içerisinde yer alan PovcalNet aracılığıyla yıllık olarak hesaplanmaktadır. Bağımsız değişkenlerden HDI, Birleşmiş Milletler Kalkınma Programı (UNDP) tarafından yıllık olarak hazırlanan uzun ve sağlıklı bir yaşam, bilgili olma ve ortalama yaşam kalitesine sahip olmayı içine alan boyutları birleştiren bir ölçü vermektedir. Bu değişken içerisinde bir yandan beşerî sermayenin yaşam beklentisini ve aldığı eğitimin süresini kapsarken diğer yandan kişi başı gayri safi milli geliri de hesaplamasına katarak ülkelerin insani kalkınmışlığı için anlamlı bir gösterge olmaktadır. Kadınların iş gücüne katılım oranı, Uluslararası İşçi Örgütü (ILO) tarafından yıllık olarak toplanan oransal veriyi

göstermektedir. Son olarak, şehirleşme oranı ülkeler tarafından tanımlandığı şekliyle kentsel alanlarda yaşayan toplam nüfusun yüzdesini göstermektedir ve dünya bankası tarafından yıllık olarak hazırlanan verilerden elde edilmiştir.

Şekil 1: Değişkenlerin Grafikleri, 1990 - 2019



Veri seti eğitim ve değerlendirme setlerine bölünmüştür. Eğitim veri seti, ilgili parametreleri tahmin etmek için kullanılırken, değerlendirme veri seti ise modellerin tahmin performansını değerlendirmek için kullanılmaktadır. Çalışmada verilerin %80'i eğitim verisi olarak (1990 yılından 2013 yılına), % 20'si test verisi olarak (2014'den 2019'a) kullanılmıştır.

Tablo 3: Değişkenlerin Betimleyici İstatistikleri

	Değişken	Gözlem	Ortalama	Std. Sapma	Minimum	Maksimum
Tüm Veriler	GINI	120	0,456	0,048	0,350	0,557
	HDI	120	0,723	0,099	0,523	0,916
	WLABOR	120	0,356	0,045	0,261	0,421
	URBAN	120	0,671	0,146	0,306	0,819
Eğitim Verileri	GINI	96	0,458	0,043	0,370	0,530
	HDI	96	0,705	0,095	0,523	0,901
	WLABOR	96	0,351	0,046	0,261	0,412
	URBAN	96	0,657	0,151	0,306	0,819
Değerlendirme Verileri	GINI	24	0,446	0,066	0,350	0,557
	HDI	24	0,799	0,077	0,690	0,916
	WLABOR	24	0,376	0,035	0,310	0,421

	URBAN	24	0,725	0,111	0,526	0,817
--	-------	----	-------	-------	-------	-------

Ekonometrik Model

Değişkenler arasındaki ilişkileri hem birim hem de zaman boyutları ile ele alıp incelemek için panel verilerinin kullanımı ekonometrik araştırmalarda geniş bir uygulamaya sahiptir (Kennedy, 2008, s. 281). Panel veri olarak oluşturulmuş modellerin analizlerinde hangi modelin kullanılacağı verilerin birim (ülkeler) ve zaman boyutuna göre değişiklik göstermektedir.

Çalışmada eğitim seti olarak kullanılan verilerin birim boyutu (N) 4, zaman boyutu (T), 24 olduğu için Sohag vd. (2018) yaptıkları çalışmada oluşturdukları panel veri modelleme çerçevesine göre havuzlanmış, sabit etikler ve tesadüfi etkiler modellerinin tahmini yapılmıştır. Çalışmada kullanılan model aşağıdaki şekildedir:

$$GINI_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 HDI_{it} + \beta_3 WLABOR_{it} + \beta_4 URBAN_{it} + \mu_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Denklem 1’de μ_{it} birim farklılıklarını ve zamana göre birimler arasındaki farklılıkları gösterirken, ε_{it} ise artıkları göstermektedir.

Panel Analizi

Çalışmada ilk aşamada uygun yöntemin belirlenmesi için yatay kesit bağımlılığına ve bunu müteakip uygun birim kök testi belirlendikten sonra serilerin durağanlığı araştırılmıştır. Panel veri modelini tahmin etmeden önce bir bağımlılığın olup olmadığını anlamak hem modelin hem de değişkenlerin yatay kesit bağımlılığı incelenmiştir. Model için bakılan yatay kesit bağımlılığı için kullanılan testler sırasıyla Breusch-Pagan (1980), Pesaran (2008) LM-Ayarlanmış ve Pesaran (2001) CD testleridir.

