

**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
SAYISAL YÖNTEMLER ANABİLİM DALI**

DOKTORA TEZİ

**AVRUPA BİRLİĞİ'NDE SUÇU ETKİLEYEN
SOSYOEKONOMİK FAKTÖRLERİN ROBUST
YÖNTEMLER İLE ANALİZİ**

Neslihan AKIN ÖZDEMİR

2502160283

TEZ DANIŞMANI

Prof. Dr. Çiğdem ARICIGİL ÇİLAN

İSTANBUL – 2022

ÖZ

AVRUPA BİRLİĞİ'NDE SUÇU ETKİLEYEN SOSYOEKONOMİK FAKTÖRLERİN ROBUST YÖNTEMLER İLE ANALİZİ

Neslihan AKIN ÖZDEMİR

Toplumlarda güvensizliğe yol açan suç; toplumu ve ülke ekonomisini etkilemekle birlikte, toplumda hem psikolojik hem de parasal maliyetlere yol açabilmektedir. Suç konusu sürdürülebilir kalkınmanın sağlanması için de önem arz etmektedir. Ülkelerde ve kurumlarda barış ve adaletin sağlanması Birleşmiş Milletler'in sürdürülebilir kalkınma amaçlarındandır. Mevcut çalışmada Avrupa Birliğine üye ülkeler için şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicilerinin tespit edilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla uygulamada Robust yöntemler kullanılmıştır. Bu yöntemler genellikle aykırı gözlemlerin olduğu veri setlerinde uygulanmaktadır. Aykırı gözlemler, tahmincileri etkileyerek güvenilir olmayan tahmin sonuçlarına neden olabilmektedirler.

Çalışmada Robust Değer Atama Yöntemi; şiddet ve mülkiyet suç türlerine ilişkin eksik gözlemler içeren bazı ülkelerin eksik gözlemlerinin atanmasında, Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi veri setinin boyutunu indirgemede, Robust Regresyon Analizi ise bağımlı değişkenlerin şiddet ve mülkiyet suç oranlarının olduğu iki modelin tahmininde kullanılmıştır.

Tezin birinci bölümünde suç kavramı, teorileri, suçun sürdürülebilir kalkınmadaki önemi ve şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicilerine yönelik literatür çalışması üzerinde durulmuştur. İkinci bölümde aykırı gözlemlerin belirlenmesinde kullanılan yöntemler ele alınmıştır. Üçüncü Bölümde robust tahmincilerin özellikleri, türleri, çokdeğişkenli tahminciler ve Robust Regresyon Yöntemi incelenmiştir. Uygulama bölümünde ise çalışma ile ilgili toplanan veriler analiz edilmiş ve raporlanmıştır. Sonuç bölümünde ise çalışmanın sonuçları, literatüre katkısı, ileri çalışmalar ve çalışmanın sınırları hakkında bilgiler verilmiştir.

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



ABSTRACT

ANALYSIS OF SOCIOECONOMIC FACTORS AFFECTING CRIME IN THE EUROPEAN UNION WITH ROBUST METHODS

Neslihan AKIN ÖZDEMİR

Crime that causes distrust in societies; Although it affects the society and the country's economy, it can cause both psychological and monetary costs in the society. The issue of crime is also important for ensuring sustainable development. Ensuring peace and justice in countries and institutions is one of the sustainable development goals of the United Nations. 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. These methods are generally applied in data sets with outlier observations. Outlier observations can affect the estimators and cause unreliable estimation results.

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, and Robust Regression Analysis was used to estimate two models in which the dependent variables were violence and property crime rates.

In the first part of the thesis, the concept of crime, its theories, the importance of crime in sustainable development and the literature study on the socioeconomic determinants of violence and property crimes are emphasized. In the second part, the methods used in the detection of outlier observations are discussed. In the third chapter, properties and types of robust estimators, multivariate estimators and Robust Regression Method are examined. In the application part, the data collected about the study were analyzed and reported. In the conclusion part, information about the results of the study, its contribution to the literature, further studies and the limits of the study are given.

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

ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca kıymetli zamanlarını, birikimlerini, yardım ve katkılarını esirgemeyen değerli hocam ve tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Çiğdem ARICIGİL ÇİLAN'a;

Tez izleme sürecinde yaptıkları değerli katkılar için değerli hocalarım Doç. Dr. Özlem YORULMAZ ve Doç. Dr. Ozan KOCADAĞLI hocalarıma

Son olarak her zaman yanımda olan ve manevi desteğini esirgemeyen eşim Ümit Çağrı ÖZDEMİR'e teşekkür ederim.

İSTANBUL, 2022

Neslihan AKIN ÖZDEMİR

İÇİNDEKİLER

ÖZ	ii
ABSTRACT	iv
ÖNSÖZ	vi
TABLolar LİSTESİ	x
ŞEKİLLER LİSTESİ	xi
KISALTMALAR LİSTESİ	xii
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

SUÇ VE SUÇLU DAVRANIŞININ AÇIKLANMASI VE SÜRDÜRÜLEBİLİR KALKINMA

1.1. SAPMA VE SUÇ KAVRAMI	3
1.2. SUÇ TEORİLERİ	4
1.2.1. Sosyal Yapı Teorileri	4
1.2.1.1. Gerim Teorileri	5
1.2.1.1.1. Merton'un Klasik Gerilim Teorisi	5
1.2.1.1.2. Messner ve Rosenfeld'in Kurumsal Anomi Teorisi	11
1.2.1.1.3. Agnew'in Genel Gerilim Teorisi	13
1.2.1.2. Alt Kültür Teorileri	16
1.2.1.2.1. Cohen'in Suçlu Alt Kültürü Teorisi	16
1.2.1.2.2. Cloward ve Ohlin'in Ayırıcı Fırsatlar Teorisi	18
1.2.1.2.3. Miller'in İlgi Odakları Teorisi	21
1.2.1.3. Sosyal Düzensizlik Teorisi	22
1.2.2. Radikal Kriminoloji	26
1.3. SÜRDÜRÜLEBİLİR KALKINMA VE SUÇ	31
1.4. LİTERTATÜR TARAMASI	33

İKİNCİ BÖLÜM

AYKIRI GÖZLEMLERİN BELİRLENMESİ

2.1. AYKIRI GÖZLEMLER VE TÜRLERİ	51
2.2. AYKIRI GÖZLEMLERİN KLASİK YÖNTEMLERLE BELİRLENMESİ	53
2.3. DOĞRUSAL REGRESYON ANALİZİ İÇİN AYKIRI GÖZLEM TEŞHİS ÖLÇÜLERİ	55
2.3.1. Şapka Matrisi ile Belirleme	58
2.3.2. Standartlaştırılmış Artıklar ile Belirleme	59
2.3.3. Student Türü Artıklar ile Belirleme	59
2.3.4. Silinmiş Artıklar ile Belirleme	60
2.3.5. Student Türü Silinmiş Artıklar ile Belirleme	60

2.3.6. Mahalanobis Uzaklığı.....	61
2.4. MASKELEME VE SÜPÜRME ETKİSİ	62

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

ROBUST TAHMİNCİLER

3.1. ROBUST TAHMİNCİ ÖZELLİKLERİ.....	63
3.1.1. Nitel Robustluk.....	64
3.1.2. Kırılma Noktası	64
3.1.3. Etki Fonksiyonu.....	65
3.1.3.1. Büyük Hata Duyarlılığı.....	66
3.1.3.2. Yerel Kayma Duyarlılığı.....	66
3.1.3.3. Reddetme Noktası	67
3.2. ROBUST TAHMİNCİ TÜRLERİ.....	67
3.2.1. Robust Tek Değişkenli Tahminciler	67
3.2.1.1. M Tahmicileri	68
3.2.1.2. L Tahmincileri.....	69
3.2.1.3. R Tahmicileri	71
3.2.2. Robust Çok Değişkenli Tahminciler	72
3.2.2.1. En Küçük Hacimli Elipsoid Tahmincisi (MVE).....	73
3.2.2.2. En Küçük Determinantlı Kovaryans Tahmincisi (MCD)	74
3.2.2.3. OGK Tahmincisi	76
3.2.2.4. S Tahmincisi	77
3.2.2.5. MM Tahmincisi.....	77
3.2.2.6. M tahmincisi	78
3.2.2.7. Stahel-Donoho Tahmincisi	79
3.3. ROBUST REGRESYON	80
3.3.1. Etkin Tahminciler	80
3.3.1.1. En Küçük Mutlak Sapmalar Tahmincisi (LAD veya L_1).....	81
3.3.1.2. Regresyon Parametrelerinin M Tahmini.....	82
3.3.2. Yüksek Kırılma Noktalı Tahminciler	85
3.3.2.1. En Küçük Medyan Kareler Tahmincisi.....	85
3.3.2.2. En Küçük Kırpılmış Kareler (LTS) Tahmincisi.....	86
3.3.2.3. En Küçük Kırpılmış Farklar (LTD)	87
3.3.2.4. Winsorized En Küçük Kareler Metodu (WLS).....	87
3.3.2.5. S Tahmincisi	88
3.3.2.6. Genelleştirilmiş S tahmincisi (GS).....	89
3.3.2.7. Genelleştirilmiş M tahmincisi	89
3.3.2.8. Coakley&Hettmansperger Tahmincisi.....	90
3.3.3. Çoklu Özellikli Tahminciler	91
3.3.3.1. MM Tahmincileri.....	91

3.3.3.2. Robust ve Etkin Ağırlıklı En Küçük Kareler Tahmincisi (REWLSE)	92
3.3.3.3. τ Tahmincisi	93
3.4. REGRESYON ANALİZİNDE AYKIRI GÖZLEMLERİN ROBUST YÖNTEMLERLE BELİRLENMESİ	93
3.4.1. Standartlaştırılmış Robust Artıklarla Belirleme	93
3.4.2. Robust Aykırı Gözlem Teşhis Çizimi ile Belirleme	94

