

Araştırma Makalesi / Research Article

## SUÇU ETKİLEYEN SOSYOEKONOMİK FAKTÖRLERİN ROBUST YÖNTEMLER İLE BELİRLENMESİ: AVRUPA BİRLİĞİ ÖRNEĞİ\*

Neslihan AKIN ÖZDEMİR<sup>1</sup> , Çiğdem ARICIGİL ÇILAN<sup>2</sup> 

### ÖZET

Ülkelerde ve kurumlarda barış ve adaletin sağlanması Birleşmiş Milletler'in sürdürülebilir kalkınma amaçlarından. Mevcut çalışmada Avrupa Birliği'ne üye ülkeler için şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicilerinin tespit edilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla uygulamada Robust yöntemler kullanılmıştır. Çalışmada Robust Değer Atama Yöntemi; şiddet ve mülkiyet suç türlerine ilişkin eksik gözlemler içeren bazı ülkelerin eksik gözlemlerinin atanmasında kullanılırken; Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi veri setinin boyutunu indirgemede kullanılmıştır. Şiddet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı model için Robust Regresyon Analizi sonucuna göre Fransa, Belçika ve İsveç aykırı gözlemler olarak tespit edilmiştir. Kişi başına reel gsyih, işsizlik oranı ve gini katsayısı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki pozitif yönlü iken yükseğe öğrenime kayıt oranı ve 15-24 yaş genç nüfus oranı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki ise negatif yönlü olarak tespit edilmiştir. Mülkiyet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı model için ise sadece İrlanda aykırı gözlem olarak tespit edilmiştir. Kişi başına reel gsyih ile yüz bin kişiye düşen mülkiyet suç sayısı arasındaki ilişki ise pozitif yönlü bulunmuştur.

**Anahtar Kelimeler:** Suç, Aykırı Gözlem, Robust Değer Atama Yöntemi, Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi, Robust Regresyon

**JEL Sınıflandırması:** C38, K42

## DETERMINATION OF SOCIOECONOMIC FACTORS AFFECTING CRIME WITH ROBUST METHODS: THE CASE OF EUROPEAN UNION

### ABSTRACT

In the current study, it is aimed to determine the socio-economic determinants of violence and property crimes for the member states of the European Union. For this purpose, Robust methods were used in practice. In the study, Robust Imputation Method was used to impute missing observations of some countries with missing observations on violence and property crime types, Robust Sparse Principal Components Analysis was used to reduce the dimension of the data set. According to the results of the Robust Regression Analysis for the model in which violent crime was used as the dependent variable, France, Belgium and Sweden were identified as outliers. While the relationship between real gdp per capita, unemployment rate and Gini coefficient and the number of violent crimes per hundred thousand

\* "Avrupa Birliği'nde Suçu Etkileyen Sosyoekonomik Faktörlerin Robust Yöntemler ile Analizi" isimli doktora tezin-den üretilmiştir.

<sup>1</sup> Dr. Öğr. Gör., Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Alaplı MYO, Zonguldak, Türkiye, neslihan.aozdemir@beun.edu.tr

<sup>2</sup> Prof. Dr., İstanbul Üniversitesi, İşletme Fakültesi, İstanbul, Türkiye, ccilan@istanbul.edu.tr

*people is positive, the relationship between the higher education enrollment rate and the young population rate of 15-24 years old and the number of violent crimes per hundred thousand people is negative. It was determined as. For the model in which property crime was used as the dependent variable, only Ireland was identified as an outlier.*

**Keywords:** *Crime, Outlier Observation, Robust Imputation Method, Robust Sparse Principal Component Analysis, Robust Regression*

**JEL Classification Codes:** *C38, K42*

## **EXTENDED SUMMARY**

### **Research Questions & Purpose**

The main aim of the current study is to identify the socioeconomic determinants of violent and property crimes for European Union member countries. For violent and property crime types, some countries don't have observations for some crime types in the data set. The Robust Imputation Method was used for the purpose of imputing these missing observations. Since the data set has a high-dimensional data structure, Robust Sparse Principal Component Analysis was used to reduce the dimension and the variables obtained from the analysis were used as independent variables in Robust Regression Analysis.

### **Literature Review**

Crime is the result of many social, economic, cultural and family conditions. To prevent crime, it is important to understand the meaning and basis of crime. The causes of crime vary from country to country due to different social and cultural characteristics (Anwar et al., 2017: 312). This study aims to determine the socioeconomic determinants of violent and property crimes for European Union member countries. For this purpose, domestic and foreign literature was examined. The reviewed studies include works by Corman vd. (1987), Saridakis (2004), Buonanno & Montolio (2008), Choe (2008), Baharom & Habibullah (2009), Aksu & Akkuş (2010), Altındağ (2012), Corman & Mocan (2015), Tarling & Dennis (2016), Gao vd. (2017), Yorulmaz & Giray Yakut (2017), Ishak & Bani (2017), Amin & Ahmad (2018), Adeleye & Jamal (2020), Lochner (2020), Rakshit & Neog (2021), Tadjoeeddin vd. (2021) and Odabaşı (2021).

### **Methodology**

In this study, in which 26 European Union countries were taken into consideration, it was seen that observations regarding some types of crimes were missing in some countries. Robust Imputation Method was used to impute these missing observations in the data set. The data set used consists of 8 variables and 26 units. So data is one of the types of high-dimensional data structures. In order to reduce the dimensionality in the application, Robust Sparse Principal Component Analysis, which is suitable for such data structures, was used. It was decided to use variables with component loads of 0.50 and above in Robust Regression Analysis. Five variables were identified with component loadings above 0.50. These variables; real gross domestic product per capita (reel), unemployment rate (is), higher education enrollment rate (terti), Gini coefficient (gini) and 15-24 years old young population rate (young). The number of violent crimes (vio) and of property crimes (prop) per hundred thousand people was

used as the dependent variables. Regression equation coefficients were obtained with the MM estimator. Based on the relevant literature review, our basic models are constructed as follows:

$$\text{vio} = \beta_0 + \beta_1 \text{reel} + \beta_2 \text{terti} + \beta_3 \text{is} + \beta_4 \text{young} + \beta_5 \text{gini} + \varepsilon \quad (1)$$

$$\text{prop} = \beta_0 + \beta_1 \text{reel} + \beta_2 \text{terti} + \beta_3 \text{is} + \beta_4 \text{young} + \beta_5 \text{gini} + \varepsilon \quad (2)$$

## Results and Conclusion

According to the results of the Robust Regression Analysis for the model in which violent crime was used as the dependent variable, France, Belgium and Sweden were identified as outlier observations. While the relationship between real gross domestic product per capita, unemployment rate and Gini coefficient and the number of violent crimes per hundred thousand people is positive, the relationship between the higher education enrollment rate and the rate of young population aged 15-24 and the number of violent crimes per hundred thousand people is negative. It was determined as. All these independent variables were found to be statistically significant at the 5% significance level. According to the results of the Robust Regression Analysis for the model in which property crime was used as the dependent variable, only Ireland was identified as an outlier. The relationship between real gross domestic product per capita and the number of property crimes per hundred thousand people was found to be positive and statistically significant at the 5% significance level. In this context, Gini coefficient, unemployment rate and education variables are seen to be important as socioeconomic determinants of violent crime. It becomes clear that the policies to be developed for these variables will be important in the fight against violent crime. In addition, it is thought that the policies to be developed for these variables will also serve the goals of peace, justice and strong institutions, which are one of the Sustainable Development Goals of the United Nations. It can be said that this study is original in this respect.

In further research, crimes can be divided into two as violent and property crimes for EU member countries and candidate countries, and the socioeconomic determinants of crime can be determined by Robust Regression Analysis. It can be investigated whether EU member and candidate countries differ in terms of the socioeconomic determinants of violent and property crimes.

## 1. Giriş

Herhangi bir toplumun değer sistemine karşı saldırı olan suçun; maliyeti ve etkileri nüfusun çeşitli kesimleri arasında farklılık gösterir ve hemen hemen herkesi değişen derecelerde etkiler. Suç faaliyetlerinin sonuçları, doğrudan maliyetler ve dolaylı maliyetler olmak üzere iki şekilde ortaya çıkabilirler. Suç korkusu, düşük yaşam doyum düzeyi, psikolojik sorunlar ve düşük yaşam kalitesi dolaylı maliyetlere örnek olarak gösterilebilir. Suç sadece mağdurları etkilemekle kalmaz, mağdur olmayanları ve bir bütün olarak toplumu da tehdit eder. Ayrıca suçla uğraşmak devlet harcamalarına da bir yük getirmektedir. Kamu açısından bakıldığında, dört ana maliyet vardır: polislik, yargılama ve hüküm için ceza adalet sistem maliyetleri; hapsedme maliyetleri (şartlı tahliye ve denetimli serbestlik dahil); devlet tarafından finanse edilen mağdur maliyetleri (tıbbi bakım vb.) ve devlet suç önleme kurumlarının harcamaları. Suçu önlemek için suçun anlamını ve nedenlerini anlamak önemlidir. Tek bir temel nedeni olmayan suç, birden çok sosyal, ekonomik, kültürel ve ailevi koşulların sonucudur. Farklı sosyal ve kültürel özellikler nedeniyle suç nedenleri ülkeden ülkeye farklılık göstermektedir (Igbinedion & Ebomoyi, 2017: 101; Anwar vd., 2017: 312; Ishak & Bani, 2017: 608; Levin vd., 2007: 13).

Birleşmiş Milletler (BM) ortakları Sürdürülebilir Kalkınma Amaçlarına ulaşılması için çalışmaktadırlar. Birbiri ile ilişkili 17 Amaç yoksulluğun sona erdirilmesi, çevrenin korunması, iklim krizine karşı önlem alınması, refahın adil paylaşımı ve barışı hedeflemektedir. 17 amaçtan biri de barış, adalet ve güçlü kurumlardır (SDG-16). Tüm ülkeler barışçıl toplumların temellerini tehdit eden suçlardan (cinayet, insan kaçakçılığı ve diğer organize suçlar da dahil) etkilenmektedirler. Dünya'nın en büyük demokrasileri bile yolsuzlukla mücadele, suç, insan haklarının ihlali gibi durumlarla kendi ülkelerinde de sorunlar yaşamaktadır. Silahlı şiddet olayları ve güvensizlik ortamı ülkelerin kalkınmaları üzerinde yıkıcı etki yaratmakta, ekonomik büyümeyi etkilemekte ve toplumsal kesimler arasında uzun yıllar varlığını sürdürecektir düşmanlıklar doğmasına neden olmaktadır (United Nations, t.y.). Suçun nedenlerinin ve toplumlar üzerindeki etkisinin derecesinin daha iyi anlaşılması, ekonomiyi barış ve refah için verimli bir şekilde geliştirmeye yardımcı olan politikaların benimsenmesini mümkün kılar (Meera & Jayakumar, 1995: 456).

Veri kümesindeki gözlemlerin çoğunluğu ile aynı örüntüyü takip etmeyen aykırı gözlemler, herhangi bir uygulama alanındaki hemen hemen her veri kümesinde bulunur. Bilimde, endüstride ve ekonomide birçok araştırmacı çok büyük miktarda veri ile çalışmakta ve bu durum anormal veri olasılığını artırmakta ve görsel tespitini zorlaştırmaktadır. Aykırı gözlemler tahminçileri yönlendirebilmekte ve güvenilir tahmin sonuçlarına erişimde engel teşkil etmektedirler. Aykırı gözlemlerin türlerine göre analiz üzerindeki etkileri dikkate alınmayacak düzeyde olabileceği gibi istatistiksel testlerin gücünün azalması ve yanlış tahminler gibi sonuçlara da neden olabilirler. Bu nedenle aykırı gözlemlerin varlığı halinde robust yöntemler kullanılmalıdır (Todorov & Filzmoser, 2009: 1; Yorulmaz, 2016: 1).