Tablo 4: Yatay Kesit Bağımlılığı Testleri

Test	Test İstatistiği	p değeri
Breusch-Pagan LM	5,46	0,4863
Pesaran LM-Ayarlanmış	-0,859	0,3904
Pesaran CD	0,657	0,5112

Yatay kesit bağımlılığı testlerinde temel hipotez hata terimleri arasında ilişki yoktur şeklinde kurulmuştur ve Tablo 4’te görüldüğü üzere H_0 hipotezi reddedilememektedir. Dolayısıyla birimler arasında yatay kesit bağımlılığı yoktur.

Sonraki aşamada her bir değişken için yatay kesit bağımlılığı testlerine bakılmıştır. Bunlar sırasıyla Breusch-Pagan (1980), Pesaran (2004) LM-Ayarlanmış, Sapma düzeltmeli ayarlanmış LM ve Pesaran (2001) CD testleridir. Yatay kesit bağımlılığı test edilirken, panel verinin birim boyunun zaman boyutundan büyük olması ve yine panel verinin homojen veya heterojen olmasına göre yapılan yatay kesit testleri farklılık göstermektedir. Panel verinin birim boyunun zaman boyutundan büyük olduğu durumda Pesaran (2004) yatay kesit bağımlılığı testleri; zaman boyutu birim boyutundan büyük olduğunda ise Breusch ve Pagan (1980), Lagrange Çarpanı (LM) testi uygulanabilirken, her iki boyutun da büyük olduğu durumlarda Pesaran (2004) CD testi uygulanabilmektedir. Sapma düzeltmeli ayarlanmış LM ise Baltagi, Feng ve Kao (2012) tarafından Pesaran, Ullah ve Yamagata (2008)’nin heterojen panellerde uygulanabilen yatay kesit testine karşılık olarak homojen panel veriler için de kullanılan bir alternatif yatay kesit testidir.

Tablo 5: Yatay Kesit Bağımlılığı Testleri

Test	Breusch-Pagan LM		Pesaran LM - Ayarlanmış		Sapma Düzeltmeli Ayarlanmış LM		Pesaran CD	
	Test istatistiği	P değeri	Test istatistiği	P değeri	Test istatistiği	P değeri	Test istatistiği	P değeri
GINI	7.09	0.31	0.31	0.75	0.23	0.82	0.12	0.91
HDI	10.69	0.10	1.35	0.18	1.28	0.20	1.59	0.11
WLABOR	4.80	0.57	-0.35	0.73	-0.42	0.68	-1.23	0.22
URBAN	3.10	0.80	-0.84	0.40	-0.91	0.36	-0.32	0.75

Tablo 5'deki sonuçlara göre H_0 yatay kesit bağımlılığı yoktur hipotezi reddedilmemektedir. Dolayısıyla yapılan tüm testlerde değişkenler için yatay kesit bağımlılığı olmadığı görülmektedir. Birimler arasında yatay kesit bağımlılığının olmadığı durumlarda kullanılması uygun olan ve panel verilerde durağanlığı ölçen Levin, Lin ve Chu (2002) ve Im, Pesaran ve Shin (2003) birim kök testleri yapılmıştır. Tablo 6'daki sonuçlar incelendiğinde analizdeki değişkenlerde birim kök sorunuyla karşılaşılmamaktadır. Dolayısıyla seriler düzeyde durağandır.

Tablo 6: Panel Birim Kök Test Sonuçları

	LLC Sabitli ve Trendli		IPS Sabitli ve Trendli	
	t istatistiği	p değeri	z istatistiği	p değeri
GINI	-1,01	0,0505*	-1,7389	0,041
HDI	-2,3851	0,0085	-1,8165	0,031
WLABOR	-1,807	0,0354	-1,8119	0,035
URBAN	-1,9179	0,0276	-3,1804	0,0007

* %10 anlam düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Panel veri modelinin sabit ekiler veya tesadüfi etkiler yöntemlerinden hangisinin analiz etmek için daha uygun sonuçlar vereceği tespit edilmiştir. Sabit ve tesadüfi etkiler modellerinin arasındaki temel farklardan bir tanesi birim ve zaman etkilerinin bağımsız değişkenlerle korelasyon durumudur. Eğer korelasyon var ise sabit ekiler modeli, yok ise tesadüfi etkiler modeli, regresyonun tahmini için daha etkindir. Bu modellerden hangisinin daha etkin olduğunu test etmek için Hausmann (1978) tarafından geliştirilmiş Hausmann testi uygulanmıştır (Hausmann, 1978).