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

4.1. ÇALIŞMANIN AMACI	96
4.2. ANALİZ YÖNTEMLERİ	97
4.2.1. Robust Değer Atama Yöntemi (Robust Imputation)	98
4.2.2. Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi (ROSPCA)	101
4.3. UYGULAMA SONUÇLARI	111
4.3.1. Robust Seyrek Temel Bileşenler Uygulama Sonuçları	112
4.3.2. Robust Regresyon Uygulama Sonuçları	114
4.3.2.1. Şiddet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Sonuçlar	115
4.3.2.2. Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Sonuçlar	118
SONUÇ VE ÖNERİLER	122
KAYNAKÇA	125
ÖZGEÇMİŞ	155

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1.1: Merton'un Anomi'ye Adaptasyon Türleri (Merton, 1938: 676)	8
Tablo 3.1: M-Tahmin Yöntemlerinin Ayrıntılı Açıklaması (Almetwally ve Almongy, 2018: 57).....	84
Tablo 3.2: Huber, Tukey Ve Hampel'in M Tahmincileri İçin Etki Ve Ağırlık Fonksiyonları (Banaś ve Ligas, 2014:131–132)	85
Tablo 3.3: Aykırı Gözlem Haritası (Hubert vd., 2008: 99).....	94
Tablo 4.1: Çalışmada Kullanılan Değişkenler	97



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1: Merton'un Klasik Gerilim Teorisi (Heidt ve Wheeldon, 2015: 325).....	10
Şekil 1.2: Şehrin Büyümesi (Burgess, 1925: 51).....	23
Şekil 2.1: Aykırı Gözlem Türleri (Moller vd., 2005: 550).....	52
Şekil 2.2: H ve (1-H)'nin Doğrusal Regresyondaki Rolü (Chatterjee ve Hadi, 1988:11)	58
Şekil 4.1: Seyreklik Parametresi λ 'nın Seçimi	114
Şekil 4.2: Şiddet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Aykırı Gözlemlerin Belirlenmesi	115
Şekil 4.3 : Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Aykırı Gözlemlerin Belirlenmesi	119

KISALTMALAR LİSTESİ

AB	: Avrupa Birliği
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
BACON	: Parçalı Uyarlanabilir Hesaplama Yönünden Etkin Aykırı Gözlem Belirleyicisi
BM	: Birleşmiş Milletler
ENET	: Elastic Net
GM	: Genelleştirilmiş M tahmincisi
GMM	: Genelleştirilmiş Moment Metodu
GS	: Genelleştirilmiş S tahmincisi
GSYİH	: Gayri Safi Yurt İçi Hasıla
IRLS	: Yinelemeli olarak yeniden ağırlıklandırılmış en küçük kareler
IS	: Seyreklik Endeksi
LAD	: En Küçük Mutlak Sapmalar Tahmincisi
LMS	: En Küçük Medyan Kareler Tahmincisi
LTD	: En Küçük Kırpılmış Farklar
LTS	: En Küçük Kırpılmış Kareler Tahmincisi
MCD	: En Küçük Determinantlı Kovaryans Tahmincisi
MVE	: En Küçük Hacimli Elipsoid Tahmincisi
NNZL	: Her Bir Temel Bileşende Sıfır Olmayan Yüklerin Sayısı
OD	: Ortogonal Uzaklık
OLS	: Olağan En Küçük Kareler
PCA	: Temel bileşen analizi
REWLSE	: Robust ve Etkin Ağırlıklı En Küçük Kareler Tahmincisi
ROBPCA	: Robust Temel Bileşenler Analizi
ROSPCA	: Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi

SDG	: Sürdürülebilir Kalkınma Amaçları
SPCA	: Seyrek Temel Bileşenler Analizi
SVD	: Tekil Değer Ayrışımı
WLS	: Winsorized En Küçük Kareler Metodu

GİRİŞ

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 (anında etki) ve dolaylı maliyetler (uzun vadeli etki) 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 ve Ebomoyi, 2017: 101; Anwar vd., 2017:312; Ishak ve 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. BM Türkiye de bu Amaçlara 2030 yılına kadar erişilmesi için desteğini sürdürmektedir. 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 ve Jayakumar, 1995: 456).

Veri kümesindeki gözlemlerin çoğunlu 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 tahmincileri 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 ve Filzmoser, 2009:1; Yorulmaz, 2016:1).

Mevcut çalışmanın temel amacı, Avrupa Birliğine 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 amacı ile Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi kullanılmıştır ve analizden elde edilen değişkenler Robust Regresyon Analizinde bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Bu çalışma ile AB üye ülkeler için şiddet ve mülkiyet suçlarının sosyoekonomik belirleyicileri ilk kez Robust Regresyon Analizi belirlenmiştir. Çalışmanın bu bakımdan özgün olduğu söylenebilir.

BİRİNCİ BÖLÜM

SUÇ VE SUÇLU DAVRANIŞININ AÇIKLANMASI VE SÜRDÜRÜLEBİLİR KALKINMA

1.1. Sapma ve Suç Kavramı

Kültür, hayata yönelik planlarda davranışlarımızı yönlendiren norm ve değerler sağlar. Bu norm ve değerler bize neye inanmamız gerektiğini ve ne yapmamız gerektiğini söyler. Çünkü onları kabul etmemiz için yetiştirilir, çoğu zaman yapmamız bekleneni yapar ve düşünmemiz gerektiği gibi düşünürüz. Ancak “çoğunlukla” bu kurallara uyarız; çünkü hiçbirimiz her zaman tüm bu kuralları takip etmeyiz (Brinkerhoff, vd., 2010: 127).

Bir birey bir sosyal grubun normlarını ihlal ettiğinde sapma meydana gelir. Sapma, çeşitli şekillerde tanımlanmıştır, ancak genel olarak, normatif veya nesnelci anlayışa göre bir gruptaki kabul edilebilir standart davranış veya olayları ihlal eden durumlara atıfta bulunurken; reaktivist veya öznelci anlayışı göre ise sosyal olarak onaylanmayan, değeri olmayan davranışları, nitelikleri veya koşulları ifade eder (Heckert ve Heckert, 2004: 76).

Sosyolojideki sapma kavramı, hem yasal hem de yasadışı, sıradan ve sıra dışı birçok davranış biçimini kapsayan geniş bir kavramdır. Suç, bir sapma biçimi olarak belirli ceza kanunlarını ihlal eden spesifik davranışlardır. Sapma davranışlarının tümü suç teşkil etmez. Sapma, toplumun kurallarını ve normlarını ihlal eden davranışlardır. Bu kurallar yasalar olabilir; bu durumda sapma davranışı suç olarak adlandırılır veya gayri resmi gelenekler veya alışkanlıklar olabilir; bu durumda ise sapma davranışı suç olarak adlandırılmaz (Andersen ve Taylor, 2010: 165-166).

Yasa ihlali olarak suç, hapis cezası, para cezaları ve polisler, hakimler, hapisane gardiyanları ve diğer kolluk kuvvetleri gibi resmi kontrol birimleri tarafından verilen diğer cezalara tabidir. Öte yandan, gayri resmi bir normun ihlali olarak sapma eylemini gerçekleştiren birey; akrabalar, arkadaşlar, komşular, akran grupları ve hatta yabancılar gibi gayri resmi kontrol birimlerinin eleştirilerine,

alaylarına, kınamalarına, reddedilmelerine ve diğer olumsuz tepkilerine maruz kalmaktadır (Thio vd., 2012: 13).

1.2. Suç Teorileri

Suçlu ve sapkın davranış tarih boyunca var olmuştur. Bu iki kavram o kadar can sıkıcı ve o kadar kalıcıydı ki köklerini anlamak için çok çaba harcanmıştır. Çağlar boyunca bu iki kavram için birçok müphem düşünce ve teori geliştirilmiştir. Günümüzde suçlu ve sapkın davranışların neden kaynaklandığını belirlemeye yönelik olarak geliştirilen yaklaşımlar biyolojik, psikolojik ve sosyolojik olarak genel kategorilere ayrılabilir (Tischler, 2010: 143).

Biyologlar genetikle ilgilenmektedir. Dolayısıyla, antisosyal davranışa kalıtım yoluyla kalan mizaç, vücut yapısı, hormonlar ya da bazı diğer kalıtsal özelliklerin suç üzerindeki etkileriyle ilgilenirler. Bireysel farklılıklar ile ilgilenen psikologlar, suçluların saldırganlık, psikopati ve nevrozizm gibi kişilik boyutlarının suçsuzlardan farklı olup olmadığını sorgularlar. Sosyologlar ise, sosyal sınıfla ilgilenmekte olup, suç ve statü, gelir, başarı, kültür ve sosyal sınıfla ilgili diğer sosyal değişkenler arasındaki ilişkiye ilgi duymaktadırlar (Hirschi ve Gottfredson, 1990: 414).

Bu çalışmada AB'ye üye ülkeler için suçun sosyoekonomik belirleyicileri tespit edilmeye çalışıldığı için biyolojik ve psikolojik suç teorileri çalışma kapsamının dışında bırakılmış olup sadece sosyolojik suç teorilerinden; sosyal yapı teorilerine ve radikal kriminolojiye yer verilmiştir.