Mevcut çalışmanın temel amacı, Avrupa Birliği'ne (AB) üye ülkeler için şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicilerinin tespit edilmesidir. Veri setinde şiddet ve mülkiyet suç türlerine yönelik olarak bazı ülkelerin bazı suç türleri için gözlemler mevcut değildir. Bu eksik gözlemlerin atanması amacıyla yönelik olarak Robust Değer Atama Yöntemi kullanılmıştır. Veri seti yüksek boyutlu veri yapısına sahip olduğu için boyut indirgemek amacıyla Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi kullanılmıştır ve analizden elde edilen değişkenler Robust Regresyon Analizinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.

## 2. Literatür

Suçun tek bir temel nedeni yoktur. Suç, birçok sosyal, ekonomik, kültürel ve ailevi koşulun sonucudur. Suçu önlemek için suçun anlamını ve temelini anlamak önemlidir. Suçun nedenleri, farklı sosyal ve kültürel özellikler nedeniyle ülkeden ülkeye değişiklik göstermektedir (Anwar vd., 2017: 312). Bu çalışmada Avrupa Birliğine üye ülkeler için şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicilerinin tespit edilmesi çalışılmaktadır. Bu amaca uygun olarak yerli ve yabancı literatür incelenmiştir.

Suçta atıfta bulunan birçok çalışma, daha önceleri teorik ve sosyolojik yaklaşımlara dayanırken son zamanlarda ekonomik yaklaşımlar da uygulanmaya başlanmıştır (Odabaşı, 2022; Purnomo vd., 2023; Sugiharti vd., 2023; Schleimer vd., 2022). Fleisher (1963, 1966) ekonomik bakış açısından suçluluk üzerine çalışan ilk kişi olmasına rağmen, Becker'in çalışması (1968), bir suçlunun kararını analiz eden bir model tasarlayarak ana kırılma noktası olmuştur. Becker (1968) ve Ehrlich'in (1973) ufuk açıcı çalışmaları, suçun sosyoekonomik belirleyicilerini inceleyen ampirik çalışma dalgasına yol açmıştır (Nikolaos & Alexandros, 2009: 53; Brosnan, 2018: 127).

Corman vd. (1987) çalışmalarında 1970-1984 dönemi için New York'ta işsizlik oranı, tutuklama oranı, polis sayısı, 16 ile 24 yaş arasındaki erkek nüfusun yüzdesi ve mala yönelik suçlar arasındaki karşılıklı ilişkileri tahmin etmek için VAR (vektör otoregresif) tekniğini uygulamışlardır. Çalışmada, tutuklamaların suçlara karşı güçlü bir caydırıcılık sağladığı sonucuna varılmıştır. Ancak, suçun tutuklamalar üzerindeki ters etkisi son derece küçüktür. İşsizlik oranlarındaki değişikliklerin suç üzerinde kısa ve nispeten zayıf bir etkisi olduğunu görülmüştür. 16 ile 24 yaş arasındaki erkek nüfusun yüzdesindeki değişikliklerin suç oranı üzerinde nispeten daha güçlü etkileri olduğu sonucuna varılmıştır.

Saridakis (2004) çalışmasında sosyoekonomik ve demografik değişkenlerin ABD (Amerika Birleşik Devletleri)'deki şiddet suçları üzerindeki etkilerini ampirik olarak değerlendirmiştir. Çalışmada 1960-2000 dönemi için genel şiddet içeren suç, cinayet, tecavüz ve saldırı için sınırsız bir VAR modeli tahmin edilmiştir. Kişi başına cezaevi nüfusu, gini katsayısı, 16-44 yaş arası kişi başına alkol tüketim harcamaları, çalışan kadının nüfus içindeki oranı, işsizlik (işsiz kalınan hafta ortalaması), 13-24 yaş genç siyahi erkeklerin yüzdesi kullanılan diğer değişkenlerdir. Sonuçlar, incelenen değişkenler arasında uzun dönemli bir ilişkinin olmadığını, ancak anlamlı kısa dönemli ilişkilerin geçerli olduğunu göstermiştir. Kişi başına cezaevi nüfusu, gelir eşitsizliği, alkol tüketimi ve siyahi erkek nüfus oranının kısa vadede şiddet içeren suç davranışını etkilediği tespit edilmiştir. Gini katsayısı ile şiddet içeren suç toplamı arasında anlamlı bir ilişki bulunamamıştır.

Buonanno & Montolio (2008) çalışmasında İspanya'da suçun sosyoekonomik ve demografik belirleyicilerini incelemektedir. 1993'ten 1999'a kadar İspanyol eyaletlerinin bir panel veri setini kullanarak ve GMM (Genelleştirilmiş Moment Metodu) sistem tahmincisini uygulayarak bir suç denklemi tahmin etmişlerdir. Bağımlı değişken olarak toplam suç, mala ve şahsa yönelik suç sayılarının kullanıldığı çalışmada bağımsız değişken olarak, polis tarafından çözülen suçların sayısı, belirli bir eyalette belirli bir suç kategorisinde bildirilen toplam suç sayısına oranı (Clearance rate), belirli bir eyalette belirli bir suç kategorisinde kaydedilen suçluların toplam suçlu sayısına oranı, erkek nüfusun 3 yaş kategorisine (15-19, 20-24 ve 25-29)

göre yüzdesi, nüfus içindeki yabancı uyrukluların yüzdesi, nüfusu 10.000'den fazla olan şehirlerde yaşayan nüfusun oranı, lise diploması ve üniversite diplomasına sahip nüfusun yüzdesi, kişi başına GSYİH, büyüme oranı (GSYİH'deki büyüme oranı) ve 15-29 yaş arası erkekler için işsizlik oranı kullanılmıştır. Gecikmeli suç oranı, clearance rate, şehirleşme oranı ve yabancı oranı ile suç oranları arasında pozitif bir ilişki olduğu, mülkiyet suçlarının, sosyoekonomik değişkenlerle (genç işsizlik oranı ve eğitim) daha iyi açıklandığı elde edilen sonuçlardır.

Choe (2008) 1995-2004 dönemi için ABD'de yer alan 50 eyalete yönelik olarak gelir eşitsizliği ile suç arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Bağımlı değişken olarak şiddet ve mülkiyet suçları ayrı ayrı ve toplam olarak ele alınmıştır. Bağımsız değişken olarak kişi başına düşen kişisel gelir, işsizlik oranı, 25 yaş ve üzeri nüfusta lisans ve üzeri eğitim almış kişilerin oranı, 18-24 yaş arasındaki nüfus oranı, Afrikalı-Amerikalıların oranı, kentleşme oranı ve yoksulluk oranı dikkate alınmıştır. Kullanılan GMM yöntemine göre şiddet suçlarının toplamı için hiçbir bağımsız değişken arasında anlamlı bir ilişki bulunamazken; mülkiyet suçlarının toplamı ile sadece işsizlik oranı arasında negatif ve anlamlı bir ilişkiye ulaşılmıştır.

Baharom & Habibullah (2009) çalışmasında 1973-2003 dönemi için Malezya'da gelir eşitsizliği ile suç arasındaki nedenselliği incelemek için Gecikmesi Dağıtılmış Otoregresif Sınır Testini (ARDL) kullanmışlardır. Gelir eşitsizliğinin toplam suç, şiddet içeren suçlar, mülkiyet suçu, hırsızlık ve hırsızlık (kapalı bir mekana (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi şeklinde) gibi seçilen çeşitli suç kategorilerinin hiçbirisiyle anlamlı bir ilişkisi olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca suç, gelir eşitsizliği ile ne uzun ne de kısa dönemli ilişkiler sergilemektedir ve suç ile gelir eşitsizliği eşbütünlük de değildir.

Corman & Mocan (2015) çalışmasında New York şehri için alkol tüketimi, caydırıcılık ve suç arasındaki ilişkiyi 1983-2001 dönemi için aylık zaman serisi verilerini kullanarak araştırmışlardır. Tutuklama ve polis gücünün arasındaki içsellik sorunu için alkol satışlarının şehir ve eyalet alkol vergileri ve minimum alkol içme yaşı araç değişkenler olarak kullanılmıştır. Alkol tüketiminin saldırı, tecavüz ve hırsızlık suçlarıyla pozitif ilişkili olduğunu ancak cinayet, soygun, hırsızlık veya motorlu araç hırsızlığıyla ilişkili olmadığı elde edilen sonuçlardandır.

Tarling & Dennis (2016) çalışmasında İngiltere'deki 322 yerel yönetime ait verileri ilk kez analiz ederek suç ve bir bölgenin sosyoekonomik koşulları arasındaki ilişkileri varsayan sosyal düzensizlik teorisini ve ekonomik teoriyi test etmiştir. Mülkiyet suç oranlarının önemli belirleyicilerinin yoksunluk, nüfus içindeki gençlerin yüzdesi (15-24 yaş), nüfus/şehirleşme yoğunluğu ve bölgeye giriş ve çıkış hareketleri olduğu tespit edilmiştir. Şiddet içeren suçlarla ilişkili bulunan değişkenler yoksunluk, nüfus yoğunluğu, nüfus hareketleri ve etnik heterojenliktir. Nüfus içindeki gençlerin yüzdesi ile şiddet içeren suçlar arasında anlamlı bir ilişki bulunamamışken; işsizlik oranı ile şiddet içeren suçlar arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki bulunmuştur.

Gao vd. (2017) çalışmasında işsizliğin Indiana Eyaletindeki suç oranları üzerindeki eşzamanlı etkisini incelemiştir. Sabit etki modelinin kullanıldığı çalışmada 2006-2013 yılları arasında Indiana Eyaletinde 23 eyaletin panel verileri kullanılmıştır. İşsizliğin şiddet suç oranı üzerinde negatif ve anlamlı bir etkisi söz konusu iken mülkiyet suç oranı üzerindeki etkisi ise anlamsız olarak bulunmuştur. Ayrıca, 14-25 yaş grubundaki erkek ve gençlerin Indiana Eyaletinde hem şiddet suçlarına hem de mülkiyet suçlarına olumlu katkıda bulunduğu elde edilen sonuçlardandır.

Ishak & Bani (2017) çalışmasında 1990-2008 dönemi için Malezya'nın dört gelişmiş eyaletinde suçun sosyoekonomik ve sosyodemografik belirleyicilerini belirlemeyi amaçlamıştır. Çalışmada, seçilmiş eyaletlerde suçun belirleyicilerini incelemek için sabit etkilerden yararlanılmıştır. Bulgular, kişi başına düşen GSYİH, işsizlik oranı, nüfus yoğunluğu ve polis memuru sayısının toplam ve mala yönelik suçun önemli belirleyicileri olduğudur. Öte yandan, şiddet suçunu sadece nüfus yoğunluğu ve polis memuru sayısı belirlediği; kişi başına düşen GSYİH ve işsizlik oranının şiddet suçu için anlamlı olmadığı görülmüştür.

Amin & Ahmad (2018) çalışmasında 1970-2015 dönemi için sınır testi ve otoregresif dağıtım gecikmesi tekniği kullanılarak Pakistan'daki suç oranının sosyoekonomik belirleyicileri tespit etmeye çalışmışlardır. Etnik çeşitliliğin, sosyal dışlanmanın ve caydırıcılığın mülkiyet, şiddet suç oranları ve Pakistan'daki genel suçlar üzerinde olumlu ve önemli bir etkiye sahip olduğunu ortaya koymuşlardır. Kişi başına düşen gsyih ve nüfus yoğunluğunun, mülkiyet ve şiddet suçları üzerinde negatif ve önemli etkiye sahip olduğu sonuçlarına ulaşılmıştır.