Tablo 7: Hausman Testi

Chi2(1)	3,67
Prob > chi2	0,0553

Yapılan test sonucunda “parametreler arasındaki fark sistematik değildir” olarak kurulan H_0 hipotezi reddedilemediğinden tesadüfi etkiler tahmincisinin tutarlı olduğu sonucu çıkmaktadır.

Panel veri modellerinde hata teriminin hem birim (ülkeler) içerisinde hem de birimlere göre eşit varyanslı olduğu varsayılmaktadır. Bunun sınanması için eğitim veri seti üzerine White testi yapılmıştır.

Tablo 8: Değişen Varyansın White Testi ile Sınaması

Kaynak	Test İstatistiği	Serbestlik Derecesi	p
Değişen Varyans	41,70	9	0,0000
Skewness	7,26	3	0,0640
Kurtosis	0,00	1	0,9575
Toplam	48,96	13	0,0000

Tablo 8’ye göre, sabit varyansı ifade eden temel hipotez 9 serbestlik dereceli chi2 test istatistiğine göre p değeri 0,05’ten küçük olduğu için temel hipotez reddedilir ve modelde değişen varyans vardır sonucu çıkarılır. White testi sonucun, panel veri modellerinde birim boyutunun varlığı nedeniyle bu doğrultuda çıkması beklenmektedir.

Bir başka temel varsayım olan hata teriminin otokorelasyon sorununun olup olmadığını test etmek için Wooldridge testi yapılmıştır.

Tablo 9: Otokorelasyonun Wooldridge Testi ile Sınaması

F(1, 3)	0,131
Prob > F	0,7413

Otokorelasyonun olup olmadığını test edilmesi için Wooldridge (2002) önerdiği “birinci mertebeden otokorelasyon yoktur” şeklindeki hipotez reddedilememiştir, dolayısıyla otokorelasyon olmadığı sonucu çıkmaktadır.

Açıklayıcı değişkenler arasındaki çoklu doğrusal bağlantı sorunu (multicollineraty) diğer bir test edilmesi gereken temel varsayımdır. Bu sorun değişkenler arasında yüksek korelasyon olduğunda ortaya çıkmakta ve bu da güvenilir olmayan ve istikrarsız regresyon katsayısı tahminlerine yol açmaktadır. Bu sorunu incelemek için en yaygın kullanılan yöntemlerden birisi varyans enflasyon faktörüdür (VIF).

Tablo 10. Çoklu Doğrusal Bağlantı Sorunu Sınaması

Değişkenler	VIF	1/VIF
HDI	7,64	0,13094
URBAN	6,16	0,16245
WLABOR	2,16	0,46324
Ort.VIF	5,02	

Tablo 10’da görüleceği üzere modele ait ortalama VIF değeri 5,02 çıkmıştır. Bazı çalışmalarda 5 ve üzeri değerlerin sorun yaratabileceği işaret edilmiştir (Menard, 1995; O’Brien, 2007). Genel görüş olarak ise VIF değerinin 10 ve üzeri çıkması çoklu bağlantı sorunu olduğunu göstermektedir (Mason vd., 1989, Marquardt, 1970, Kennedy, 1992).

Çalışmadaki model için tesadüfi etkiler modeli aşağıdaki şekilde gösterilir.

$$\text{GINI}_{it} = \beta_1 + \beta_2 \text{HDI}_{it} + \beta_3 \text{URBAN}_{it} + \beta_4 \text{WLABOR}_{it} + w_{it} \quad (2)$$

Denklem 2’de, $w_{it} = \mu_i + \varepsilon_{it}$ temsil etmektedir. Burada $\varepsilon_i \sim IID(0, \sigma_\varepsilon^2)$ ve $\mu_{it} \sim IID(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

Tablo 11. Panel Regresyon Modelleri

	Sabit Etkiler	Tesadüfi Etkiler
HDI	-0,110 (-1,50)	-0,120* (-1,98)
WLABOR	0,233* (2,33)	-0,418*** (-5,37)
URBAN	0,0941 (1,12)	-0,102* (-2,55)
Sabit	0,392*** (10,80)	0,756*** (34,72)
Gözlem	96	96
Prob F	0,120	0,000
R-sq	0,7242	0,9343

Not: t istatistiği parantez içinde gösterilmektedir, Anlamlılık düzeyi;

* p < 0,05, ** p < 0,01, *** p < 0,001

Yapılan analiz sonunda tesadüfi etkiler modelindeki tüm belirleyicilerin gelir adaletsizliği üzerinde istatistiksel olarak anlamlı etkiye sahip olduğunu göstermektedir, Modelde HDI ve URBAN %5 düzeyinde anlamlıyken WLABOR ise %0,1 oranında anlamlıdır, Tüm açıklayıcı değişkenlerin işaretleri negatiftir ve dolayısıyla analize konu olan değişkenlerin gelir adaletsizliğini azaltıcı yönde etkilerinin olduğu söylenebilir.