1.2.1. Sosyal Yapı Teorileri

Yapısal teoriler, suçu toplumun özelliklerinin bir ürünü olarak tasvir eder. Yoksulluk, işsizlik, zayıf eğitim ve ırkçılıkta payı bulunan yapısal özellikler, sosyal açıdan yoksun grupların üyeleri arasında yüksek oranda suç oranlarının dolaylı veya temel nedeni olarak görülmektedir. Bununla birlikte, bu teoriler, yalnızca yoksul insanların suç işlediğini ima etme niyetinde olmadıkları gibi ne de sosyal yapının alt seviyelerinde yer alan insanların hiçbir seçeneğinin olmadığını ya da ahlaksızca

davranma sorumluluğundan yoksun olduklarını belirtmezler. Bununla birlikte, bu teoriler suçun öncelikle alt sınıf bir problem olduğunu ve o sosyal tabaka içindeki bir kişinin yasadışı davranışa başvurma olasılığını artıran sosyal yapı içindeki kusurlara dikkat çekmektedirler (Brown vd., 2013: 266).

Sosyal yapı teorileri gerilim teorileri, alt kültür teorileri ve sosyal düzensizlik teorileri olarak alt sınıflamalara ayrılabilir (Siegel ve McCormick, 2016).

1.2.1.1. Gerim Teorileri

Gerilim teorileri, bazı kişilerin neden suç işlediğini ve diğerlerinin neden suç işleme eğiliminde bulunmadıklarını açıklamaya odaklanmaktadır (Bernard, 1987: 262).

Gerilim teorileri; Merton'un Klasik Gerilim Teorisi, Messner ve Rosenfeld'in Kuramsal Anomi Teorisi ve Agnew'in Genel Gerilim Teorisi olarak üç alt başlıkta sınıflandırılabilir.

1.2.1.1.1. Merton'un Klasik Gerilim Teorisi

Durkheim suçun yalnızca belirli bir türe özgü toplumlarda değil, her türden toplumlarda gözlemlendiğini; suç olarak adlandırılan edimlerin toplumdan topluma farklılık gösterse de suçun olmadığı hiçbir toplumun bulunmadığını belirtmiştir. Durkheim'e göre bu nedenle suç normaldir (Durkheim, 2013: 60;61)

Suçun bulunmadığı bir toplum insanların tam olarak aynı şekilde davrandığı bir toplumun göstergesidir. Suçun kaçınılmazlığı toplumdaki insan farklılıklarıyla bağlantılıdır. İnsanlar birbirlerinden çok farklı oldukları ve ihtiyaçlarını karşılamak için çeşitli yöntem ve davranış biçimlerini kullandıkları için içlerinden bazıları suça yönelirler (Siegel ve McCormick, 2016: 11).

Durkheim'e göre suçu toplumsal bir hastalık olarak görmek, hastalığın tesadüfi bir şey olmadığını, aksine canlı varlığın temel yapısından kaynaklandığını kabul etmek demektir. Suçun aşırı yüksek bir seviyeye ulaşması suçun kendisinin anormal formları olduğunun göstergesidir. Her toplum türü için önceki kurallara

uygun bir şekilde düzeltmenin mümkün olmadığı belli bir seviyeye ulaşmaması ya da ötesine geçmemesi şartıyla suçun var olması normal bir durumdur (Durkheim, 2013: 61).

Toplumsal yaşamın temel koşullarıyla bağlantılı olan suç, bağlı olduğu koşulların ahlak ve hukukun normal evrimi için vazgeçilmez olduğu için faydalıdır (Durkheim, 2013: 63). Suçun varlığı toplumsal değişimin yolunu açar ve sosyal yapının rijit olmadığını gösterir. Toplumda farklılıkların bulunmaması, herkesin aynı şekilde davrandığı ve neyin doğru neyin yanlış olduğu konusunda hemfikir olduğu anlamına gelir. Bu evrensel uygunluk, yaratıcılığı ve bağımsız düşünciyi boğar (Siegel, 2016: 182).

Durkheim'e göre iki tür toplum söz konusudur. Mekanik tip bir toplumda neredeyse hiçbir iş bölümü yoktur. İnsanların davranış ve duyguları birbirine benzerdir. Bu toplu duygular, homojen grupta düzeni sağlamak için var olan toplu bir vicdanı doğurur. Buna karşılık, organik bir toplum türü, geniş bir iş bölümünün gelişiminin bir sonucu olarak var olan heterojen bir popülasyonla karakterize edilir. İnsanlar bireyselliklerini geliştirirken ve özel çıkarları peşinde koşarken, ortak vicdan azalır. Bununla birlikte, aynı zamanda insanlar temel bakım ihtiyaçları için gittikçe artan bir şekilde birbirlerine bağımlı hale gelirler (Sinden, 1979: 55-56).

Anomik toplumlarda aile, kilise, eğitim ve politik sistemler gibi kilit kurumlar sıklıkla çöker veya zayıflar. Durkheim'a göre kurumsal kontrolde bir bozulma sapma, suç ve diğer sosyal patolojilerin artmasına yol açabilir (Heidt ve Wheeldon, 2015: 317).

Durkheim, grup ve toplumlar arasında intihar çeşitliliğinin kalıplarını açıklamak için “anomik intihar” konseptini geliştirmiştir. Anomik intihar, kültürel olarak öğrenilen ekonomik hedefler ile bu hedefleri bir popülasyonda gerçekleştirme umutları arasındaki uyumu bozan nedensel süreçlerden kaynaklanır. Bu nedenle, sınırsız tutkular, ekonomik gerçekliğe ayak uyduramadığında ya da ekonomideki ani düşüşler bir eşitsizlik yarattığında intihar gerçekleşebilir. Boşanma gibi diğer “krizler” de potansiyel anomik intihar kaynakları olarak yorumlanabilir. Bu krize

dayalı modeller, intihardaki kavramsal olarak farklı sosyal süreçlerdeki varyasyonları yansıtan diğer varyasyonlardan egoist intihar (zayıf dini, siyasi veya sosyal bütünleşmenin ürünü) veya fedakar intihar (intiharı teşvik eden farklı grup normları ve beklentileri) gibi kavramlarla farklılık gösterir (Jensen, 2002: 47).

Genel anlamda bir anomi, bir toplumun normatif düzenindeki zayıflıkları ifade eder. Durkheim, sosyal normların kişisel isteklere sınır koymak için nasıl işlediğini açıklar ve bu durumun insanların tatmin duygusu elde etmeleri için zemin hazırladığını belirtir. Sosyal normlar kayda değer bir düzenleyici güç uygulayamadığında, arzular sınırsızdır ve bazı insanların intihar etmelerine neden olur. Merton da benzer şekilde, normların sapkın davranışların sınırlandırılmasında ya da sınırlandırılmamasında merkezi bir rol oynadığını savunur (Messner ve Rosenfeld, 2009: 210).

Merton, Amerika Birleşik Devletleri (ABD) 'ndeki yüksek suç oranlarını Durkheim'in anomi kavramını geliştirerek açıklamaya çalışmıştır. Merton'un anomi/gerilim teorisi, ne tür sosyal koşulların ve durumların bazı insanların kuralları çiğnemelerine ve kriminal veya sapkın davranmalarına yol açtığını incelemektedir. Bir toplumun kültürel hedefleri ve bu hedeflere ulaşmak için mevcut olan kurumsal araçları (norm) vardır. Bu iki boyut genellikle uyum içindedir. Hedefler ve normlar arasındaki uyumsuzluk yani anomi; hedeflere çok fazla önem verildiğinde veya araçların hedeflere ulaşmak için yetersiz kalması durumunda ortaya çıkar. Bununla birlikte Merton'un anomi kavramının Durkheim'kinden farklı olduğu açıktır. Durkheim'e göre toplum içindeki değişiklikler ve deregülasyon anomiyeye neden olur. Bir diğer farklılık ise hızlı ani sosyal değişim zamanlarında anomiyi geçici ve özellikle de tehlikeli gören Durkheim'in aksine, Merton anomiyi Amerikan toplumunun nispeten kalıcı bir yönü olarak görür. (Barkan, 2018: 129; Williams III ve McShane, 2018: 66; Heckert ve Heckert, 2004: 79).

Merton sosyal konumu nedeni ile kültürel hedef olarak Amerika Rüyası şeklinde isimlendirilen parasal başarıyı meşru araçlarla sağlayamayan insanları Amerika'daki suç oranlarının yüksekliğinden sorumlu tutar. Parasal başarı için gerçekleştirilen yoğun baskı, bunun için geleneksel araçların eksikliği ile bir araya

getirildiğinde, birçok kişi üzerinde gerilim ya da baskı oluşturur. Bu nedenle, Merton'un teorisine genellikle gerilim teorisi de denir (Hughes, vd., 2015: 101; Vito ve Maahs, 2017: 127).

Merton farklı türdeki suç ve sapkın davranış biçimlerini insanların toplumun kendilerine öğrettiği hedefler ve bu hedefleri gerçekleştirmek için ellerinde bulunan araçlar arasında tutarsızlıkla karşı karşıya kalmaları halinde bu tutarsızlıklara verdiği farklı cevaplar temelinde açıklamaya çalışır. Merton, bu farkın yarattığı baskıya beş olası adaptasyon sunar: uygunluk, yenilik, şekilcilik, geri çekilme ve isyan (Marsh, vd., 2006: 103).