Adeleye & Jamal (2020) çalışmasında 2007-2012 yılları arasında 38 ülkenin panel verilerini kullanarak Afrika'daki suç eşitsizlik bağlantısı hakkında ampirik kanıtlar sunmuşlardır. Havuzlanmış sıradan en küçük kareler ve fark GMM'nin kullanıldığı çalışmada gini katsayısı ile şiddet suçlarının pozitif ilişkili olduğu, ölüm cezasının caydırıcı bir faktör olmadığı, kentsel nüfus artışının suç artışına katkıda bulunduğu, ilköğretime kayıt oranının azaltıcı etkisinin olduğu, işsizliğin şiddet suçlarını artırdığı ve yükseköğretime kayıt oranı ile şiddet suçu arasındaki ilişkinin anlamsız olduğu sonuçlarına ulaşılmıştır.

Rakshit & Neog (2021) çalışmasında 2001-2013 dönemi için 33 Hindistan eyaletinde eğitim başarısının suç oranları üzerindeki etkisini ampirik olarak araştırmıştır. Ayrıca Hindistan'daki çeşitli suçların belirleyicilerini tespit etmek için makroekonomik, sosyoekonomik ve demografik faktörlerin rolünü dinamik panel modellerle (hem Sistem-GMM hem de ilk fark) incelemektedir. Çalışmada kullanılan değişkenlerden kişi başına gsyih hem şiddet hem de mülkiyet suçları için anlamsız bulunmuştur. Tüm eğitim düzeyi değişkenlerinden yalnızca ilköğretim ve yükseköğretime kayıt oranının şiddet suçları üzerinde olumsuz ve anlamlı bir etki gösterdiği gözlemlenmiştir.

Tadjoeddin vd. (2021) 2005-2012 dönemi için Endonezya için suç eşitsizlik ilişkisini incelemişlerdir. Negatif binom regresyon yönteminin kullanıldığı çalışmada şiddet suçları ile genç nüfus oranı oranı (15-24 yaş arası genç nüfus oranı), ekonomik büyüme ve gini katsayısı arasında anlamlı bir ilişki bulunamamıştır. Gelir ile şiddet suçu arasındaki ilişki pozitif; yoksulluk ile şiddet suçu arasındaki ilişki ise negatif ve anlamlı olarak bulunmuştur.

Aksu & Akkuş (2010) çalışmasında 1970-2007 dönemi için, Türkiye'de mala karşı işlenen suçları etkileyen sosyoekonomik faktörleri belirlemek için Sınır Testi Yaklaşımı kullanılmıştır. Ekonomik değişkenler olarak enflasyon oranı, işsizlik oranı ve reel kişi başına gelir; sosyal değişken olarak da orta öğretim okullaşma oranları kullanılmıştır. Sosyoekonomik faktörlerle mala karşı işlenen suçlar arasında uzun dönemli bir ilişki tespit edilmiştir. Türkiye'de işlenen mala karşı suçların; enflasyon, işsizlik ve okullaşma oranlarından pozitif yönlü, reel kişi başına gelirden negatif yönlü etkilendiği tespit edilmiştir.

Yorulmaz & Giray Yakut (2017) 2008 yılı verilerini kullandıkları çalışmasında Türkiye'deki 81 ildeki şiddet ve mülkiyet suç oranlarını etkileyen sosyoekonomik faktörleri belir-



lemek için Pearson ve MM korelasyon matrislerine dayalı Path Analizlerini kullanmışlardır. Göç, işsizlik oranları, lise mezunu oranları, vergi oranları, şiddet ve mülkiyet suç oranı çalışmada kullanılan değişkenlerdir. Şiddet suçları oranı üzerinde her iki yaklaşıma göre işsizlik oranı ve göç oranı etkili iken mülkiyet suçları oranı üzerinde ise klasik yaklaşıma göre sadece göç oranı; robust yaklaşıma göre ise gelir ve işsizlik oranı etkili olarak bulunmuştur.

Altındağ (2012) çalışmasında işsizliğin suç üzerindeki etkisini 33 Avrupa ülkesi özelinde 1995-2003 dönemi verilerini kullanarak araştırmıştır. İşsizliğin mülkiyet suçları üzerinde olumlu etkisi olduğu tespit edilmiştir. İşsizlik oranı için deprem, endüstriyel kaza ve döviz kuru hareketleri araç değişken olarak kullanıldığında 2SLS nokta tahminlerinin OLS tahminlerinden daha büyük olduğu bulunmuştur.

Odabaşı (2021) göçün suç oranı üzerindeki etkisini Amerika Birleşik Devletleri'nde (ABD) 3142 ilçe için 2012-2015 dönemine ait verileri kullanarak Sabit Etki Modeli ile araştırmıştır. Uluslararası göç ve iç göçün şiddet ve mala karşı suçların görülme sıklığı üzerinde önemli ölçüde farklı etkiler gösterdiği tespit edilmiştir. Ayrıca sonuçlar, işsizlik oranının ve eğitimin 100.000 kişi başına düşen suç sayısını etkileyen önemli bir ekonomik faktör olduğunu göstermiştir. Uluslararası göçün suç üzerinde sınırlı bir etkiye sahip olduğu, yurtdışı hareketliliğinin ise daha yüksek bir etkiye sahip olduğu elde edilen bulgulardandır.

Lochner (2020) çalışmasında eğitim ve suç konusunda yapılan çalışmalarını incelemiştir. Mevcut çalışmalardan eğitim ve suça ilişkin birçok önemli politika önerisinde bulunmuştur. Bu politikalar şunlardır; okul temelli politikalar suçun azaltılmasından büyük sosyal faydalar sağlayabilir; liseyi bitirmeyi teşvik eden politikalar, suç üzerindeki etkileri açısından en umut verici politikalar; suça daha yatkın gruplar arasında eğitimin teşvik edilmesi için tasarlanan politikaların suçtan en büyük faydayı sağlaması muhtemeldir; eğitim politikaları hem mülkiyeti hem de şiddet içeren suçları azaltabilir ve eğitimin erkeklere yönelik suç üzerindeki etkisi büyük ölçüde ücretlerdeki ve işgücü piyasası fırsatlarındaki iyileşmelerle açıklanabilir; ancak kadınlar için aynı şeyi söylemek mümkün değildir.

### **3. Yöntem**

Çalışmanın temel amacı, Avrupa Birliğine üye 26 ülke (Avusturya, Belçika, Bulgaristan, Hırvatistan, Kıbrıs, Çekya, Danimarka, Estonya, Finlandiya, Fransa, Almanya, Yunanistan, Macaristan, İrlanda, İtalya, Letonya, Litvanya, Malta, Hollanda, Polonya, Portekiz, Romanya, Slovakya, Slovenya, İspanya, İsveç) için suçun sosyoekonomik belirleyicilerinin 2019 yılı verileri kullanılarak Robust yöntemler ile tespit edilmesidir. Bu amaca yönelik olarak çalışmada kullanılan değişkenler Tablo 1'de yer almaktadır.

Çalışmanın analiz aşamasında Robust Değer Atama Yöntemi (robust imputation), Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi ve Robust Regresyon analizi R programlama dili kullanılarak uygulanmıştır.



**Tablo 1: Çalışmada Kullanılan Değişkenler**

Değişken	Değişken Tanımı	Değişken Kaynağı
Vio	Yüz bin kişi başına düşen şiddet suç sayısı (yaralama, soygun, kişiyi hürriyetinden yoksun kılma, kasten adam öldürmeye teşebbüs, kasten adam öldürme, cinsel şiddet ( tecavüz ve cinsel saldırı) suçları)	Eurostat
Prop	Yüz bin kişi başına düşen mülkiyet suç sayısı (hırsızlık, motorlu kara aracının çalınması, hırsızlık (kapalı bir mekana (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi şeklinde) suçları	Eurostat
Reel	Kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla (Euro)	Eurostat
Urban	Kentsel nüfus oranı (toplam nüfusun yüzdesi)	Dünya Bankası
Gini	Gini katsayısı	Eurostat
İs	İşsizlik oranı	Eurostat
Fborn	Yabancı uyruklu nüfus oranı	Eurostat
İnf	Enflasyon oranı	Eurostat
Terti	Yükseköğrenime kayıt oranı (brüt)	Dünya Bankası
Young	15-24 yaş genç nüfus oranı	Eurostat

### 3.1. Robust Değer Atama Yöntemi (Robust Imputation)

Standart istatistiksel teknikler, verileri analiz ederken herhangi bir eksik gözlem olmaksızın tam bir veri seti gerektirir. Eksik bilgi içeren gözlemlerin ve/veya değişkenlerin eksiksiz veri elde etmek için silinmesi önemli bilgilerin kaybolmasına neden olmaktadır. Silme yöntemlerinin bilgi kaybı ve istenmeyen sonuçlarıyla başa çıkmak için araştırmacılar eksik veriler yerine değer atamayı tercih etmektedirler. Atama işlemi, eksik değerleri ikameleri ile değiştirme işlemidir (Faisal & Tutz, 2021: 500; Toka & Çetin, 2016: 801).

Atama yöntemleriyle ilgili literatür kapsamlıdır ve hala genişlemektedir. KNNimpute (Troyanskaya vd., 2001), IAimpute (Walczak & Massart, 2001), SKNNimpute (Kim vd., 2004), BPCA (Obave vd., 2003), SEQimpute (Verboven, vd., 2007) ve ROBimpute eksik veri atama yöntemlerinden bazılarıdır (Verboven, vd., 2007: 321).

Eksik ve aykırı gözlemleri işleyebilecek bir atama tekniğine ihtiyaç vardır. Branden & Verboven (2009) bu eksikliği gidermek için ROBimpute adı verilen robust bir atama tekniği geliştirmişlerdir. Bu yöntem, SEQimpute dikkate alınarak ve bu yöntemdeki bazı önemli adımların robustlaştırılmasıyla elde edilir.

SEQimpute, eksik değerleri sıralı olarak tamamlayan kovaryans matris ve determinantının önemli bir rol oynadığı bir atama yöntemidir (Verboven vd., 2007). Yöntem aşağıdaki gibi 5 adımda özetlenebilir (Betrie vd., 2016: 4):

- ✓ Adım 1: X veri kümesini, sırasıyla  $X_c$  ve  $X_m$  olmak üzere tam ve eksik matrislere ayırılır
- ✓ Adım 2: Değişkenler artan eksik değer sayısına göre sıralanır

- ✓ Adım 3: En az sayıda eksik değere sahip bir değişken için, Eşitlik 1'de gösterildiği gibi kovaryans matrisinin determinantını  $X_m$ 'ye göre minimize edilerek eksik değerler tahmin edilir.

$$cov(X_m) = \frac{c-1}{c} cov(X_c) + \frac{1}{c} cov(X_m - \bar{X}_c)(X_m - \bar{X}_c)' \quad (3)$$

Yukarıdaki eşitlikte  $c$ , gözlemlenen toplam değerlerin sayısıdır ve  $\bar{X}_c$  ise gözlemlenen değerlerin ortalamasıdır.

- ✓ Adım 4:  $X_c$ 'deki eksik değerler güncellenir.
- ✓ Adım 5: Diğer değişkenler için Adım 2 ila 4 tekrarlanır.