Makine Öğrenmesi Modeli

Ekonometrik analizler her ne kadar değişkenler arasındaki ilişkileri açıklama yönünden güçlü bir analiz yöntemi sağlasa da analizlerin sağlıklı şekilde yapılabilmesi açısından birçok temel varsayımın (değişen varyans, otokorelasyon, birimler arası korelasyon vb.) sağlanması gerekmektedir. Bu varsayımların sağlanmadığı durumlarda analizler için farklı yöntemlere başvurulabilmekte fakat bu da analizlerin güvenilirliğinin azalmasına sebebiyet verebilmektedir.

Makine öğrenmesi ise verilerin geçmiş gözlemlerinden belirli kalıpların (pattern) öğrenilmesini sağlayan yöntemlerin bir bütünüdür. Makine Öğrenmesi yöntemlerinden biri olan SVR özellikle regresyon problemlerini çözmek için kullanılan doğrusal olmayan bir modeldir. Vapnik (1995) tarafından geliştirilmiş bu model gerçek girdiler kullanılarak hedef çıktılar tahmininde kullanılmaktadır. SVR modeli aşağıdaki şekilde gösterilir (Cristianini ve Shawe-Taylor, 2000; Bishop, 2006):

$$f(x) = (z \cdot \phi(x)) + b \quad (3)$$

Bu denklemde z ağırlık vektörünü, b sapma değerini ve $\phi(x)$ ise kernel fonksiyonunu göstermektedir. SVR duyarsızlık kaybı fonksiyonu (insensitivity loss function) olarak Denklem 3’de görülmektedir.

$$L_\varepsilon(f(x)-y) = \begin{cases} 0, & \text{eğer } |f(x)-y| < \varepsilon \\ |f(x)-y| - \varepsilon, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (4)$$

Bu denklemde ε duyarsızlık için bölgeyi temsil etmektedir. SVR yönteminde oluşan kayıp yalnızca tahmin edilen değer bant aralığının dışına çıkarsa hesaba katılmaktadır. Dolayısıyla SVR modeli ikinci dereceden programlama problemini en aza indirmek için yapılandırılabilir (Basak vd., 2007).

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} z^T z + C \sum_i (\xi_i + \xi_i^*), \\ \text{kısıtlar} \quad & y_i - z^T x_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ & z^T x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

Burada $i = 1, 2, \dots, n$ 'e kadar eğitim verilerini gösterirken $(\xi_i + \xi_i^*)$ kurulan modelin ampirik riskini göstermektedir. $\frac{1}{2} z^T z$ aşırı öğrenmeyi önleyen yapı riskidir ve C ise düzenleme (regularization) parametresidir. Uygun bir düzenleme parametresi seçildikten sonra uygun bant aralığıyla (ε) ve kernel fonksiyonuyla (K), her parametrenin optimumları Lagrange fonksiyonu ile çözülebilir. Yaygın olarak kullanılan kernel fonksiyonları doğrusal, polinom, radyal temel işlevi ve sigmoid olarak gösterilebilir (Xin vd., 2012).

Bu çalışmada değişkenlerin tahminine uyduğundan dolayı RBF kernel fonksiyonu kullanılmıştır (Wu ve Chen, 2010). Ayrıca RBF kernel fonksiyonu diğerleriyle kıyaslandığında elimizdeki veri seti için daha efektif ve modelin daha hızlı eğitilmesine olanak sağlamaktadır (Xin vd., 2012).

RBF kernel fonksiyonu Denklem 6'da gösterilmektedir.

$$K(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2} \quad (6)$$

SVR Analizi

Makine öğrenmesi algoritmaları ekonometrik modellerde olduğu gibi temel varsayımlarla alakalı testlere gereklilik duymamaktadır. SVR analizi yapılırken çalışmada kullanılan veri seti de göz önünde tutulmuştur. Makine öğrenmesi modelleri genellikle büyük veri setleriyle çalışmaya ihtiyaç duyarken SVR ise daha küçük boyutlu veri setleriyle çalışılmasında uygundur (Menon, 2009). SVR'nin yüksek regresyon doğruluğuna erişebilmesi için, eğitim setinin analizi için veri kümesinin boyutu önem arz etmektedir. Bu doğrultuda SVR analizi yapılırken Tablo 12'deki parametreler sınanarak en uygun olanı seçilmiştir.