	Kültürel Hedefler	Kurumsal Araçlar
Uygunluk	+	+
Yenilik	+	-
Şekilcilik	-	+
Geri Çekilme	-	-
İsyan	±	±

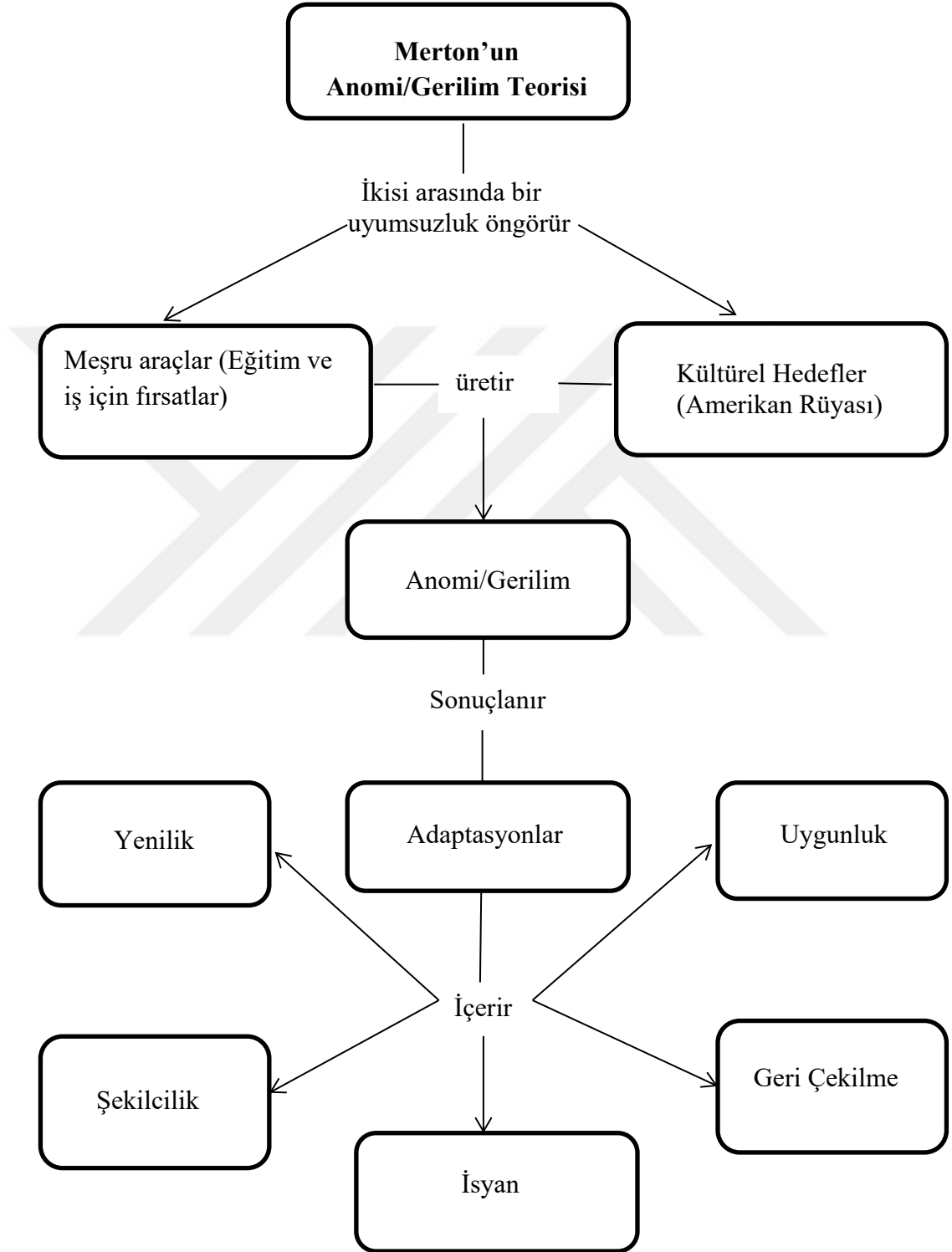
Tablo 1.1: Merton'un Anomi'ye Adaptasyon Türleri (Merton, 1938: 676)

Tablo 1.1' deki (+) "kabul", (-) "ortadan kaldırmayı" ve (±) ise "yeni hedeflerin ve standartların reddedilmesini ve değiştirilmesini" ifade eder. Uygunluk, her toplumda en yaygın olarak görülen adaptasyon türüdür ve bireyin hem kültürel hedefleri hem de kurumsal araçları kabul ettiğini gösterir. Uygunluk toplumda istikrar ve sürekliliği sağlar. Bu adaptasyon türündeki üyelerin temel değerlerine yönelik geleneksel rol davranışı istisnadan çok kuraldır. Yetersiz sosyalleşme, kurumsal araçların bırakıldığı ve başarı arzusunun korunarak anlaşmazlığın ve engellenmenin ortadan kaldırıldığı durum ise yenilik ile sonuçlanır. Ancak bireyin maddi açıdan daha iyi hale gelmek için çaba göstermenin kültürel zorunluluğunu reddetse de, kişinin neredeyse zorunlu olarak kurumsal normlara uymaya devam ettiği adaptasyon türü şekilciliktir. Uygunluk adaptasyon türü toplumda en sık yaygınlığa sahipken; geri çekilme (kültürel hedeflerin ve kurumsal araçların reddi) adaptasyon türü ise en az yaygınlığa sahiptir. Toplumun bir üyesi olarak ortak

değerler çerçevesini paylaşmayan bu bireyler topluma yalnızca kurgusal anlamda dahil edilebilirler. İsyan ise toplum üyeleri tarafından paylaşılan yenilenmiş kültürel hedeflere yönelik yeni prosedürleri kurumsallaştırmayı amaçlayan bir geçişi temsil eder (Merton, 1938: 676-678; Merton, 1968 :203-204,207).

Merton'a göre, alt sınıf bireyler gerilime daha duyarlıdır, çünkü bu bireylerin zenginlik gibi ortak başarı hedeflerine ulaşmak için dikey hareketlilik elde etme konusunda daha az şansları vardır. Bu nedenle Merton, alt sınıf toplumun, diğer sınıf gruplarından daha fazla yenilikçi ve dolayısıyla daha fazla suç işlemiş bireye sahip olduğunu belirtir. Yenilik adaptasyon türündeki kurumsal araçların boşluğunu suç doldurur. Suç, kültürel statü elde etmek için potansiyel bir kurumsal aracı temsil eder (Smith ve Bohm, 2008:3).

Merton'un Anomi/gerilim teorisi Şekil 1.1'deki gibi tasvir edilebilir:



Şekil 1.1: Merton'un Klasik Gerilim Teorisi (Heidt ve Wheeldon, 2015: 325)

Merton suçun makrososyolojik izahının formülasyonunda kültürel ve sosyal yapısal dinamiklerin etkileşimi üzerine inşa edilmiş analitik bir çerçeve sunmuştur. Merton'un anomi teorisi, bazı ciddi eleştirilere rağmen sonraki yapısal teoriler üzerinde derin bir etkiye sahiptir. Bu teori pek çok yönden anomiye karşı potansiyel reaksiyonların yalnızca bir kataloğudur. Bize ne zaman bir adaptasyon modunu diğerinden daha fazla bekleyeceğimizi veya nüfusun farklı kesimlerinin farklı adaptasyonlar seçip seçmeyeceğini söylemez. Merton'un teorisi, insanların neden belirli tür suçları işlemeyi seçtiklerini açıklamaz. Örneğin; ortaya çıkan anomi neden birisinin gasp yapmasına neden olurken diğerini uyuşturucu ticaretine yönlendirir? Bu soruların cevabı Merton'un teorisinde bulunmaz. Merton'un insanların suça karışmalarını parasal başarıya ulaşmak için meşru yollardan yoksun olmalarıyla açıklar. Bu anlamda, teorisi, cinayet ve tecavüz gibi suçlardan ziyade parasal suçları (soygun, hırsızlık) açıklamaya yöneliktir. Ayrıca, gerilim meşru bir araç eksikliğinden kaynaklandığı için, Merton'un teorisi suçu büyük ölçüde alt sınıflar arasında açıklar. Orta ve üst sınıf halkın genellikle meşru araçlara erişimi olduğundan, kurallara uygun davranmaları beklenir. Bu sınırlamalar gerilim teorisinin oldukça dar bir kapsamı olduğu anlamına gelir. Merton'un gerilim teorisinin, bazı sapkın davranış biçimlerini açıklayacak bir orta sınıf teorisi olarak geliştirilmesi teori için yapılan eleştirilerden bir diğeridir (Barlow ve Kauzlarich, 2010: 62; Siegel, 2016: 199; Messner ve Rosenfeld, 2009: 212; Vito ve Maahs, 2017: 128).

1.2.1.1.2. Messner ve Rosenfeld'in Kurumsal Anomi Teorisi

Steven F. Messner ve Richard Rosenfeld Merton'un Anomi Teorisi'ni genişleterek Kurumsal Anomi Teori'sini ileri sürmüşlerdir. Steven F. Messner ve Richard Rosenfeld Amerikan toplumundaki yüksek suç oranları için sosyolojik bir açıklama yapmışlardır. Bu yazarlara göre Amerikan rüyası Amerikan toplumunda güçlü bir kuvvettir çünkü başarı, bireycilik, evrenselcilik ve materyalizm kültürün temel değerlerini oluşturur. Bu değer yönelimlerinin her biri, kültürel hedeflerin gerçekleştirilmesinde meşru araçların kullanımının önemi üzerindeki göreceli olarak zayıf vurgusuyla Amerikan rüyasının anomik karakterine katkıda bulunur. Başarı, herkesin hedef belirlemesi ve gerçekleştirmesi, başarılı olması ve maddi başarıya

ulaşması gerektiği fikrini ifade eder. Evrenselcilik, tüm Amerikalıların başarılı olması ve başarılı olmaya çalışmaya devam etmesinin beklendiği fikrini ifade eder. Bu değer, herkesin başarılı olmak için eşit fırsatlara sahip olduğunu, başarının sosyal sınırlarının olmadığını varsaymaktadır. Üçüncü değer, bireycilik, insanları kendi başlarına hareket etmeye teşvik eder. Toplumda rekabet, rakipler yaratır ve bireyler ne gerekiyorsa yapmaya teşvik edilir; bu değer ABD'nin bireysel haklara olan güçlü inancına dayanmaktadır. Amerikan kültürel ahlakının altını çizdiğine inanılan son değer materyalizmdir. Materyalizm, Amerikan kültürünün başarısını büyük ölçüde maddi zenginlik birikimi olarak tanımladığı “para başarının ölçüsüdür” fikrine atıfta bulunur. Amerikan rüyası, insanların kişisel hedeflerinin peşinde koşarken “her şey mubah” bir zihniyeti benimsemeye teşvik edildiği bir ortam olan anomik bir kültürel ortamı teşvik ederek suça eğilime neden olur. Amerikan rüyasında doğal anomik baskıların, ekonominin hakim olduğu iktidardaki kurumsal güç dengesi ile beslendiğini ve sürdürüldüğü savunulmuştur. Amerikan rüyasının temel kültürel değerleri ile kurumsal güç dengesi arasındaki etkileşim, yaygın anomi, zayıf sosyal kontroller ve nihayetinde yüksek suç seviyeleri ile sonuçlanır (Messner ve Rosenfeld, 1994: 68-69; Schoepfer, 2015: 2).