Robust atama yöntemi, SEQimpute yöntemine robust bir alternatiftir (Toka vd., 2021: 292). Kayıp değerlerin hesaplanmasında verilerin ortalamasını ve kovaryansını kullanan SE-Qimpute yöntemi, verilerde aykırı gözlemlerin bulunması durumunda robust değildir. Aykırı gözlemlerin bu kötü etkisini ortadan kaldırmak için SEQimpute'deki ortalama ve saçılımın hesaplanmasında bir değişikliğe gidilebilir. Konum ve dağılım için robust bir tahmin edici ekleyerek daha robust bir atama yöntemi elde edilebilir. Hesaplamalı olarak uygulanabilir bir algoritmaya sahip olmak için, Stahel (1981) & Donoho (1982)'nin geliştirdiği aykırılık ölçüsü kullanılabilir. Aykırılık ölçütü aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$outl_i = \max_{v \in B} \left( \frac{|x'_i v - med(x'_j v)|}{mad(x'_j v)} \right) \quad (4)$$

Burada  $B$ ,  $R^S$  deki tüm sıfır olmavan vektörleri içerir.  $med(x'_j v)$ ,  $x'_j v$ ,  $x_j \in X_c$ 'nin medyanıdır ve medyan mutlak sapma  $mad = med(|x'_j v - med(x'_j v)|)$ ;  $x_i \in X_c$  şeklinde ifade edilir. ROBimpute yöntemini başlatmak için tam veri seti  $X_c$ 'nin başlangıç robust kovaryans matrisi ve robust ortalaması gereklidir. Tam gözlemlerin bir kısmının aykırı gözlem olduğu varsayıldığından, başlangıç çözümü için  $X_c$ 'deki en küçük aykırılığa sahip tam gözlemlerin  $\%(\alpha \times 100)$ 'den hesaplanan kovaryans ve ortalama kullanılır.  $\alpha$ , parametresi, yöntemin dayanabileceği aykırı gözlemlerin miktarını gösterir.  $X_c$ 'nin ortalaması ve kovaryansı için robust tahminler elde edildikten sonra, en az eksik gözleme sahip  $x^*$ , SEQimpute için açıklanan yaklaşımla tamamlanır. Gözlemin eksik değerleri tamamlandığında, aykırılığı Eşitlik 1 ile belirlenebilir. Ancak burada  $B$  kümesi, medyan ve medyan mutlak sapma, tam gözlemler kümesini güncelledikten sonra değişmez. Daha sonra elde edilen bu aykırılık değerine göre bu gözlemin aykırı gözlem olup olmadığına karar verilir. Tamamlanan gözlemin aykırılığı'nın  $(outl_i)_{i=1}^c$  ( $\alpha \times 100$ ) yüzdelerik değerinden daha küçük olmalıdır. Burada  $outl_i$  i. gözlemin aykırılığı ve  $c$ , prosedürün başlangıcındaki tam gözlemlerin sayısını ifade eder. Gözlemin kontamine olmadığı düşünülürse kovaryans ve ortalama,  $x^*$  gözlemi dahil edilerek güncellenir. Bu prosedür daha sonra tüm eksik gözlemler için tekrarlanır. Son derece yüksek bir aykırılığa sahip gözlemler, ROBimpute tarafından aykırı olarak işaretlenir (0 işareti alırlar) ve veri analizinin sonraki adımlarında yoksayılabilirler (Branden & Verboven, 2009: 9).

### 3.2. Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi (ROSPCA)

Hubert vd. (2005) izdüşüm izleme ve MCD tahmincisine dayanan, robust temel bileşenlerin tanı haritasını çizebilen ve normal gözlenen değerleri ana bileşenlerin anormal değerlerinden etkin bir şekilde ayırt edebilen robust bir temel bileşenler analizi algoritması (ROBPCA) önermişlerdir. Hubert vd. (2016), ROBPCA yöntemi temelinde, ROBPCA'yı seyrek temel bileşen analizi SCoTLASS ile birleştiren robust seyrek temel bileşen analizini (ROSPCA) önermişlerdir. ROSPCA'nın robust yönü, aykırı gözlemlerin ve uç değerlerin neden olduğu girişimi etkili bir şekilde önlerken yöntemin seyrek yönü ise, önemli açıklayıcı değişkenlerin büyük bir yüke sahip olmasını ve az katkıda bulunan değişkenlerin yükünün sıfıra yakın olmasını sağlamasıdır (Liu vd., 2021: 5-6).

ROSPCA algoritması aykırı gözlem tespit kısmı (1. Adım) ve bir seyrekleştirme kısmı (2. ve 3. Adımlar) olmak üzere iki bölümden oluşur (Hubert vd. 2016)

- 1) Değişkenler ilk önce bileşen bazında medyan ve  $Q_n$  (bir vektörün elemanları arasındaki ikili mesafelerin ilk çeyreği) aracılığıyla robust bir şekilde standardize edilir. Daha sonra, elde edilen veri matrisine tekil değer ayrışımı (SVD) uygulanarak, p-boyutlu veri alanı, n gözlem tarafından yayılan afin alt uzaya indirgenir. Elde edilen veri matrisi ile gösterilir. Daha sonra, her için Stahel-Donoho aykırılık ölçüsü şu şekilde hesaplanır:

$$outl(\tilde{x}_i) = \max_{v \in B} \frac{|\tilde{x}_i'v - \hat{\mu}_{MCD}(\tilde{x}_j'v)|}{\hat{\sigma}_{MCD}(\tilde{x}_j'v)} \quad (5)$$

Burada  $\hat{\mu}_{MCD}$  ve  $\hat{\sigma}_{MCD}$  tek değişkenli MCD konum ve ölçek tahmin edicileridir. B kümesi,  $v$ 'nin iki veri noktasından geçen tüm yönlerinden (veya n çok büyükse bu yönlerin rastgele bir alt kümesinden) oluşur.

Daha sonra, en küçük aykırılık ölçüsüne sahip  $h_0 = an + 1$  gözlem dikkate alınır. Bu gözlemler ortalama merkezlidir ve kendilerine en yakın k boyutlu alt uzayı bulmak için bu gözlemlere SVD uygulanır. k için uygun değer yamaç grafiği ya da kümülatif varyans toplamı (CPV) dikkate alınarak belirlenebilir. CPV dikkate alınarak k şu şekilde belirlenebilir:  $CPV = \sum_{j=1}^k s_j^2 / \sum_{j=1}^p s_j^2 \geq 0.80$  (s. SVD ayrıştırmasının tekil değerleri). Daha sonra, ilk alt uzaya ortogonal uzaklıklar ( $OD_i = \|x_i - \hat{\mu} - P_{p,k}t_i\|$ ) hesaplanır, karşılık gelen eşik değerden ( $(c_{od} = \hat{\mu}_{mcd} - \hat{\mu}_{mcd}z_{0,975})^{3/2}$ ) daha küçük OD'lere sahip tüm gözlemler dikkate alınır. Böylece özellikle  $\alpha$ , düzenli gözlemlerin gerçek oranından çok daha küçük seçildiğinde, tipik olarak  $h_0$ 'dan daha büyük olacak olan  $h_1$  boyutunda aykırı gözlem içermeyen bir  $H_1$  indeks seti elde edilir.

- 2) ROBPCA,  $H_1$ 'deki gözlemlere temel bileşenler analizi (PCA) uygularken, ROSPCA ise seyrek temel bileşenler analizini kullanır. Ardından, verilerin seyreklik yapısı hakkındaki bilgileri içeren, algoritmanın seyrek ve robust bileşenleri arasında bir köprü oluşturan ve etkinliğini artıran yeniden ağırlıklandırma adımı gerçekleştirilir. Tüm k temel bileşenlerde sıfır yüklemeli değişkenler atılır ve daha sonra tahmini seyrek PCA alt uzayına olan ortogonal uzaklıklar hesaplanır. Böylece, yeni ortogonal uzaklıklara karşılık gelen eşik değerden daha küçük ortogonal uzaklığa sahip gözlemlerin bir  $H_2$  indeks seti elde edilir. Sonrasında bileşen bazında medyan ve  $H_1$ 'deki gözlemlerin  $Q_n$ 'sini kullanılarak  $H_2$ 'deki endekslerle

X'in alt kümesi standartlaştırılır (ilk kez seyrek PCA uygulandığında olduğu gibi aynı standartizasyon kullanılır). Daha sonra, seyrek PCA standartlaştırılan küme üzerine uygulanır. Tam bir  $P_2$  yük matrisi elde etmek için, tahmini yük matrisine tüm atılan değişkenler için sıfır satırları eklenir. Yeniden ağırlıklandırmadan sonraki k-boyutlu skorlar daha sonra şu şekilde verilir:  $T = (X - 1_n \hat{\mu}'_1) P_2$ ,  $\hat{\mu}'_1$ ;  $H_1$ 'deki gözlemlerin medyan değeridir.

- 3) Son olarak,  $H_2$  endeksli gözlemlerin skorlarına tahmincisi uygulanarak özdeğerler robust bir şekilde tahmin edilir. Merkezi robust bir şekilde tahmin etmek için, skor uzaklıkları hesaplanır ve karşılık gelen eşik değerlerden daha küçük bir skor uzaklığına  $(SD = \sqrt{\sum_{j=1}^k \frac{(t_j)^2}{l_j} \sqrt{t_j^{L-1} t_j}}$

(Burada L robust PC'lere karşılık gelen robust öz değerleri içeren köşegen matris ve  $(t_{ij})$  ise i. skor  $t_i$ 'nin j. bileşeni)) sahip  $H_2$ 'nin tüm gözlemleri dikkate alınır, elde edilen bu küme  $H_3$  kümesidir. Daha sonra, son merkezi  $\hat{\mu}$  ve nihai skorları  $T = (X - 1_n \hat{\mu}') P_2$ , veren bu gözlemlerin ortalamasıyla merkez tahmin edilir. Son olarak,  $H_3$ 'teki indekslerle gözlemlerin (yeni) skorlarının örnek varyansı hesaplanarak özdeğerlerin tahminleri yeniden yapılır. Özdeğerler azalan düzende sıralanmıştır, bu nedenle PC'lerin sırası değişebilir. Yük ve skor matrislerinin sütunları buna göre değiştirilir.

Seyreklik parametresi  $\lambda$ 'nın seçimi BIC (Bayes bilgi kriteri) değerleri dikkate alınarak belirlenir. Her  $\lambda$  değeri için, bu seyreklik parametresini kullanılarak yöntem veri kümesine uygulanır ve BIC değerleri hesaplanır.  $\lambda$ 'nın optimal değeri, minimum BIC'ye karşılık gelen değerdir. BIC değeri aşağıdaki formül yoluyla hesaplanır:

$$BIC(\lambda) = \ln \left( \frac{1}{h_1 p} \sum_{i=1}^{h_1} OD_{(i)}^2(\lambda) \right) + df(\lambda) \frac{\ln(h_1 p)}{h_1 p} \quad (6)$$

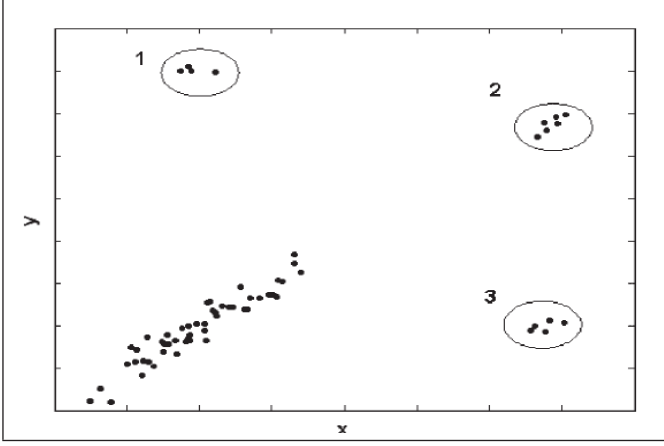
burada  $h_1$ ,  $H_1$ 'in boyutudur ve  $OD_{(i)}(\lambda)$ , seyreklik parametresi olarak  $\lambda$  kullanıldığında model için i. en küçük ortogonal uzaklıktır. Serbestlik derecesi  $df(\lambda)$ , seyreklik parametresi olarak  $\lambda$  kullanıldığında sıfır olmayan yüklerin sayısını gösterir.