Tablo 12: SVR Parametreleri

Parametreler	Seviye (RBF-Gaussian)
Kernel fonksiyon Gamma Katsayısı (γ)	0, 0,1, 0,2 ... 5,0
Kernel Ölçeği	2,2
Düzenleme Parametresi (C)	1, 10, 100

Modellerin Karşılaştırılması ve Değerlendirilmesi

Bu çalışmada kullanılan ekonometrik yöntemlerden tesadüfi etkiler panel analizi ile makine öğrenmesi yöntemlerinden hangisinin daha iyi sonuç vereceğini değerlendirmek için iki model için de üç farklı kantitatif hata ölçümü yapılmıştır. Bunlar sırasıyla Kök Ortalama Kare Hata (RMSE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) dir. Bu hata ölçümleri içim formüller sırasıyla aşağıda verilmektedir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (7)$$

$$MAPE = 100 \times \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|OP_i^{\text{gözlem}} - OP_i^{\text{kestirim}}|}{OP_i^{\text{kestirim}}}}{n} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |OP_i^{\text{gözlem}} - OP_i^{\text{kestirim}}| \quad (9)$$

Denklemlerde $OP_i^{\text{gözlem}}$, i yılındaki gözlem değerini gösterirken, OP_i^{kestirim} ise i yılındaki tahmin değerini göstermektedir. Bu doğrultuda RMSE, MAPE ve MAE değerleri hesaplanarak modellerin karşılaştırılması yapılmıştır. Karşılaştırma sonuçları Tablo 9’da gösterilmektedir.

Tablo 13: Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması

		Panel	SVR
Eğitim Seti	RMSE	0,021	0,012
	MAPE	3,989	2,279
	MAE	0,018	0,009
Test Seti	RMSE	0,022	0,018
	MAPE	9,280	6,880
	MAE	0,040	0,030

Performans kriterleri açısından değerlerin düşük olması o modelin tahmin yapılırken daha uyumlu olduğunu göstermektedir. Tablo 13’da eğitim seti için panel analizinin RMSE değeri 0,021 iken SVR için bu değer 0,012 çıkmıştır. Benzer şekilde MAPE ve MAE’ye bakıldığında da daha düşük değerlerle karşılaşmaktadır. Test seti, bazı performans ölçütlerini kullanarak modelin performansını değerlendirmek için kullanılan bir dizi gözlemdir. Eğitim setinden hiçbir gözlemin test setine dahil edilmemesi önemlidir.

Test seti ise değişkenlerin arasındaki ilişkiyi analiz ederek eğitilmiş modellerin gelecekte ne ölçüde doğru sonuç verebileceğinin performansını görmek açısından değerlidir. Tablo 13’da test setinin performans kriterlerine bakıldığında da tüm değerlemelere göre gelir adaletsizliğinin tahmini için SVR modeli daha yüksek doğrulukta uyum sağladığı görülmektedir. Özetle, çalışmada SVR modelinin geleneksel olarak kullanılan panel veri regresyonundan daha uygun bir model ürettiği gösterilmiştir.

Sonuç ve Değerlendirme

İktisat yazını zaman içerisinde büyüme konusuna yeterince eğilirken büyüme ve gelir dağılımı ilişkisi ise yeterince çalışılmamış bir konu olarak kalmıştır. Bu noksanlıktan olsa gerek son zamanlarda bu konuda yapılan çalışmaların sayısında artış gözlemlenmektedir. Üstelik COVID-19 gibi tarihte pek görülmemeyen bir salgının yaşanıyor olması ekonomik anlayışı temelden sarsma kudretine ulaşmış, bugüne kadar uygulanan ekonomik anlayış sorgulanır olmuştur. Pandeminin getirdikleri ekonomik hayata bakışı ve öncelikli konuların sıralamasını değiştirmiştir. Bununla beraber ülke düzeyinde hasılasını sürekli artıran ve bunu daha adil bir şekilde paylaşan ülkelerin zor zamanlarda daha dirayetli oldukları gözlemlenmektedir. Kısaca bir ülkenin ekonomik başarısı, ülkenin elde ettikleri hasıla artışı ile beraber bu hasılanın ülke vatandaşlarına ne kadar adil paylaştırıldığı ile çok yakından ilintilidir.