Ekonomi; eğitim, aile veya siyasi sistem gibi temel olarak ekonomik olmayan kurumlar üzerindeki etkisini üç ana yoldan gösterir: Öncelikle, ekonomik olmayan işlevler ve roller devalüe edilir; ikincisi, ekonomik olmayan roller, rol yükümlülüklerinin çatışması durumunda ekonomik taleplere uydurulur; üçüncüsü, ekonominin ekonomik piyasaya yönelik standartları, pek çok ekonomik olmayan kuruluşa nüfuz etme eğilimindedir. Sonuç olarak, ekonomik baskınlık koşulları altında, ekonomik olmayan kurumlar sosyal kontrol ve sosyal destek sağlama gibi işlevlerini yerine getiremezler. Kültür ve kurumsal yapı böylece birbirini tamamlar ve yüksek suç düzeylerine uygun koşullar yaratır (Hövermann vd., 2015: 409; Applin ve Messner, 2015: 39).

Messner ve Rosenfeld Marksist teori üzerine dayanarak, parasal karşılıklar için kültürel eğilimin büyük ölçüde sosyal kurumların (politika, inanç, eğitim ve aile) eğilim ve davranışları düzenleme yeteneklerini yitirmeleri gerektiğini

savunmuşlardır. Bu kurumlar diğer sosyal hedefleri desteklemek yerine, öncelikli olarak maddi başarı arayışını (yani Amerikan Rüyası) desteklemektedir (Chamlin ve Cochran, 1995: 413).

Özetle, kurumsal anomi teorisi ABD'de iki kuvvetin suçu şekillendirdiğini gösterir: finansal olarak başarılı olmak için kültürel baskı ve çocukları sosyalleştiren kurumları zayıflatan bir sosyal yapı. Bu ülke veya toplum düzeyinde bir teoridir; kurumsallaşmış anomi, ekonomik başarıya abartılı bir değer koyan ve ekonominin diğer kurumlara hükmetmesine izin veren ülkelerin yüksek suç oranlarına sahip olacağını öngörmektedir (Vito ve Maahs, 2017: 130-131).

Merton, Messner ve Rosenfeld sosyal yapıyı insanlar arasında istikrarlı bir ilişki şekli olarak değil, daha çok normlar arasında sabit bir ilişki şekli olarak kavramsallaştırırlar. Sosyal yapının nasıl anlaşıldığının, her bir teorinin açıklayıcı kapsamı için önemli etkileri vardır. Dolayısıyla Kurumsal Anomi teorisi, anomik kültürün ortaya çıkmasına katkıda bulunan kurumsal düzenlemeleri belirlerken; Merton'un teorisi, aslında anomik normları ve hedefleri - kültürü - suç ve sapkın davranış kalıplarına dönüştüren nesnel koşulları belirler (Bernburg, 2002: 738).

1.2.1.1.3. Agnew'in Genel Gerilim Teorisi

Bireyler arasındaki olumsuz ilişkiler, bireyin; diğerlerinin kendisine davranılmasını istendiği gibi davranılmadığı ilişkilerdir. Merton (1938), A. Cohen (1955) ve Cloward ve Ohlin (1960) 'ın klasik gerilim teorileri yalnızca bir tür olumsuz ilişki üzerine odaklanır. Bu teorisyenler özellikle, alt sınıf bireylerin parasal başarı veya orta sınıf statüsü kazanmak gibi hedeflerinin diğerleri tarafından engellenmeye çalışıldığı deneyimlere odaklanmışlardır (Agnew, 1992: 50).

Agnew klasik gerilim teorisyenlerinin aksine gerilimin tek bir kaynağı olmadığını öne sürmüştür. Agnew'e göre üç temel tür gerilim veya olumsuz ilişki kaynağı vardır: diğerleri (1) bireylerin parasal, statü, otonomi gibi pozitif değerli hedeflerine ulaşmalarını engelleyebilirler; (2) bireylerin sahip olduğu pozitif değerli uyaranları ortadan kaldırabilir veya kaldırmakla tehdit edebilirler (örneğin, arkadaşların veya aile üyelerinin ölümü, eşlerin kaybı); (3) bireyleri zararlı ya da

negatif deęerli uyaranlara (örneğin sözlü hakaretler, fiziksel saldırılar) maruz bırakabilir veya maruz bırakmakla tehdit edebilirler. Bu gerilimler bireylerin bir dizi olumsuz duygu yaşama olasılığını artırmaktadır. Bu duygular düzeltici eylem için baskı yaratır ve baskıya maruz kalanlar bu konuda bir şeyler yapmak isterler. Bu olumsuz duyguların yarattığı baskının suçla sonuçlanması olasıdır. Öfkenin özellikle suça neden olduğu ifade edilir, çünkü öfke eylem için bireye enerji verir, engellemeleri azaltır ve intikam arzusu yaratır. Gerilimi azaltmak ya da gerilimden kaçmak (örneğin para çalmak, kötü niyetli ebeveynlerden kaçmak), baskıya neden olanlara karşı intikam almak (örneğin, saldırı, vandalizm) veya gerilimden kaynaklanan olumsuz duyguları azaltmak (uyuşturucu kullanımı) için suça yönelme söz konusu olabilir. Sadece bazı kişilerin suça yönelmesi gerilim reaksiyonunu etkileyen faktörlerin belirlenmesini kritik hale getirir (Agnew vd., 2002: 44).

Bununla birlikte çoęu gergin birey, suça yönelmez. Onlar suça yönelmek yerine gerilime katlanırlar ve/veya egzersiz gibi yasal başa çıkma stratejilerini kullanırlar. İnsanların yasal yollarla suçla başa etme yeteneklerinden yoksun olmaları durumunda suç daha olasıdır. Özellikle, problem çözme becerileri gibi gerilimle baş etme becerileri yetersiz; para gibi başa çıkma kaynaklarından yoksun ve sosyal desteęi düşük olan bireyler suça yönelme eğilimindedirler (Agnew, 2010: 135-136).

Agnew'e göre subjektif ve objektif gerilim olmak üzere iki tür gerilimden bahsedilebilir. Objektif gerilim belirli bir grubun çoęu üyesinin sevmedięi olayları veya koşulları ifade eder. Çoęu insan tarafından reddedilebilecek birçok olay vardır: fiziksel saldırı, yiyecek ve barınak yetersizlięi gibi. Subjektif gerilim ise bireyler tarafından deneyimlenip sevilmeyen olay ve koşulları ifade eder. Stres araştırmalarından çıkan önemli bulgulardan biri de bireylerin genellikle aynı objektif gerilimlerin öznel deęerlendirmelerinde farklılık göstermeleridir. Örneğin, insanlar boşanma ve bir aile üyesinin ölümü gibi objektif gerilimleri öznel olarak nasıl deęerlendirdikleri konusunda farklılıklar gösterirler. Objektif gerilimlerin öznel deęerlendirmesi bireysel özellikler (örneğin huzursuzluk), kişisel ve sosyal kaynaklar (öz saygı, öz yeterlik, sosyal destek), hedefler, deęerler ve bir dizi yaşam şartları gibi çeşitli faktörlerin bir fonksiyonudur. Agnew'e göre subjektif gerilimin, suça yol açan

olumsuz duyguları üretme olasılığı daha yüksek olduğundan objektif gerilimden daha güçlü bir şekilde suçla ilişkilidir. Hem subjektif hem de objektif gerilimler (1) haksız olarak görülüyorsa, (2) şiddetliyse (3) düşük sosyal kontrol ile ilişkili ise ve (4) suça yönelik baskı veya teşvik oluşturunurlarsa suçla sonuçlanma olasılıkları yüksektir (Agnew, 2001: 320-321; Froggio ve Agnew, 2007: 81).

Haksız fiiller genellikle ilgili adalet normunun gönüllü ve kasıtlı olarak ihlalini içerir (örneğin cezai mağduriyet). Bu tür; gerginlik, öfke gibi suça elverişli duygular üretme eğilimindedir. Üretilen bu duygular bireyin gerginlikle meşru bir şekilde başa çıkmadaki zihinsel yeteneğini zayıflatır, suç işlemenin sonucunda katlanılacak yaptırımların algılanmasını azaltır, eylem için bireye enerji vererek intikam arzusu yaratır (Jang ve Rhodes, 2012: 177).