### 3.3. Robust Regresyon

Aykırı gözlemler dikey aykırı gözlemler ve kaldıraç noktaları olarak iki kategoriye ayrılırlar. Verilerin çoğunluğu ile doğrusal örüntü sergilemeyen  $(x_i, y_i)$  noktası için  $x_i$  sapma göstermiyorsa bu nokta dikey aykırı gözlemdir denir. Dolayısıyla dikey aykırı gözlemler bağımlı değişken yönündeki sapmalar şeklinde ifade edilebilirler. Kaldıraç noktaları ise  $(x_i, y_i)$  gözlemi için  $x_i$  x eksenindeki veri çoğunluğundan sapma gösterir yani bağımsız değişken yönündeki sapmalardır. Böyle bir  $(x_i, y_i)$  gözlemi verilerin çoğunluğu ile aynı doğrusal örüntüyü takip ediyorsa iyi kaldıraç noktası; öte yandan,  $(x_i, y_i)$  bu doğrusal örüntüyü izlemiyorsa, kötü kaldıraç noktası olarak isimlendirilir (Filzmoser & Todorov, 2011: 3 ; Rousseeuw vd., 2004: 297).

Şekil 1'de, dikey aykırı gözlemlerin "1"; X veri matrisindeki gözlemlerin büyük kısmından dışlanmış ancak aynı regresyon modelini takip eden gözlemler olan iyi kaldıraç noktalarının "2" ve X'in büyük bir kısmından dışlanmaya ek olarak, diğer gözlemler tarafından tanımlanan regresyon modelinden güçlü bir şekilde sapan kötü kaldıraç noktalarının "3" ile belirtildiği üç aykırı gözlem türü gösterilmektedir (Moller vd., 2005: 550).

### Şekil 1: Aykırı Gözlem Türleri



Kaynak: Moller vd., 2005:550.

En küçük kareler regresyonu bağlamında, kötü kaldıraç noktalarının tüm katsayıların tahminini büyük ölçüde etkilediğini, dikey aykırı gözlemlerin sabit terimin tahmini üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu, ancak bunların eğim katsayıları üzerindeki etkisinin oldukça hafif olduğunu ve iyi kaldıraç noktalarının ise tüm katsayılar üzerindeki etkisinin önemsiz olduğu ifade edilmektedir (Dehon vd., 2009: 65).

Kötü kaldıraç noktaları genellikle yanlış parametre tahminlerine yol açarken, iyi kaldıraç noktaları daha küçük standart hatalara sahip oldukları için regresyon katsayılarının tahminlerini daha hassas hale getirir (Yuan & Zhong, 2008: 330).

Rousseeuw & Zomeren (1990) regresyon analizinde hem dikey yönlü aykırı gözlemleri hem de iyi ve kötü kaldıraç noktalarının belirlenmesi için bir aykırı gözlem haritası önermişlerdir. Bu haritanın dikey ekseninde standartlaştırılmış LMS (En Küçük Medyan Kareler Tahmincisi) artıkları; yatay ekseninde ise robust uzaklıklar ( $RD_i$ ) yer alır.  $RD_i = \sqrt{(x_i - \hat{\mu})' \hat{\Sigma}^{-1} (x_i - \hat{\mu})}$  şeklinde hesaplanır ve  $(\hat{\mu}, \hat{\Sigma})$  MVE (En Küçük Hacimli Elipsoid Tahmincisi)'nin konum ve ölçek tahminleridir. Harita dikey  $\sqrt{\chi_{p,0,975}^2}$  tolerans bandı ve yatay (-2.5, 2.5) tolerans bandı ile 6 bölgeye ayrılır.

Hubert vd. (2008) çalışmalarında, aykırı gözlem teşhisini Tablo 3.3'e göre yapmışlardır. Rousseeuw & Zomeren (1990)'dan farklı olarak standartlaştırılmış LMS artıkları yerine standartlaştırılmış LTS (En Küçük Kırpılmış Kareler Tahmincisi) artıklarını; robust uzaklık hesaplamasında ise MVE yerine MCD (En Küçük Determinantlı Kovaryans Tahmincisi)'nin konum ve ölçek tahminleri kullanılmışlardır.

Kırılma noktası, bir tahmincinin anlamsız sonuçlar vermeden önce ne kadar bozulmayla (aykırı gözlemlerle) baş edebileceğine dair kaba bir fikir vermektedir; etki fonksiyonu ise tahmin edicinin herhangi bir noktada az miktardaki bozulmaya nasıl tepki verdiğine dair kesin bir fikir verir (Staudte & Sheather, 1990: 56,58).

Şekil 2: Aykırı Gözlem Haritası

Standartlaştırılmış LMS artıkları	2,5	Dikey aykırı gözlemler	Kötü kaldıraç noktaları
	-2,5	Düzenli gözlemler	İyi kaldıraç noktaları
		Dikey aykırı gözlemler	Kötü kaldıraç noktaları

$\sqrt{\chi_{p,0,975}^2}$   
Robust Uzaklıklar

Kaynak: Hubert vd., 2008:99.

Literatürde yüksek kırılma noktası, yüksek etkinlik veya her ikisini elde etmek için birçok robust yöntem önerilmiştir. Bu nedenle, robust regresyon yöntemleri üç geniş kategoriye ayrılabilir: yüksek kırılma noktalı tahmin ediciler, yüksek etkinlik tahmin edicileri ve çoklu özellik tahmin edicileri (etkin ve yüksek kırılma tahmin ediciler) (Gad & Qura, 2016: 66).

MM tahmincileri yüksek kırılma noktasına sahip tahmincilerle (%50) yüksek etkinliğe sahip olan (GaussMarkov varsayımları altında OLS(Olağan En Küçük Kareler)'ye göre yaklaşık %95) M-tahmin edicilerini birleştirir. İsimdeki MM tahmincileri, nihai tahminleri hesaplamak için birden fazla M tahmin prosedürünün kullanıldığını göstermektedir (Bagheri vd., 2010:1376).

MM tahminleri için aşağıdaki süreç takip edilir (Yohai, 1987:644; Yu & Yao, 2017:6265):

- İlk M tahmini: %50'lik yüksek bir kırılma noktasına sahip bir tahminci ile  $\beta_0$  katsayılarını ve bu katsayıların artıkları  $e_i$  tahmin edilir. Başlangıç tahmincisi için Huber veya bisquare ağırlıkları ile S-tahmincisi tipik bir seçimdir.
- Artıkların yayılımı ( $\hat{\sigma}$ ) başka bir M tahmincisi ile bulunur.  $\hat{\sigma} b/a = 0,5$  eşitliğini sağlayan bir sabit için  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_0 \left( \frac{e_i(\hat{\beta})}{\hat{\sigma}} \right) = b$  çözümünden hesaplanır. Burada  $\rho_0$  fonksiyonu Yohai (1987)'de verilen varsayımları sağlayan bir fonksiyon ve  $a = \max \rho_0(e)$  dir.
- $\rho_1$   $\rho_0$  için verilen koşulları sağlayan diğer bir fonksiyondur.  $\rho_1(e) \leq \rho_0(e)$  ve  $\sup \rho_1(e) = \sup \rho_0(e) = a$  olmak üzere MM tahmini  $\sum_{i=1}^n \rho_1'(e_i(\hat{\beta})/\hat{\sigma})x_i = 0$  eşitliği çözülerek hesaplanır.

## 4. Bulgular

### 4.1. Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi Sonucu Elde Edilen Bulgular

Avrupa Birliğine üye ülkelere yönelik olarak şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik boyutunun incelendiği bu çalışmada 26 Avrupa Birliğine üye ülke temel alınmıştır. Bu

ülkelerde suçun sosyoekonomik belirleyicileri olarak 8 değişken (kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla (Euro), kentsel nüfus oranı, gini katsayısı, işsizlik oranı, enflasyon oranı, yükseköğrenime kayıt oranı, 15-24 yaş genç nüfus oranı ve yabancı uyruklu nüfus oranı) dikkate alınmıştır.

Çalışmada kullanılan değişken sayısı 8 ve örnek büyüklüğü 26 olarak ele alındığında veri yapısının yüksek boyutlu veri yapılarından biri olduğu görülmektedir. Yüksek boyutlu veri yapıları için boyut indirgemede ROSSPCA'nın PCA'ya göre üstünlüklerinden yukarıda bahsedilmiştir. Çalışmada kullanılacak olan veri yapısı yüksek boyutlu olduğu için boyut indirgeme yöntemlerinden PCA yerine ROSSPCA kullanılacaktır. Böylece birçok değişkenden oluşan AB'ne üye ülkeler için şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik yönü ROSSPCA ile elde edilecek az sayıda seyrek temel bileşen yardımıyla açıklanabilecektir.

ROSSPCA'da kullanılacak olan temel bileşen sayısı kümülatif varyans toplamı (CPV) temel alınarak belirlenmiştir.

**Tablo 2: Açıklanan Varyans Oranları**

Call:								
PcaCov(x = xx, cov.control = CovControlMMest(), scale = FALSE)								
Importance of components:								
	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8
Standard deviation	1.9355	1.4512	1.0144	0.94616	0.80285	0.65532	0.4867	0.44871
Proportion of Variance	0.4033	0.2267	0.1108	0.09638	0.06939	0.04623	0.0255	0.02168
Cumulative Proportion	0.4033	0.6300	0.7408	0.83719	0.90659	0.95282	0.9783	1.00000

Tablo 2'de kümülatif varyans toplamı 0,80'den büyük olan temel bileşen sayısı 4'dür ve bu 4 temel bileşen toplam varyansın %83,719'unu açıklamaktadır.

Seyrek temel bileşenleri elde etmek için, her seyrek temel bileşen için her bir temel bileşende sıfır olmayan yüklerin sayısını veya ceza parametresinin açıkça belirtilmesi gerekir. Seyrek temel bileşen sayısı 4 olarak dikkate alınıp her bir temel bileşende sıfır olmayan yüklerin sayısını belirlemek için genetik algoritma kullanılmıştır.

**Tablo 3: Her Bir Temel Bileşende Sıfır Olmayan Yüklerin Sayısı**

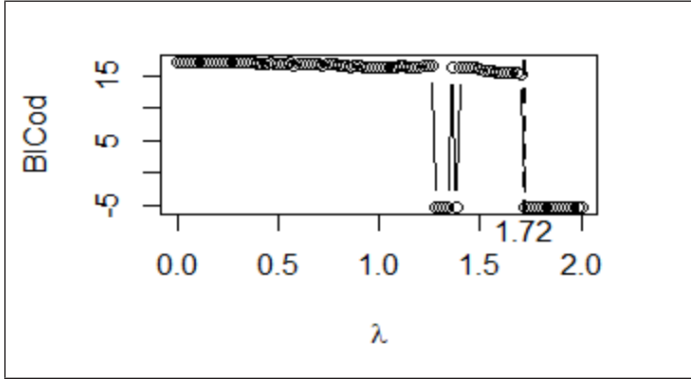
Parameters at the Solution:	
X[ 1 ] :	4.000000e+00
X[ 2 ] :	3.000000e+00
X[ 3 ] :	1.000000e+00
X[ 4 ] :	1.000000e+00

Elde edilen sonuçları değerlendirdiğimizde Tablo 3'te 1. seyrek temel bileşenin sıfır olmayan yüklerinin sayısının 4, 2. seyrek temel bileşenin sıfır olmayan yüklerin sayısının 3 ve 3. ve 4. seyrek temel bileşenin sıfır olmayan yüklerin sayısının 1 olduğu görülmektedir.



Seyreklik parametresi  $\lambda$ 'nın seçimi BIC değerleri dikkate alınarak belirlenmiştir.  $\lambda$ 'nın optimal değeri, minimum BIC'ye karşılık gelen değerdir. Minimum BIC (-5,443636) değerine karşılık gelen optimum  $\lambda$  değeri 1,72'dir. Bu sonuçlar Şekil 3'de açıkça görülmektedir.