Bu çalışma ülkelerin büyüme performanslarının aynı zamanda ve otomatik olarak kalkınma göstergelerine daha özeldir ise gelir dağılımına yansımadağı gözlemlenenden yola çıkılarak yapılmıştır. Çalışmanın yapıldığı MIST ülkeleri (Meksika, Endonezya, Güney Kore ve Türkiye), kalkınma ve gelir dağılımı ilişkisinin anlaşılması açısından önemli ülkelerdir. Bu ülkelerin ortak özellikleri konunun anlaşılması açısından önemlidir. Yapılan çalışmada, 1990-2019 dönemini kapsayan adı geçen ülkelere ait yıllık veriler kullanılmıştır. Bu ülkelerden

Meksika'nın Gini katsayısı ile İGE arasındaki ilişkinin diğerlerinden farklı gerçekleştiği istisna tutulursa bütün ülkelerde İGE ile Gini katsayıları arasında anlamlı bir ilişki gözlemlenmiştir.

Çalışmanın literatür kısmında gelir dağılımı ile İGE, şehirleşme, kadınların çalışma hayatına katılması çalışmaları ayrı ayrı değerlendirilmiş ve daha ziyade son zamanlarda yapılan çalışmalara ağırlık verilmiştir. Literatür araştırması yapılırken çalışmada kullanılan göstergeler ve bu göstergelerin aralarındaki ilişkileri inceleyen bir tarama çalışması yapılmış, daha sonra ekonomi literatüründe kendine son dönemde yer bulmaya başlayan hem ekonometri hem de makine öğrenmesi çalışmalarına değinilmiştir.

Gelir adaletsizliğinin anlaşılmasında şehirleşme ve kadın istihdamının artışının sosyoekonomik açıdan önemli olduğundan bu göstergeler modele İGE yanında ilave edilmiştir. Bu ilişkinin araştırılmasında şimdiye kadar daha çok ekonometrik analiz yöntemine başvurulmuş olup bu çalışmada ilave olarak makine öğrenmesi yöntemlerinden de yararlanılmıştır. Makine öğrenmesi yöntemi ile var olan verilerden yararlanarak gelir adaletsizliğinin gelecek dönemlerdeki değişimini tahmin edebilme kapasiteleri karşılaştırılmıştır. Yapılan çalışma ile makine öğrenmesi yöntemlerinden biri olan SVR kullanılmıştır. Makine öğrenmesi kısaca verilerin geçmiş gözlemlerinden belirli kalıpları öğrenmesini sağlayan yöntemlerin bir bütünü olarak tanımlanabilir. Panel veri ve SVR karşılaştırılması için veriler % 80 eğitim seti ve % 20 test seti olarak ayrılmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılarak modellerin performansı ölçülmüştür.

Yapılan analizlerim sonucunda, tesadüfi etkiler modelindeki tüm belirleyicilerin gelir adaletsizliği üzerinde istatistiksel olarak anlamlı etkiye sahip olduğu, modelde İGE ve kentleşmenin %5 düzeyinde anlamlı, kadın işgücünün ise %0,1 oranında anlamlı olduğu görülmüştür. Tüm açıklayıcı değişkenlerin işaretleri negatiftir ve dolayısıyla gelir adaletsizliğini azaltıcı yönde etkilerinin olduğu söylenebilir. Çalışmada kullanılan değişkenler ile gelir adaletsizliğinin tahmininde ise makine öğrenmesi yöntemi daha iyi bir performans göstermiştir.

Kaynakça

- Ahmed, N. K., Atiya, A., El Gayar, N. & El-Shishiny, H. (2010). An Empirical Comparison of Machine Learning Models for Time Series Forecasting, *Econometric Reviews*, 29 (5-6), 594-621. DOI: 10.1080/07474938.2010.481556.
- Akça, H. ve Ela, M. (2012). Eğitim ve gelir dağılımı ilişkisi: Türkiye değerlendirmesi, *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 21(3), 241-260.
- Alkire, S. ve Foster, J. (2010). "Designing the Inequality-Adjusted Human Development Index", Oxford Poverty & Human Development Initiative (OPHI) Working Paper No. 37, United Nations Development Programme Human Development Report Office Background Paper No. 2010/2.
- Alon, I., Qi, M., ve Sadowski, R. J. (2001). Forecasting aggregate retail sales: a comparison of artificial neural networks and traditional methods, *Journal of Retailing and Consumer Services*, 8, 147-156.
- Alvan, A. (2007). Forging a link between human development and income inequality: cross-country evidence, *Review of Social, Economic & Business Studies*, 7(8), 31-43.
- Athey, S., Bayati, M., Imbens, G. ve Qu, Z. (2019). Ensemble methods for causal effects in panel data settings, *AEA Papers and Proceedings*, 109, 65-70.
- Ayyıldız, F.V. (2017). Gelir adaletsizliğinin sebeplerinin araştırılması: ampirik analiz, *Karadeniz Uluslararası Bilimsel Dergi*, Cilt 34, Sayı 34, 131-141.
- Basak, D., Pal, S., ve Patranabis, D. (2007). Support Vector Regression.
- Baş, K. (2009), Küreselleşme ve Gelir Dağılımı Eşitsizliği, Ç.Ü. Sosyal Bilimler enstitüsü