Gerilime neden olan olayların ve koşulların suça neden olma olasılığını etkileyen ikinci bir faktör, gerilimin algılanan büyüklüğüdür. Şiddetli gerilimin etkisini bilişsel olarak en aza indirmek daha zordur. Bu tür bir gerilim için suç teşkil etmeyen nitelikteki duygusal başa çıkma teknikleri daha az etkili olabilirken davranışsal başa çıkma daha zor bir hal alabilmektedir. Bu tür gerilimlerin sık, uzun süreli, yakın zamanda gerçekleşmiş olması gelecekte de gerçekleşeceğinin beklenmesine yol açar. İki bireyin gerilimleri derece, süre/sıklık ve gerçekleştiği zaman bakımından birbirine benzer olabilir; ancak bireyler gerginliklerinin algılanan büyüklüğünde önemli ölçüde farklılık gösterebilirler. Bunun sebebi gerilimin bireyin temel hedeflerini, ihtiyaçlarını, değerlerini, faaliyetlerini ve/veya kimliklerini etkileyip etkilemediği ile ilgilidir. Örneğin, iki kişi paraya verdikleri değer açısından farklı oldukları için aynı parasal kaybı farklı şekilde algılayabilirler (Agnew, 2001: 332,334).

Sosyal kontrol, doğrudan kontrolü içerir; burada diğerleri, suçu yasaklayan, davranışları yakından izleyen ve sürekli olarak kural ihlallerini yasaklayan kurallar koyarlar. Kontrol aynı zamanda aile, öğretmenler ve dini şahsiyetlerle birey arasındaki güçlü duygusal bağları içerir. Bu tür bağlara sahip bireylerin, önemsedikleri bu kişilere zarar vermek istemedikleri veya bağlarını tehlikeye atmak istemedikleri için suça karışmaları daha az olasıdır. Dahası, kontrol güçlü okul, iş ve

topluluk gibi kurumlara mevcut veya beklenen bir yatırımı kapsar. Örnekler arasında yüksek notlar, bir üniversiteye girme beklentisi, saygın ve iyi ücretli bir işte çalışmak yer almaktadır. Ve kontrol, suçun yanlış veya ahlaka aykırı olduğu yönündeki inancı içerir. Bazı gerilimler, birçok profesyonelin uzun çalışma saatleri gibi yüksek kontrol ile ilişkilidir. Bazı gerilimler ise düşük kontrol ile ilişkilidir. Örneğin, ebeveyn reddi, düşük doğrudan kontrol ve ebeveynlerle bireyler arasındaki zayıf duygusal bir bağ ile ilişkilidir. Düşük kontrole bağlı gerilimler yaşayan bireylerin suça karışmaları halinde kaybedecekleri daha az şeyleri olduğundan suça karışmaları daha muhtemeldir (Agnew, 2015: 134).

Bu gerilimler genellikle suça yönelik baskı veya teşvik oluştururlar. Suça maruz kalan bireyler bu durum ile ilişkili olarak suçu haklı gösteren suça elverişli inançlar ortaya koyarlar. Örneğin fiziksel saldırı mağdurları genellikle suça elverişli inançlar geliştirirler (örneğin, kendini saldırıdan korumak için suç gereklidir). Bu nedenle, bu gerilimler tüm toplumlarda veya çoğu toplumda suçu artırır (Sigfusdottir vd., 2012: 118; Agnew, 2013: 655).

1.2.1.2. Alt Kültür Teorileri

Alt kültür teorisyenlerine göre, suç ve suçluluk, alt sınıf değerlerine ve inançlarına uygunluk ile harekete geçirilir yani suç işlemenin neredeyse sınıf mirası tarafından talep edilen bir şey olduğunu öğrendikleri için insanlar suç işlemektedirler (Walsh, 2009: 246).

Alt kültür teorileri Cohen'in Suçlu Alt Kültürü Teorisi, Cloward ve Ohlin'in Ayrımcı Fırsatlar Teorisi ve Miller'ın İlgi Odakları Teorisi olarak üç alt başlıkta incelenebilir.

1.2.1.2.1. Cohen'in Suçlu Alt Kültürü Teorisi

Cohen'in suçlu alt kültürü teorisi suç alt kültürünün (çete) yaşamına odaklanır. Cohen'e göre ortak bir yaşam biçimi olan bir alt kültür, ortak bir uyum sorunu olan çok sayıda insanın etkileşimde olduğu durumlarda gelişir. Cohen, bu teorisi ile alt sınıftaki çete üyesi olan erkek çocuklarının genel uyum sorununu kanıtlamaya çalışmaktadır. Bu çocuklar alt sınıf ailelerde sosyalleşmelerinden gelen

suç alt kültürünün taşıyıcıları konumunda olduklarından okul gibi orta sınıf kurumlarda başarılı olmak için yeterli değildirler. Diğer bir deyişle, çocuk yetiştirme uygulamalarındaki sınıfsal farklılıklar nedeniyle, alt sınıf erkekler okulda övgü kazanan şeyleri daha az yapabileceklerdir (koltuklarında sessizce oturmak, konuşmadan önce ellerini kaldırmak gibi). Orta sınıf koşullar ile rekabet edemedikleri için yenilgiyi kabul etmek yerine, bazı alt sınıf erkekleri statü kazanmak için vandalizm, saldırı, hırsızlık ve diğer orta sınıf karşıtı eylemlerde bulunurlar. Gerilimin kaynağı parasal hedeflere ulaşamamaktan ziyade statü elde edememektir (Bordua, 1961: 124; Paternoster ve Bachman, 2001: 146).

Alt sınıf gençler, arzu ettikleri düşünülen, ancak yetersiz olarak değerlendirildikleri orta sınıf hedeflerini ve normlarını reddederler. Orta sınıf standartlarının yerine, bir dizi karşıt değere yer verirler. Konvansiyonel toplum hırs, sorumluluk, rasyonellik, nezaket, fiziksel saldırganlığın kontrolü ve otoriteye saygı duyulmasına önem veriyorsa, bu gençler bu ilkeleri ihlal eden davranışlara değer verecektirler (Lilly vd., 2019: 133-134).

Cohen, alt sınıf gençliğin statü farklılığına karşı üç farklı alternatif davranış sergilediğini öne sürer: “kolej çocuğu”, “köşe çocuğu” veya “suçlu çocuk” (Trevino, 1989: 224). Kolej çocukları statülerini kabul eder ve kendilerini orta sınıf kültürel kalıplardan izole ederler ve alışılmış yaşam biçimlerini sürdürürler ya da orta sınıf standartlarına geçiş yapma girişimlerini alt sınıf yaşam biçimlerini değiştirerek bunun yerine geleneksel bir orta sınıf yaşam tarzını benimserler (Epps, 1967: 26). Köşe çocukları mahallede takılır, kumar oynar, okuldan kaçır ve nihayetinde vasıf gerektirmeyen bir iş bulurlar. Alt sınıfın konforlu dünyasının kabuğuna çekilirler (Gunn ve Lester, 2015: 250). Cohen özellikle suçlu çocukla ilgilenir. Freud’un ‘reaksiyon oluşumu’ kavramını kullanarak, bazı erkekler, orta sınıf kültür taşıyıcıları tarafından statü eksiklikleri nedeniyle yargılanmalarıyla karşı karşıya kalmalarından dolayı aynı durumdaki diğerleriyle bir araya gelerek suçlu bir alt kültür geliştirirler (Tierney, 2006: 102).

Cohen, başlı başına suçlu ve uygun davranışlara neden olan bir sosyal sınıf olmadığını belirtir. Aksine, sınıf geçmişinin suçluluğa etkisi, işçi sınıfındaki çocuğun

okuldaki deneyimine bağlıdır. Cohen'in bağımsız değişkeni sosyal sınıftır. Bağımlı değişkenleri okuldan uzak durma ve suçluluktur. Akademik performans, öz değerlendirme ve okula bağlılık ise ara değişkenlerdir (Kelly ve Balch, 1971: 416).

1.2.1.2.2. Cloward ve Ohlin'in Ayırıcı Fırsatlar Teorisi

Richard A. Cloward ve Lloyd E. Ohlin'in ayırıcı fırsatlar teorisi, Emile Durkheim ve Robert K. Merton'un görüşlerinden türetilmiştir. Bununla birlikte, onların teorisi, Şikago Okulu'nun kültürel iletim ve ayırıcı ilişki unsurlarını içerdiğinden gerilim teorisinin ötesine uzanır. Böylece ilk entegre suç teorilerinden biri ortaya çıkmıştır (Blair, 2013: 1).

Cloward ve Ohlin'in görüşüne göre Merton'un anomi teorisi meşru fırsatlara erişimi reddedilen düşük sınıflı kişilerin otomatik olarak meşru olmayan fırsatlara yöneldiğini varsayar. Şikago Okulu ise düşük sınıflı kentsel alanlarda suçlu değerlerin kültürel aktarımı ve gayri meşru fırsatların mevcudiyetinin önemini açık bir şekilde dile getirir. Ayırıcı fırsatlar teorisi sapkın davranışların hem meşru hem de meşru olmayan fırsat yapılarının bulunduğu yere göre açıklanmasını teklif eder (Akers, 2012: 122-123).

Cloward ve Ohlin, geleneksel hedeflere ulaşmak için sınırlı fırsatın suçlu davranışları için motivasyonel teşvik olduğunu savunur. Hedeflere ulaşmak için kullanılan fırsat yapısı, bir topluluğun tüm üyeleri tarafından eşit olarak erişilebilir değildir. Bir topluluğun meşru bir fırsat yapısına erişimini tartışmaya ek olarak, yasal olmayan fırsat yapısına da değinmişlerdir. Hedeflere meşru veya meşru olmayan fırsat yapısına yönelerek ulaşılabilir. Suç, toplumun amaçlarına ulaşmak için gayri meşru bir fırsat yapısına bağlanıldığında ortaya çıkar. Suçlu davranışın spesifik şekli ve kalıbı suçlu gruplar içindeki normal öğrenme süreçleriyle elde edilir. Sınırlı ya da engellenen fırsatların (başarıdaki yapısal kısıtlamaların bir sonucu olarak) yaşanması, yabancılaşıma (algılanan anomiye) ve belirli suçlu davranış biçimlerinin kazanıldığı ve güçlendirildiği (sosyal öğrenme) alternatif grup ve ortamların aranmasına yol açar (Moriarty, 1992: 231; Elliott vd., 1979: 5).