Şekil 3: Seyreklik Parametresi  $\lambda$ 'nın Seçimi



Seyrek temel bileşenler için sıfır olmayan yük sayıları ya da ceza parametreleri ve  $\lambda$  parametresi kullanılarak elde edilen ROSPCA sonuçlara Tablo 4'te yer verilmiştir.

Tablo 4: ROSPCA Sonucu Elde Edilen Temel Bileşen Yükleri

	PC1	PC2	PC3	PC4
Urban	0.00000000	0	0	0.00000000
Reel	0.6824210	0	0	0.00000000
İnf	0.00000000	0	0	0.41440927
İs	0.00000000	0	0	-0.90624457
Young	0.6572469	0	0	0.00000000
Terti	0.00000000	-1	0	-0.06425282
Gini	0.00000000	0	1	0.00000000
Fborn	0.3198877	0	0	-0.05345386

Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi sonucunda bileşen yükü 0,50'in üzerinde olan değişkenlerin Robust Regresyon Analizinde kullanılmasına karar verilmiştir. Bu değişkenler; reel, is, young, terti ve gini değişkenleridir. ROSPCA'ya başlamadan önce 8 olan değişken sayımız ROSPCA analizi sonrasında 5 değişkene indirgenmiştir. Böylece regresyon analizleri için önerilen en az gözlem sayısının bağımsız değişken başına 5 olması gerekliliği de sağlanmıştır.

#### 4.2. Robust Regresyon Analizi Sonucu Elde Edilen Bulgular

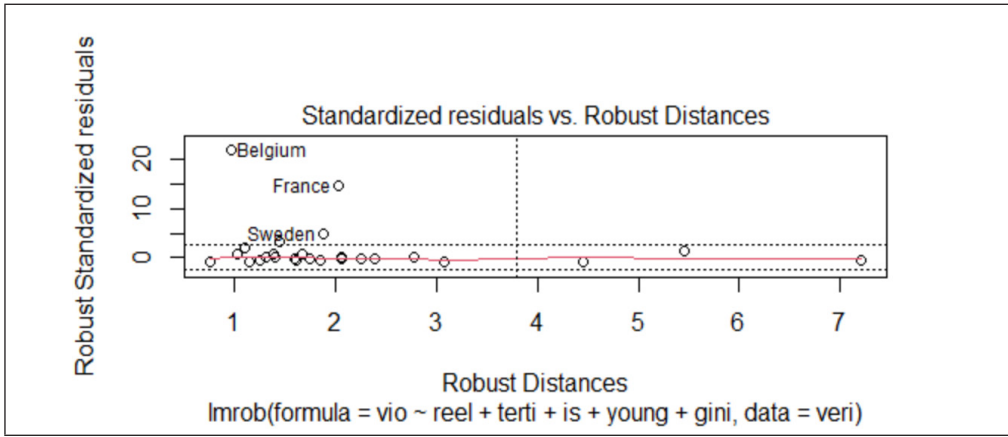
AB'ne üye ülkelerin yönelik olarak şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicilerinin tespit edilmesi için ikincil veri tabanı kullanılarak veri seti oluşturulmuştur. Veri setinde suç değişkenine yönelik olarak bazı ülkelerin bazı suç türleri için gözlemleri mevcut

değildir. Bu eksik gözlemlerin atanması amacıyla yönelik olarak Robust Değer Atama Yöntemi kullanılmıştır. Veri seti yüksek boyutlu veri yapısına sahip olduğu için boyut indirgemek amacıyla Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi kullanılmıştır. Bileşen yükü 0,50'nin üzerinde olan değişkenler Robust Regresyon Analizi için kullanılmıştır.

Aykırı gözlemlerin varlığı Regresyon Analizi için önemli bir sorundur. Veri setinde birden fazla aykırı gözlem bulunması halinde aykırı gözlemler klasik yöntemlerle belirlenmek istendiğinde maskeleye (diğer aykırı gözlemlerin varlığı nedeniyle bir aykırı gözlemin tespit edilememesi) ve süpürme (aykırı olmayan bir gözlemin yanlış tanımlanması yani aykırı gözlem olarak değerlendirilmesi durumu) etkilerine maruz kalarak sağlıklı sonuçlar veremeyebilirler. Tüm bu sorunların üstesinden gelmek için çalışmada Robust Regresyon Analizi kullanılmıştır. Şiddet ve mülkiyet suçlarının bağımlı; reel, is, young, tertı ve gini değişkenlerinin bağımsız değişken olarak kullanıldığı 2 farklı model kurulmuştur. Bu modellerin sonuçları ve belirlenen aykırı gözlemler aşağıdaki gibidir:

#### 4.2.1. Şiddet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Sonuçlar

##### Şekil 4: Şiddet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Aykırı Gözlemlerin Belirlenmesi



Şiddet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı modele ilişkin olarak elde edilen Şekil 4 incelendiğinde Fransa, Belçika ve İsveç aykırı gözlemler olarak tespit edilmiştir. En küçük kareler regresyonu bağlamında, kötü kaldıraç noktalarının genellikle yanlış parametre tahminlerine yol açtığı, iyi kaldıraç noktaları daha küçük standart hatalara sahip oldukları için regresyon katsayılarının tahminlerini daha hassas hale getirdiği ve dikey aykırı gözlemlerin ise sabit terimin tahmini üzerinde önemli bir etkiye sahipken eğim katsayıları üzerindeki etkisinin oldukça hafif olduğu yöntem kısmında belirtilmiştir. Aykırı gözlemlerin bahsedilen etkilerine maruz kalmamak adına AB'ne üye ülkelere yönelik olarak şiddet suçunun sosyoekonomik belirleyicilerini tespit etmek için Robust Regresyon Analizi kullanılmıştır. Robust Regresyon Analizinde ROSPCA sonucunda elde edilen değişkenler reel, tertı, is, young, ve gini bağımsız değişkenler olarak kullanılırken bağımlı değişken olarak da yüz bin kişi başına düşen şiddet suç

sayısı (vio) kullanılmıştır. Regresyon denklemleri katsayıları MM tahmincisi ile elde edilmiştir. İlgili literatür incelemesine dayanarak, temel modelimiz aşağıdaki şekilde oluşturulmuştur:

$$vio = \beta_0 + \beta_1 reel + \beta_2 terti + \beta_3 is + \beta_4 young + \beta_5 gini + \varepsilon \quad (7)$$

Modelde vio; yüz bin kişi başına düşen şiddet suç sayısını (yaralama, soygun, kişiyi hürriyetinden yoksun kılma, kasten adam öldürmeye teşebbüs, kasten adam öldürme, cinsel şiddet (tecavüz ve cinsel saldırı) suçları) göstermektedir.

**Tablo 5: Şiddet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model için Robust Regresyon Analizi Sonuçları**

<b>Coefficients:</b>				
	<b>Estimate</b>	<b>Std.Error</b>	<b>t value</b>	<b>Pr(&gt; t )</b>
(Intercept)	2.728e+02	7.522e+01	3.626	0.001682 **
reel	5.769e-03	8.347e-04	6.912	1.03e-06 ***
terti	-1.124e+02	4.925e+01	-2.281	0.033616 *
is	7.350e+02	3.004e+02	2.447	0.023782 *
young	-3.297e+03	7.557e+02	-4.363	0.000301 ***
gini	2.515e+02	1.202e+02	2.093	0.049316 *

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Robust residual standard error: 30.94

Multiple R-squared: 0.7957, Adjusted R-squared: 0.7447

Convergence in 12 IRWLS iterations

Robustness weights:

3 observations c(2,10,26) are outliers with lweightl = 0 (< 0.0038)

Elde edilen sonuçlara göre kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki pozitif yönlüdür ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Kişi başına reel gayrisafi yurtiçi hasıla ile şiddet suçu arasındaki pozitif ilişki rutin faaliyet etkisiyle açıklanabilir. Beki vd., (1999), insanların gelirlerini daha fazla harcadıkça evde daha az zaman geçirdiklerini, açık hava etkinliklerini artıran bireylerin de suç faaliyetlerine katılma olasılığının arttığını belirtmektedir (Khan vd., 2015: 78). 2., 3., 4. ve 5. Bağımsız değişkenler sabitken (analize girip çıktıktan sonra) kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıladaki 1 birimlik artış yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısını 0.005769 arttırmaktadır. Bu bulgu Baharom & Habibullah (2009), Andresen (2013), Amin & Ahmad (2018) ve Hazra (2020) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Bununla beraber Meera & Jayakumar (1995), Buonanno & Montolio (2008), Ishak & Bani (2017) ve Halicioğlu (2012) çıkarımlarıyla uyumlu değildir.

Yükseköğrenime kayıt oranı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki beklenildiği gibi negatif yönlüdür ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. 1., 3., 4. ve 5. bağımsız değişkenler sabitken (analize girip çıktıktan sonra) yükseköğrenime

kayıt oranındaki bir birimlik artış artış yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısını 112.4 azaltmaktadır. Bu bulgu Chen & Zhong (2020), Rakshit & Neog (2021) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Bununla beraber Adeleye & Jamal (2020)'un çıkarımlarıyla uyumlu değildir

İşsizlik oranı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki beklenildiği gibi pozitif yönlüdür ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. 1., 2., 4. ve 5. bağımsız değişkenler sabitken (analize girip çıktıktan sonra) işsizlik oranındaki 1 birimlik bir artış yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısını 735 arttırmaktadır. Bu bulgu Meera & Jayakumar (1995), Adeleye & Jamal (2020), Tarling & Dennis (2016), Kposowa vd. (1995), Grant & Martinez (1997), Hooghe vd. (2010), Moore vd. (2013), Andresen (2013)'ün elde ettiği uzun dönemli etki ile ve Tunca (2019)'nın çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Bununla beraber Yorulmaz & Giray Yakut (2017), Gao vd., (2017), Ishak & Bani (2017), Baharom & Habibullah (2009), Halicioğlu (2012), Chen & Keen (2014), Choe (2008), Andresen (2013)'ün elde ettiği kısa dönemli etki ile ve Anwar vd. (2017) çıkarımlarıyla uyumlu değildir.

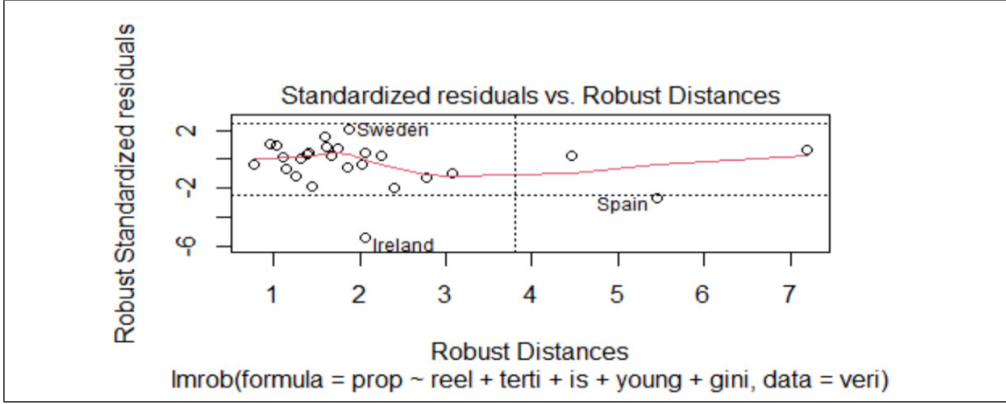
15-24 yaş genç nüfus oranı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki beklenilen aksine negatif yönlüdür ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. 1., 2., 3. ve 5. bağımsız değişkenler sabitken (analize girip çıktıktan sonra) 15-24 yaş genç nüfus oranındaki 1 birimlik bir artış yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısını 3297 azaltmaktadır. Meera & Jayakumar (1995) bu durumu nüfus içinde yükselen eğitim seviyesine ve buna bağlı olarak gelişen psikolojik caydırıcılıktan kaynaklandığını ifade etmektedir. Bu bulgu Meera & Jayakumar (1995), Barnett & Mencken (2002) ve Durusoy vd. (2008) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Chen & Keen (2014), Tadjoeeddin vd. (2021), Hooghe vd. (2010), Gao vd., (2017), Grant & Martinez (1997), Tarling & Dennis (2016), Choe (2008) bulguları ile uyumlu değildir.