- Dergisi, Cilt 18, Sayı 1, 2009, s.49-70.
- Baum-Snow, N ve Pavan, R. (2013). Inequality and city size, *The Review of Economics and Statistics*, 95(5), 1535-1548.
- Belke, M. ve Bolat, S. (2016). The panel data analysis of female labor participation and economic development relationship in developed and developing countries, *Economic Research Guardian*, Weissberg Publishing, 6(2), 67-73.
- Bishop, C.M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. UK: Springer
- Breusch, T., ve Pagan, A. (1980). The Lagrange Multiplier Test and its Applications to Model Specification in Econometrics. *The Review of Economic Studies*, 47(1), 239-253. doi:10.2307/2297111
- Chen, G., Glasmeier, A., Zhang M. ve Shao, Yang (2016). Urbanization and income inequality in post-reform China: a causal analysis based on time series data, *PLoS ONE*, 11(7), 1-16.
- Cristianini, N., ve Shawe-Taylor, J. (2000). An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods. Cambridge: Cambridge University Press. doi:10.1017/CBO9780511801389
- Çelebi Boz, F., Bayramoğlu, T. ve Gültekin, Ö, F. (2019). BRICS ve MIST ülkelerinde Ar-Ge harcamaları ile yüksek teknolojili ürün ihracatı arasındaki ilişki üzerine bir araştırma, *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 8(2), 1111-1124.
- Ekeocha, D. O. (2020). Urbanization, inequality, economic development and ecological footprint: searching for turning points and regional homogeneity in Africa, *Journal of Cleaner Production*, In Press, Corrected Proof, <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125244>.
- Erdoğan, B. E., Özögür-Akyüz, S. ve Karadayı-Ataş, P. (2019). A novel approach for panel data: An ensemble of weighted functional margin SVM models, *Information Sciences*, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.02.045>.
- Eren, M. V. (2019). MENA ülkelerinde sektörel kadın istihdamı ve kalkınma arasındaki ilişkinin ampirik analizi, *Yönetim ve Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 17, 106-127.
- Glaeser E., Resseger M. ve Kristina, T. (2009). Inequality in Cities, *Journal of Regional Science*, 49(4), 617-646.
- Güleryüz, D. ve Özden, E. (2020). The prediction of brent crude oil trend using LSTM and Facebook prophet, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 20, 1-9.
- Hausman, J. (1978). Specification tests in econometrics, *Econometrica*, 46(6), 1251-71.
- Hicks, D. (1997). The inequality-adjusted human development index a constructive proposal, *World Development*, 25(8), 1283-1298.
- Hill, T., O'Connor, M. ve Remus, W. (1996). Neural network models for time series forecasts, *Management Science*, 42, 1082-1092.
- Im, K., Pesaran, M. ve Shin, Y. (2003). Testing for unit roots in heterogeneous panels, *Journal of Econometrics*, 115(1), 53-74.
- Ishan, P., Vivek, S. ve Jay, P. (2018). *Estimation of the effect of income inequality on human development: a cross sectional study*, Undergraduate Research Paper, Georgia Institute of Technology.
- Kanbir, Ö. (2020). Ekonomik gelişmenin ölçümüne bir katkı: gelir dağılımı adaletine göre düzeltilmiş insani gelişme endeksi, *İktisadi İdari ve Siyasal Araştırmalar Dergisi*, Cilt 5, Sayı 11, 1-20.
- Kanbur R., Zhang, X. (1999). Which regional inequality? the evolution of rural-urban and inland-coastal inequality in China from 1983 to 1995", *Journal of Comparative Economics*, 27(4), 686-701.
- Kanbur, R. ve Zhuang, J. (2013). Urbanization and inequality in Asia", *Asian Development*