Belirli bir sosyal çevrede, suç araçlarının hazır bulunmaması durumunda, gençler arasında suçlu bir alt kültürün gelişmesi beklenilmezken; aynı mantıkla, bu şiddet araçlarının gençlere karşı engellenmediği yerlerde daha yüksek statü kazanmak için şiddeti kendi çıkarları için kullanmanın birincil yol haline gelmesi beklenilir. Örneğin; uyuşturucu bağımlılığı ve uyuşturucu tüketimi etrafındaki örgütlü alt kültürlerle katılım, o kişinin uyuşturucuya ve uyuşturucuyu nasıl kullanacağına dair bilgiye güvenli erişimine bağlıdır (Cloward ve Ohlin, 1960: 151-152).

Ayrımcı fırsatlar teorisine göre geleneksel gecekondulardaki okulda ve istihdamdaki meşru yetişkin rollerini kullanma yolunda başarısız olan, ancak daha yaşlı profesyonel suçlulara mentor veya hatta işveren olarak erişebilen gençler, suçu rasyonel hale getiren ve suçla ilgili teknik bilgi yayan suç alt kültürleri geliştirirler. Bu tür gençlerin başarılı yetişkin suçlulara erişme güçlerinin olmadığı durumlarda (örneğin, toplu konutlarda veya yeni gecekondularda yaşadıklarında sık sık meydana gelir), suç alt kültürleri, kendi çıkarları için çatışmayı yüceltmektedir; çünkü yetişkinlik duygusu elde etmek için bir fırsat yaratmaları gerekmektedir ve bunu erkekliklerini öne sürerek kolayca yapabilmektedirler (örneğin, fiziksel güç, saldırganlık, stres altında soğukkanlılık) (Glaser, 1979: 210-211).

Suç alt kültürlerle yönelimlerin (en önemlisi hırsızlık odaklı “kriminal” alt kültürü ve şiddete yönelik “çatışma” alt kültürü) meşru gücün ve maddi kaynakların farklı dağılımının şekillendirdiği fırsatların varlığına bağlı olarak değiştiği belirtilmektedir (Colvin ve Pauly, 1983: 517).

Kriminal alt kültürde bulunanlar, meşru yolların tıkanmasıyla ortaya çıkan gerilimi zengin bir gayri meşru fırsat ağı aracılığıyla parasal başarının sağlanması için hafifletebilirler. Amaçlara ulaşmak için iki faktör gereklidir. İlki, yaş seviyelerinin entegrasyonudur. Yaş seviyelerinin entegrasyonu yetişkin suçluların gençler için rol model haline gelmesi ve genellikle onlara daha ince suç tekniklerini öğretmeleri ve/veya onları suç örgütlerine almalarıdır. Ayrıca, suçun öğrenilmesi ve performansla yönelik ödüller de sağlarlar. İkinci faktör ise, "mafya davaları" konusunda uzmanlaşmış avukatlar, kefiller, çalıntı eşya alıp satan kimseler ve

rüşvetçi polis memurları dahil olmak üzere, "yarı meşru dünyadakiler" ile olan temas ve çalışma ilişkileridir. Kriminal alt kültürünün kar elde edebilmesi ve suçlularının ortaya çıkarılmaması veya adli takibattan kaçınabilmesi yukarıda bahsedilen ilişkiler yoluyla gerçekleşir. Dolayısıyla hem sapkın hem de geleneksel (ahlaksız da olsa) değerleri olan bireylerin entegrasyonu olmadan kriminal alt kültür başarılı olamayacaktır (Blair, 2013: 1; Clare, 1990: 37).

Çatışma alt kültüründeki kişiler şiddet etrafında bütünleşirler. Toplumsal olarak örgütlenmemiş alanlarda, gerilim ile başa çıkmak için hem meşru hem de gayri meşru araçlardan yoksundurlar ve şiddet statü ve başarıya ulaşmanın tek yoludur. Bu bireyler son derece düzensiz mahallelerde yaşarlar ve bu tür gruplar sahip olduklarını korumak, mahallelerini ve yasa dışı kazançlarını genişletmek için güç ve şiddet kullanırlar. Cloward ve Ohlin, sosyal açıdan örgütlenmemiş mahallelerin, mala karşı işlenen suçlara yönelik beceriler için ne fırsatlar ne de öğrenme modelleri sağlamadığını savunur. Bu durum mülke bağlı suçların görülme sıklığını sınırlar. Bununla birlikte, mahallenin parçalanmış sosyal bütünlüğü ve istikrarsızlığı, şiddeti yönetme ve kontrol etme kabiliyetini azaltır, böylece şiddet içeren suçların mahallenin suç dağılımının daha büyük bir kısmını oluşturmasına neden olur (Geistman ve Smith, 2007: 36; Schreck vd., 2009: 775).

Bir diğer suç alt kültürü ise geri çekilme alt kültürüdür. Geri çekilme alt kültürü uyuşturucu madde tüketimini vurgular. Uyuşturucu tüketimi, gençler ve genç yetişkinler arasında, özellikle de alt sınıf kentsel alanlarda, ciddi bir sorun haline gelmiştir. Geri çekilme alt kültürünün üyeleri "çifte başarısız" olarak nitelendirilirler çünkü başarı hedefinden vazgeçmişlerdir ve ellerinde meşru ya da meşru olmayan fırsatları yoktur. Bu alt kültürde, statü ancak yükselerek ve bir uyuşturucu madde alışkanlığını sürdürerek kazanılır. Geri çekilme çoğu zaman, diğer insanlarla ilişkilerde bir bozulma ile karakterize edilen izole edilmiş bir uyarılma olarak algılanır. Aslında bu, psikotiklerde olduğu gibi sıklıkla doğrudur. Bununla birlikte, uyuşturucu kullanıcısı, düzenli bir uyuşturucu tedarikine erişimin güvenli olması için başkaları ile bağlantılı olmalıdır. Tıpkı düzenli bir suç faaliyetinin sadece motivasyona ilişkin olarak açıklanamadığı gibi düzenli uyuşturucu kullanımı da bu

şekilde tam olarak açıklanamaz (Malakondaiah ve Murty, 2007: 166 ; Peck, 2015: 2; Cloward ve Ohlin, 1960: 178,181).

1.2.1.2.3. Miller'ın İlgi Odakları Teorisi

Miller sosyal sınıfların suçla ilgili "değerleri" veya "ilgi odakları" açısından farklılaştığını, alt sınıfın ilgi odaklarını yüzlerce yıllık bir bütünlük ile kendine özgü bir gelenek olarak nitelendirir. Alt sınıfın ilgi odakları –bela arama, sertlik, zekilik, heyecan, kadercilik ve başına buyrukluktur. Sonuç, alt sınıf insanların bu tuhaf değerlere ve normlara uyma çabalarının kaçınılmaz olarak yasa ihlallerine yol açmasıdır. Aslında durum oldukça basittir: insanlar üyesi oldukları kesimin norm ve değerlerine uyarlar. Sosyal sınıflar, norm ve değerlerinin suç yarattığı ölçüde birbirlerinden farklılaşırlar. Alt sınıfın normları daha fazla suç üretici olduğu için, düşük sosyoekonomik statüde olanlar, diğer sınıflardan daha fazla suça yönelik davranış sergileyeceklerdir. Alt kültürlerin statü eksikliğine veya engellenen özelemlere bir cevap olarak ortaya çıktığı fikri böylece reddedilir. Aksine, suçluluk sadece bir yaşam tarzı ve kendi yaşamlarının gerçeklerine bir tepkidir (Tittle, 1983: 340; Burke, 2009: 128).

Miller ilgi odaklarını şu şekilde açıklamıştır: Bela arama; kanunla başı dertte olmak ya da beladan uzak durmak anlamına gelir ve alt sınıf halkın baskın bir kaygısıdır. Sertlik; erkeklik, cesaret ve fiziksel güç gibi özellikleri içeren, dövüş cesareti göstergeleri ile tanımlanabilir. Zekilik; insanları kendi çıkarları için kullanmak ya da dolandırma yeteneği anlamına gelir. Başına buyruklu; özellikle çocuk suçluluğuyla ilgilidir. Miller, alt sınıftaki çocukların özgürlüklerini araba kullanmak, içki içmek, sigara içmek ve flört etmek gibi yetişkin etkinlikleriyle ifade etmekte orta sınıftaki çocuklardan daha fazla meraklı olduklarına inanmaktadır. Heyecan; uyarıcı davranışları içerir. Bu davranışlar riskli karşılaşmalara ve şiddet içeren olaylara yol açar. Heyecan arayışı, suç davranışında ve çete suçluluğunda açıkça görülebilir. Çete dövüşleri ve hareket halindeki araçtan ateş etme heyecan isteklerinin bir mahallenin dinamiğine nasıl egemen olabileceğinin örnekleridir. Kadercilik, insanların kaderi üzerinde çok az kontrole sahip olduğunu ve şansın insan hayatında yoğun bir şekilde yer aldığını gösterir. Buna göre oyun oynamak

önemli bir eğlencedir ve şans beceriden daha önemli olarak kabul edilir (Guarino-Ghezzi ve Trevino, 2005: 30-31; Brownfield, 1987: 344; Hawley, 2014: 2).