Gini katsayısı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki beklenildiği gibi pozitif yönlüdür ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. 1., 2., 3. ve 4. bağımsız değişkenler sabitken (analize girip çıktıktan sonra) gini katsayısındaki 1 birimlik artış yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısını 251.5 arttırmaktadır. Bu bulgu Kposowa vd. (1995), Andresen (2013)'ün elde ettiği kısa dönemli etki ve Hazra (2020) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Chen & Keen (2014), Choe (2008), Tadjoeeddin vd. (2021), Saridakis (2004), Andresen (2013)'ün elde ettiği uzun dönemli etki ile ve Anwar vd. (2017) çıkarımlarıyla uyumlu değildir.

#### **4.2.2. Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Sonuçlar**

Mülkiyet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı modele ilişkin olarak elde edilen Şekil 5 incelendiğinde İrlanda aykırı gözlem olarak tespit edilmiştir. En küçük kareler regresyonu bağlamında kaldıraç noktalarının ve dikey aykırı gözlemlerin olumsuz etkilerinden bahsedilmiştir. Aykırı gözlemlerin bahsedilen etkilerine maruz kalmamak adına AB'ne üye ülkelere yönelik olarak mülkiyet suçunun sosyoekonomik belirleyicilerini tespit etmek için Robust Regresyon Analizi kullanılmıştır. Robust Regresyon Analizinde ROSPCA sonucunda elde edilen değişkenler (reel, tertı, is, young, ve gini) bağımsız değişkenler olarak kullanılırken bağımlı değişken olarak da yüz bin kişi başına mülkiyet suç sayısı (prop) kullanılmıştır. Regresyon denklemi katsayıları MM tahmincisi ile elde edilmiştir. İlgili literatür incelemesine dayanarak, temel modelimiz aşağıdaki şekilde oluşturulmuştur:

### Şekil 5: Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Aykırı Gözlemlerin Belirlenmesi



$$prop = \beta_0 + \beta_1 reel + \beta_2 terti + \beta_3 is + \beta_4 young + \beta_5 gini + \varepsilon \quad (8)$$

Modelde prop; yüz bin kişi başına düşen mülkiyet suç sayısını (hırsızlık, motorlu kara aracının çalınması, hırsızlık (kapalı bir mekâna (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi şeklinde) göstermektedir.

**Tablo 6: Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model için Robust Regresyon Analizi Sonuçları**

Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	1.198e+03	2.422e+03	0.495	0.62628
reel	8.849e-02	2.308e-02	3.834	0.00104 **
terti	-6.435e+02	7.117e+02	-0.904	0.37668
is	3.441e+03	5.152e+03	0.668	0.51188
young	-2.192e+04	2.330e+04	-0.941	0.35806
gini	2.294e+03	2.325e+03	0.986	0.33577
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Robust residual standard error: 427.4				
Multiple R-squared: 0.7652, Adjusted R-squared: 0.7065				
Convergence in 27 IRWLS iterations				
Robustness weights:				
observation 14 is an outlier with lweightl = 0 (< 0.0038)				

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde yükseköğrenime kayıt oranı, işsizlik oranı, 15-24 yaş genç nüfus oranı ve gini katsayısının istatistiksel olarak anlamlı olmadığı sadece kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla değişkeninin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir. Bu

nedenle model bağımsız değişken olarak sadece kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla değişkeni kullanılarak yeniden kurulmuş ve aşağıdaki sonuçlar elde edilmiştir.

**Tablo 7: Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model için Robust Regresyon Analizi Sonuçları**

<b>Coefficients:</b>				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	-257.19372	273.70420	-0.940	0.356745
reel	0.06950	0.01526	4.556	0.000129 ***
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Robust residual standard error: 489.7				
Multiple R-squared: 0.7275, Adjusted R-squared: 0.7162				
Convergence in 30 IRWLS iterations				
Robustness weights: one weight is $\approx 1$ . The remaining 25 ones are summarized as				

Elde edilen sonuçlara göre kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla ile yüz bin kişiye düşen mülkiyet suç sayısı arasındaki ilişki pozitif yönlüdür ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Kişi başına reel gayrisafi yurtiçi hasıla ile yüz bin kişiye düşen mülkiyet suç sayısı arasındaki pozitif ilişki fırsat teorisiyle açıklanabilir. Fırsat teorisi; ekonomik büyüme dönemlerinde, gelir düzeyi ve dolaşıma giren mallardaki artışın çalınabilir ekonomik değerleri arttırdığını bu durumun da suç işleme fırsatını arttırdığını ifade eder (Tümer, 2019: 97; Kızmaz, 2003: 81). Kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıladaki 1 birimlik artış yüz bin kişiye düşen mülkiyet suç sayısını 0,06950 arttırmaktadır. Bu bulgu Anwar vd. (2017), Hazra (2020), Cömertler & Kar (2007) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Bununla beraber Andresen (2013), Aksu & Akkuş (2010), Ishak & Bani (2017), Buonanno & Montolio (2008), Amin & Ahmad (2018) ve Chen & Zhong (2020) çıkarımlarıyla uyumlu değildir.

## 5. Sonuç

Toplumlarda güvensizlik kaynağı yaratan suç, toplumu ve ülke ekonomisini etkiler. Suçun topluma psikolojik maliyetlerinin yanında çok büyük parasal maliyetler de getirdiğine şüphe yoktur. Suç konusu sürdürülebilir kalkınmanın sağlanması için de önem arz eden bir konudur. Birleşmiş Milletler sürdürülebilir kalkınma amaçlarından biri de barış, adalet ve güçlü kurumlardır. Bu nedenlerle mevcut çalışmada Avrupa Birliğine üye ülkeler için şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicilerinin tespit edilmesi amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre suçla mücadeleyle yönelik politikalar geliştirilmelidir.

Çalışmanın temel amacı, Avrupa Birliğine üye 26 ülke için suçun sosyoekonomik belirleyicilerinin Robust Regresyon Analizi kullanılarak tespit edilmesidir. Bugüne kadar yapılan yerli ve yabancı literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde suçun sosyoekonomik belirleyicileri için kullanılan Regresyon Yönteminin daha çok Klasik Regresyon Analizi olduğu saptanmış ve Robust Regresyon Analizinin kullanımına rastlanılmamıştır. Çalışmalarda kullanılan veri düzenli gözlemlerin yanısıra aykırı gözlemleri de içerebilmektedir. Bu nedenle aykırı gözlemlerin varlığında robust yöntemlerin kullanılması önerilmektedir.

Çalışmada bağımlı değişken olarak, yüz bin kişiye düşen şiddet ve mülkiyet suç sayıları temel alınmıştır. Eurostat'ta Türkiye için 2019 yılına ait sadece soygun ve motorlu kara aracının çalınması şeklinde 2 suç türüne ilişkin veri mevcuttur. Eurostat şiddet ve mülkiyet suçlarını polis tarafından kaydedilen suç sayısı olarak tanımlarken; TÜİK ise suç verilerini ceza infaz kurumuna giren hükümlülerin sayısı olarak tanımlamaktadır. Bu nedenle Türkiye analiz dışı bırakılmıştır. Lüksemburg da 2019 yılına ait mülkiyet suç verilerinin (hırsızlık, motorlu kara aracının çalınması, hırsızlık (kapalı bir mekana (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi) bulunmaması nedeniyle analize dahil edilmemiştir.

26 Avrupa Birliği ülkesinin dikkate alındığı bu çalışmada bazı ülkelerin bazı suç türlerine (yaralama, soygun, kişiyi hürriyetinden yoksun kılma, motorlu kara aracının çalınması, hırsızlık (kapalı bir mekâna (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi şeklinde), kasten adam öldürmeye teşebbüs) ilişkin gözlemlerin eksik olduğu görülmüştür. Veri setindeki bu eksik gözlemlerin atanmasında Robust Değer Atama Yöntemi kullanılmıştır.

Kullanılan veri seti 8 değişken ve 26 birimden oluşmaktadır. Yani veri yüksek boyutlu veri yapıları türlerinden biridir. Uygulamada boyut indirgemek amacıyla, bu tür veri yapıları için uygun olan Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi kullanılmıştır. Bileşen yükü 0,50 ve üzerinde olan değişkenlerin Robust Regresyon Analizinde kullanılmasına karar verilmiştir. Bileşen yükü 0,50 üzerinde olan 5 tane değişken saptanmıştır. Bu değişkenler; kişi başına reel gayrisafi yurtiçi hasıla (Euro), işsizlik oranı, yükseköğrenime kayıt oranı, gini katsayısı ve 15-24 yaş genç nüfus oranıdır.

Son olarak bağımlı değişken olarak şiddet ve mülkiyet suçları ve bağımsız değişken olarak da Robust Seyrek Temel Bileşenler analizinden elde edilen 5 değişken kullanılarak iki farklı model kurulmuş ve bu modellere Robust Regresyon yöntemi uygulanmıştır. Şiddet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı model için Robust Regresyon Analizi sonucuna göre Fransa, Belçika ve İsveç aykırı gözlemler olarak tespit edilmiştir. Kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla, işsizlik oranı ve gini katsayısı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki pozitif yönlü iken yükseköğrenime kayıt oranı ve 15-24 yaş genç nüfus oranı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki ise negatif yönlü olarak tespit edilmiştir. Tüm bu bağımsız değişkenler %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Mülkiyet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı model için Robust Regresyon Analizi sonucuna göre ise sadece İrlanda aykırı gözlem olarak tespit edilmiştir. Kişi başına reel gayri safi yurtiçi hasıla ile yüz bin kişiye düşen mülkiyet suç sayısı arasındaki ilişki ise pozitif yönlü ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Bu çerçevede şiddet suçunun sosyoekonomik belirleyicileri olarak gini katsayısı, işsizlik oranı ve eğitim değişkenlerinin önemli olduğu görülmektedir. Bu değişkenlere yönelik olarak geliştirilecek politikaların şiddet suçu ile mücadelede önemli olacağı ortaya çıkmaktadır. Ayrıca bu değişkenlere yönelik geliştirilecek politikaların Birleşmiş Milletlerin Sürdürülebilir Kalkınma Amaçlarından biri olan barış, adalet ve güçlü kurumlar amacına da hizmet edeceği düşünülmektedir. Bu çalışmanın bu bakımdan özgün olduğu söylenebilir.

İleri araştırmalarda AB'ye üye ülkeler ve aday ülkeler için suçlar şiddet ve mülkiyet suçları olarak 2'ye ayrılarak suçun sosyoekonomik belirleyicileri Robust Regresyon Analizi ile tespit edilebilir. AB'ye üye ve aday ülkelerin şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicileri açısından farklılık gösterip göstermediği araştırılabilir.



## Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur

## Yazar Katkıları

Yazarlar çalışmayı eşit katkı oranıyla gerçekleştirmiştir.

## Çıkar Çatışması

Bu çalışmada herhangi bir potansiyel çıkar çatışması bulunmamaktadır.