- Review*, 30(1), 131-147.
- Karch, J. D., Brandmaier, A. M. and Voelkle, M. C. (2020). Gaussian process panel modeling—machine learning inspired analysis of longitudinal panel data, *Frontiers in Psychology*, Volume 11, Article 351, doi: 10.3389/fpsyg.2020.00351
- Kennedy, P. (1992). *A Guide to Econometrics*, Oxford: Blackwell.
- Kennedy, P. (2008). *A Guide to Econometrics*, 6th ed. Malden, MA: Blackwell Publishing.
- Kuştepe, Y. ve Halaç, U. (2004). Türkiye’de genel gelir dağılımının analizi ve iyileştirilmesi, *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Cilt:6, Sayı:4, 143-160.
- Kuznets, S. (1955). Economic growth and income inequality, *The American Economic Review*, 45(1), 1-28.
- Levin, A. Lin, C. ve Chu, C. (2002). Unit root tests in panel data: asymptotic and finite-sample properties, *Journal of Econometrics*, 108(1), 1-24.
- Liddle, B. (2017). Urbanization and inequality/poverty, *Urban Science*, 1(4): 35.
- Marquardt, D. W. (1970). Generalized inverses, ridge regression, biased linear estimation, and nonlinear estimation, *Technometrics*, 12, 591–256.
- Martinez, R. (2011). Inequality and the new human development index, *Applied Economics Letters*, 19(6), 1-3.
- Mason, R. L., Gunst, R. F. & Hess, J. L. (1989). *Statistical design and analysis of experiments: applications to engineering and science*, New York: Wiley
- Menard, S. (1995). *Applied logistic regression analysis: sage university series on quantitative applications in the social sciences*, Thousand Oaks, CA: Sage.
- Menon, A. (2009). *Large-Scale Support Vector Machines: Algorithms and Theory*.
- Mikk, J. (2008). The role of income inequality in human development, *Social Research*, 4(14), 78-83.
- O’Brien, R. M. (2007). A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors, *Qual Quant*, 41, 673–690. <https://doi.org/10.1007/s11135-006-9018-6>
- Öztürk, E. ve Oktar, S. (2017). Kalkınma Gelir Eşitsizliği İlişkisi: Türkiye Örneği, *Akademik Hassasiyetler*, 103.
- Pesaran, M., Shin, Y., ve Smith, R. (2001). Bounds Testing Approaches to the Analysis of Level Relationships. *Journal of Applied Econometrics*, 16(3), 289-326. Retrieved July 15, 2021, from <http://www.jstor.org/stable/2678547>
- Pesaran, M. ve Yamagata, T., (2008), Testing slope homogeneity in large panels, *Journal of Econometrics*, 142, 1, 50-93.
- Shahriar K., David, B. ve Edwin, P. (2019). Linkages between poverty and income inequality of urban–rural sector: a time series analysis of India’s urban-based aspirations from 1951 to 1994, *Applied Economics Letters*, 26(6), 446-453.
- Sohag, K., Umar, B. ve Alam, M. (2018). Stata command for time series analysis.
- Sulemana, I., Amponsah, E. N., Codjoe, E. ve Andoh, J. A. N. (2019). Urbanization and income inequality in Sub-Saharan Africa, *Sustainable Cities and Society*, 48, 101544.
- Swanson, N. R. ve White, H. (1995). A model-selection approach to assessing the information in the term structure using linear models and artificial neural networks, *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 265–275.
- Thiel, F. (2016). *The effect of inequality on (human) development—insights from a panel analysis of the human development index*, Master Thesis, Universitat de Barcelona.
- Vapnik, V. (1995). *The nature of statistical learning theory*, Springer.
- WDR (2013). *Jobs*. <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/11843> Erişim Tarihi: 23.01.2021.
- Wooldridge, J. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. Cambridge, Mass.: MIT Press.

-
- World Bank. (2012). *Country gender assessment for Lao PDR: reducing vulnerability and increasing opportunity*, Washington, DC: World Bank and Asian Development Bank.
- Wu, J. and Chen, E. (2010). *A novel hybrid particle swarm optimization for feature selection and kernel optimization in support vector regression*, Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Security, (CIS '10), pp. 189–194.
- Xin, H., X. Gu, H. Wu, Y. Hu, and Z. Yang, (2012). “Application of genetic algorithm-support vector regression (GA-SVR) for quantitative analysis of herbal medicines,” *Journal of Chemometrics*, vol. 26, no. 7, pp. 353–360.
- Yapraklı, S. ve Bayramoğlu, T. (2016). *Küreselleşme: Ekonomik ve Sosyal Eğilimler, Küreselleşme, Gelir Eşitsizliği ve Yoksulluk*, Savaş Yayınları, Editörler: Turgut Bayramoğlu ve Enes Emre Başar.
-