## Kaynakça

- Adeleye, N., & Jamal, A. (2020). Dynamic analysis of violent crime and income inequality in Africa. *International Journal of Economics, Commerce and Management*, 8(2), 1-25.
- Aksu, H., & Akkuş, Y. (2010). Türkiye’de mala karşı suçların sosyoekonomik belirleyicileri üzerine bir deneme: Sınır testi yaklaşımı (1970–2007). *Sosyoekonomi*, 1, 191-214.
- Altındag, D. T. (2012). Crime and unemployment: Evidence from Europe. *International review of Law and Economics*, 32(1), 145-157.
- Amin, S., & Ahmad, N. (2017). Ethnic diversity, social exclusion and economic determinants of crimes: A case study of Pakistan. *Social Indicators Research*, 140, 267–286.
- Andresen, M. A. (2013). Unemployment, business cycles, crime, and the Canadian provinces. *Journal of Criminal Justice*, 41, 220-227.
- Anwar, A., Arshed, N., & Anwar, S. (2017). Socio-economic determinants of crime: An empirical study of Pakistan. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 7(1), 312-322.
- Bagheri, A., Midi, H., Ganjali, M., & Eftekhari, S. (2010). A comparison of various influential points diagnostic methods and robust regression approaches: Reanalysis of interstitial lung disease data. *Applied Mathematical Sciences*, 4(28), 1367 – 1386.
- Baharom, H. A., & Habibullah, S. M. (2009) Crime and inequality: The case of Malaysia. *Journal of Politics and Law*, 2(1), 55-70.
- Barnett, C., & Mencken, F. C. (2009). Social disorganization theory and the contextual nature of crime in nonmetropolitan counties. *Rural Sociology*, 67(3), 372–393.
- Becker, G. S. (1968). Crime and punishment: An economic approach. *Journal of Political Economy*, 76(2), 169-217.
- Branden, K. V., & Verboven, S. (2009). Robust data imputation. *Computational Biology and Chemistry*, 33(1), 7–13.
- Brosnan, S. (2018). The Socioeconomic determinants of crime in Ireland from 2003-2012. *The Economic and Social Review*, 49(2), 127-143.
- Buonanno, P., & Montolio, D. (2008). Identifying the socio-economic and demographic determinants of crime across Spanish provinces. *International Review of Law and Economics*, 28(2), 89–97.
- Chen, W., & Keen, M. (2014). *Does inequality increase crime? The effect of income inequality on crime rates in California 130 Counties*. Working Paper. San Francisco State University.
- Chen, X., & Zhong, H. (2020). Development and crime drop: A time-series analysis of crime rates in Hong Kong in the last three decades. *International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology*, 65(4), 409– 433.
- Choe, J. (2008). Income in the United States. *Economics Letters*, 101(1), 31–33.

- Corman, H., Joyce, T., & Lovitch, N. (1987). Crime, deterrence and the business cycle in New York City: A var approach. *The Review of Economics and Statistics*, 69(4), 695.
- Corman, H., & Mocan, N. (2015). Alcohol consumption, deterrence and crime in New York City. *Journal of Labor Research*, 36, 103-128.
- Cömertler, N., & Kar, M. (2007). Türkiye’de suç oranının sosyo-ekonomik belirleyicileri: Yatay kesit analizi. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 62(2), 37-57.
- Dehon, C., Gassner, M., & Verardi, V. (2009). A Hausman-Type test to detect the presence of influential outliers in regression analysis. *Economics Letters*, 105(1), 64–67.
- Durusoy, S., Köse, S., & Karadeniz, O. (2008). Başlıca sosyo ekonomik sorunlar suçun belirleyicisi olabilir mi? Türkiye’de iller arası bir analiz. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*, 7(23), 172-203.
- Ehrlich, I. (1973). Participation in illegitimate activities: A theoretical and empirical investigation. *Journal of Political Economy*, 81(3), 521–565.
- Faisal, S., & Tutz, G. (2021). Multiple imputation using nearest neighbor methods. *Information Sciences*, 570, 500–516.
- Filzmoser, P., & Todorov, V. (2011). Review of robust multivariate statistical methods in high dimension. *Analytica Chimica Acta*, 705(1–2), 2–14.
- Gad, A. M., & Qura, M. E. (2016). Regression Estimation in the presence of outliers: A comparative study. *International Journal of Probability and Statistics*, 5(3), 65-72.
- Gao, G., Liu, B., & Kouassı, I. (2017). The contemporaneous effect of unemployment on crime rates: The case of Indiana. *Southwestern Economic Review*, 44, 99-107.
- Grant, D. S., & Martinez, R. (1997). Crime and the restructuring of the U.S. economy: A reconsideration of the class linkages. *Social Forces*, 75(3), 769–798.
- Halıcioğlu, F. (2012). Temporal causality and the dynamics of crime in Turkey. *International Journal of Social Economics*, 39(9), 704–720.
- Hazra, D. (2020). What does (and does not) affect crime in India?. *International Journal of Social Economics*, 47(4), 503–521.
- Hooghe, M., Vanhoutte, B., Hardyns, W., & Bircan, T. (2010). Unemployment, inequality, poverty and crime: Spatial distribution patterns of criminal acts in Belgium, 2001-06. *British Journal of Criminology*, 51(1), 1–20.
- Hubert, M., Reynkens, T., Schmitt, E., & Verdonck, T. (2016). Sparse PCA for high-dimensional data with outliers. *Technometrics*, 58(4), 424–434.
- Hubert, M., Rousseeuw, P. J., & Van Aelst, S. (2008). High-Breakdown robust multivariate methods. *Statistical Science*, 23(1), 92–119.
- Hubert, M., Rousseeuw, P.J., & Branden, K. V. (2005). ROBPCA: A new approach to robust principal component analysis. *Technometrics*, 47(1), 64-79.
- Igbinedion, S. O. & Ebomoyi, I. (2017). Socio-Economic determinants of crime: Further evidence from Nigeria. *Annals of the University of Petroşani, Economics*, 17(1), 101-114.
- Ishak, S., & Bani, Y. (2017). Determinants of crime in Malaysia: Evidence from developed states. *International Journal of Economics & Management*, 11(3), 607– 622.
- Khan, N., Ahmed, J., Nawaz, M., & Zaman, K. (2015). The socio-economic determinants of crime in Pakistan: New evidence on an old debate. *Arab Economic and Business Journal*, 10(2), 73-81.
- Kızmaz, Z. (2003). Ekonomik yapı ve suç: Bazı araştırma bulguları üzerine genel bir değerlendirme. *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 13(2), 279-304.

- Kposowa, A. J., Breault, K. D., & Harrison, B. M. (1995). Reassessing the structural covariates of violent and property crimes in the Usa: A county level analysis. *The British Journal of Sociology*, 46(1), 79- 105.
- Levin, H. M., Belfield, C., Muennig, P., & Rouse, C. (2007). *The costs and benefits of an excellent education for all of America's children*. New York: Teachers College.
- Liu, F., Huang, M., Yang, Q., & Wang, Y. (2021). Research on sustainable development performance evaluation of China's high end equipment manufacturing enterprises. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 632(5)(pp. 052027). IOP Publishing.
- Lochner, L. (2020). Education and crime. In S. Bradley and C. Green (Eds.), *The economics of education a comprehensive overview* (pp. 109-117). United Kingdom: Academic Press.
- Meera, A. K., & Jayakumar, M. D. (1995). Determinants of crime in a developing country: A regression model. *Applied Economics*, 27(5), 455-460.
- Moller, S. F., Von Frese, J., & Bro, R. (2005). Robust methods for multivariate data analysis. *Journal of Chemometrics*, 19(10), 549-563.
- Moore, M. D., & Recker, N. L. (2013). Social capital, type of crime, and social control. *Crime & Delinquency*, 62(6), 728-747.
- Nikolaos, D., & Alexandros, G. (2009). The effect of socio-economic determinants on crime rates: An empirical research in the case of greece with cointegration analysis. *International Journal of Economic Sciences and Applied Research*, 2, 51-64.
- Odabaşı, S. (2021). The economics of crime and immigration: A panel data analysis. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 45, 387-399.
- Odabaşı, S. (2022). Türkiye'de suç ve iktisadi belirleyicileri: Panel veri analizi. *İzmir İktisat Dergisi*, 37(3), 586-606.
- Purnomo, S. D., Supriyo, D. A., Rusito, R., Anindito, T., Hariadi, W., & Jati, D. (2023). How economic indicator drive crime? Empirical study in developing country, Indonesia. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 13(3), 94.
- Rakshit, B., & Neog, Y. (2020). Does higher educational attainment imply less crime? Evidence from the Indian states. *Journal of Economic Studies*, 48(1), 133-165.
- Rousseeuw, P. J., & Zomeren, B. C. (1990). Unmasking multivariate outliers and leverage points. *Journal of the American Statistical Association*, 85(411), 633-639.
- Rousseeuw, P. J., Aelst, S. Van, Driessen, K. Van., & Gullo, J. A. (2004). Robust multivariate regression. *Technometrics*, 46(3), 293-305.
- Saridakis, G. (2004). Violent crime in the United States of America: A time-series analysis between 1960-2000. *European Journal of Law and Economics*, 18(2), 203-221.
- Schleimer, J. P., Pear, V. A., McCort, C. D., Shev, A. B., De Biasi, A., Tomsich, E., ... & Wintemute, G. J. (2022). Unemployment and crime in US cities during the coronavirus pandemic. *Journal of urban health*, 99(1), 82-91.
- Staudte, R. G., & Sheather, S. J. (1990). *Robust estimation and testing*. Canada: John Wiley & Sons.
- Sugiharti, L., Purwono, R., Esquivias, M. A., & Rohmawati, H. (2023). The nexus between crime rates, poverty, and income inequality: A case study of Indonesia. *Economies*, 11(2), 62.
- Tarling, R., & Dennis, R. (2016). Socio-Economic determinants of crime rates: Modelling local area police-recorded crime. *The Howard Journal of Crime and Justice*, 55(1-2), 207- 225.
- Tadjoeddin, M. Z., Yumna, A., Gultom, S. E., Rakhmadı, M. F., & Suryahadı, A. (2021). Inequality and violent conflict: New evidence from selected provinces in Post-Soeharto Indonesia. *Journal of the Asia Pacific Economy*, 26(3), 552-573.

- Todorov, V., & Filzmoser, P. (2009). An object-oriented framework for robust multivariate analysis. *Journal of Statistical Software*, 32, 1-47.
- Toka, O., & Çetin, M. (2016). Imputation and deletion methods under the presence of missing values and outliers: A comparative study. *Gazi University Journal of Science*, 29(4), 799-809.
- Toka, O., Çetin, M. & Arslan, O. (2021). Robust regression estimation and variable selection when cell-wise and casewise outliers are present. *Hacettepe Journal of Mathematics & Statistics*, 50(1), 289 – 303.
- Tunca, H. (2019). Suçun sosyo-ekonomik belirleyicileri: Panel veri analizi. *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 8(4) , 2767-2784.
- Tümer, T. (2019). Suçun fırsat maliyeti yaklaşımı ile analizi: Türkiye örneği. *Anadolu İktisat ve İşletme Dergisi*, 3(2), 93-113.
- United Nations. (no date). *Peace, Justice and Strong Institution*. Retrieved from <https://www.un.org/sustainabledevelopment/peace-justice>. Accessed 16.08. 2022.
- Verboven, S., Branden, K. V., & Goos, P. (2007). Sequential imputation for missing values. *Computational Biology and Chemistry*, 31, 320–327.
- Yohai, V. J. (1987). High breakdown-point and high efficiency robust estimates for regression. *The Annals of Statistics*, 15(20), 642-656.
- Yorulmaz, Ö., & Gıray Yakut, S. (2017). Türkiye’de suç oranını etkileyen sosyoekonomik faktörlerin incelenmesi: Path analizine dayanlı yaklaşım. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 39(1), 307-322.
- Yorulmaz, Ö. (2016). *Dayanıklı istatistiksel yöntemler ve R uygulamaları*. İstanbul: Beta.
- Yu, C., & Yao, W. (2017). Robust linear regression: A review and comparison. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 46(8), 6261–6282.
- Yuan, K.-H., & Zhong, X. (2008). Outliers, leverage observations, and influential cases in factor analysis: Using robust procedures to minimize their effect. *Sociological Methodology*, 38(1), 329–368.