Teorisinin sunumu boyunca, Miller ayrıca bu ilgi odaklarını benimseyen erkekler için erkek baba figürlerinin bulunmamasının önemli rolünü vurgular. Alt sınıf toplumlarda çocuk yetiştiriciliği “kadın temelli” olarak gerçekleştirilir. Erkek ebeveynler ya evde bulunmazlar ya da belirli aralıklarla bulunurlar. Evde bulunduklarında da çocukların yetiştirilmesindeki destekleri minimum seviyededir (Gabbidon, 2015: 75; Miller, 1958: 14).

1.2.1.3. Sosyal Düzensizlik Teorisi

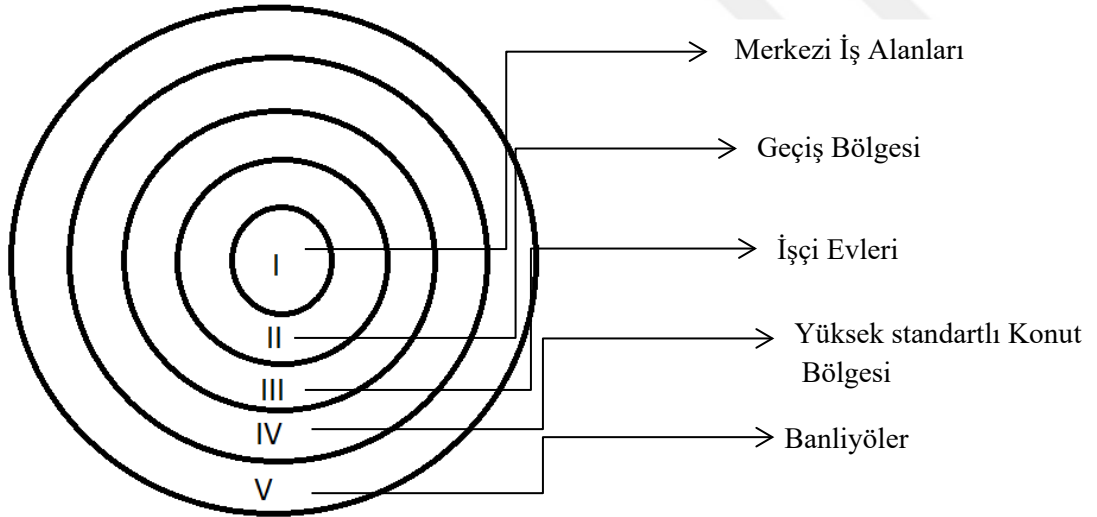
Sanayileşme, yerel ve uluslararası göç ve hızlı kentleşmenin arttığı 1892 yılında ABD’de Şikago Üniversitesin’de ilk sosyoloji bölümü kurulmuştur. Albion W. Small’un başkanlığındaki bölüm, sosyoloji bilimini kurmak için sosyal teoriyi ampirik veri toplama ve analiz ile birleştirmenin gerekliliğini vurgulamıştır. Şikago Okulu daha sonra yirminci yüzyılın ilk yarısından itibaren bölümdeki öğretim üyeleri ve öğrenciler tarafından uygulanan teori ve yöntemleri ifade eder hale gelmiştir. Şikago Okulu’nun en etkili üyeleri Robert Park, Ernest Burgess, Clifford Shaw ve Henry McKay’dır (Browning vd., 2014: 1234).

Yirminci yüzyılın başlarında, nüfus, göç ve sanayileşme oranlarındaki hızlı büyüme Amerikan kentinin biçimini ve işlevini önemli ölçüde etkilemiştir. Şehir nasıl büyür ve çalışır? Şehrin sınırlı kaynakları, konut stoğu ve sabit kentsel arazi arzı, şehir sakinlerinin artan talebini, yeni göçmen nüfusu ve tüm nüfusun barınma, sağlık, güvenlik ve genel refahını nasıl sürdürür? 1920’lerde Chicago, kentin büyümesini açıklayan bir teori geliştiren bir grup kentsel sosyolog için bir laboratuvar olmuştur (Banai, 2019: 1).

Aslen küçük bir kasabadan gelen ve daha sonra modern metropolü anlamaya çalışarak hayatının büyük bir kısmını geçiren Robert Park ünlü bir kent sosyoloğudur. Park’ın yaklaşımı, insan ekolojisinin sosyoloji alanına girmesine işaret eder. Bu insan ekolojisi, bitkiler veya hayvanlar ve doğal çevreleri veya habitatları arasındaki ilişkiyi inceleyen botanik ve hayvan ekolojisi ile karşılaştırılabilir.

İnsanların doğal yaşam alanı şehirdir. Park, kentsel alanlarda sosyal yaşamı, özellikle rekabet, çatışma, asimilasyon ve entegrasyon gibi bir dizi Darwinist doğal sürecin bir sonucu olarak görür. Bu süreçlerin, kentsel alanların sosyal yapısından güçlü bir şekilde etkilendiğini varsayar. Şehirlerde insan etkileşiminin önemini vurgulayan Park'a göre, suçun temel nedeni, kişisel ilişkileri, işbirliğini, tanınırlığı ve yüksek manevi gücü destekleyen sistemdeki bozulmadır. Bu bozulma sosyal düzensizlik olarak tanımlanır (Goist, 1971: 47; Hardyns ve Pauwels, 2018: 125; Moffatt, 1983: 24).

Şikago Okul'u modellerinin en kalıcısı, E. W. Burgess'in farklılaştırılmış kentsel sosyal alanların evrimi olarak ifade ettiği eş merkezli çemberler teorisidir. Türdeş bir arazi yüzeyi, tek merkezli bir şehre geniş kapsamlı erişim, bölgeler için serbest rekabet ve kalkınmanın merkezi bir çekirdekten dışa doğru çıkacağı fikrine dayanarak, Burgess, şehrin bir dizi eş merkezli bölgeler oluşturma eğiliminde olduğu sonucuna varmıştır (Dear, 2002: 14).



Şekil 1.2: Şehrin Büyümesi (Burgess, 1925: 51)

Birinci bölge şehrin merkezidir. Bu bölgede işletmeler ve devlet kurumlarını içeren merkezi iş bölgesi yer almaktadır. Şehir merkezini çevreleyen alan, “geçiş bölgesi” olarak adlandırılan ikinci bölgedir. Şehirdeki mevcut imalat sanayi bu bölgede yer almakla birlikte bu bölgede düşük fiyatlı konutlar yer alır (McNeeley, 2013: 1).

Üçüncü bölge, geçiş bölgesinden (II. Bölge) kaçmış, ancak işlerine kolayca erişebilecekleri bir yerde yaşamak isteyen sanayi işçilerinin ikamet ettiği bölgedir (Splansky, 1966: 136). Bu bölgenin ötesinde, yüksek standartlı apartmanların veya müstakil konutların özel kısıtlanmış bölgelerinin yerleşim alanı olan IV. Bölge yer alır (Burgess, 1925: 50).

Beşinci Bölge, en yüksek fiyatlı konutları içermekte ve banliyö bölgesi olarak adlandırılmaktadır. Bu bölge, müstakil konutlar içermektedir. Bu bölge şehir merkezinin gürültüsünden, fabrikalardan kaynaklanan kirlilikten ve yoksullardan uzaklığı nedeniyle en çok tercih edilen bölge durumundadır. En nüfuzlu beyaz orta ve üst gelir sakinleri burada yaşamaktadır ve bu bölge egemen ana kültür ve değerlerle doludur (Lanier ve Henry, 2010: 229).

Model, arazi kullanımlarının ve sosyal yapıların mekansal dağılımını haritalayan kent formunun iki boyutlu bir temsilidir. Üç ampirik kuvvet, modelin açıklayıcı gücüne karşı çıkmaktadır. Birincisi otomobillerin ortaya çıkması ve uzak banliyölerde düşük maliyetli gelişmeyi mümkün kılan otoyolların geliştirilmesidir. İkincisi, şehir içi kentsel dönüşümdür. Üçüncüsü, yirminci yüzyılın sonlarına doğru, şehir merkezinin banliyölerde giderek daha fazla yaşamayı seçen yeni göçmenler için ilk yerleşim noktası olmaktan çıktığı gerçeğidir (Reiffenstein, 2017: 1-2).

Park ve Burgess'in teorisi, sosyolojik araştırmalarda haritalamanın kullanılmasını da teşvik etmekle birlikte işsizlik ya da suç gibi istenmeyen sonuçların geçiş bölgesinde kümeleneyeceği varsayımına yol açmıştır (McNeeley, 2013: 1).

Park ve Burgess'in çalışmalarından etkilenen Shaw ve McKay Şikago'daki suçluluğun araştırılmasına yönelik yaptıkları çalışmalarına eş merkezli çemberler teorisini uygulamışlardır. Bu araştırmacılar, suçluların adreslerini toplayıp suç haritaları oluşturarak Chicago'nun çeşitli coğrafi bölgelerine yönelik suç oranlarını hesaplamışlardır. Boston ve Cincinnati gibi diğer bazı şehirlerin benzer haritalarını da yapmışlardır (Dağlar ve Argun, 2016: 2209-2210).

Shaw ve McKay'in çalışmaları, suçlu gençlerin Chicago'daki ve diğer şehirlerdeki konumsal dağılımının Burgess'lerin şehir modeline uygun olduğunu

göstermektedir. Çalışmadan elde edilen sonuçlar aşağıdaki gibidir: (1) Suç oranları, özellikle şehir merkezine sınır olan geçiş bölgelerinde yüksektir; 2) suç oranları, şehir merkezinden uzaklaştıkça sistematik olarak azalmaktadır; (3) Geçiş bölgelerindeki suç oranları, etnik gruplar ve göçmenlerin zaman içindeki tüm değişimlerine rağmen yüksek kalmaktadır ve (4) sosyoekonomik olarak daha yüksek bir yaşam seviyesine ulaşmış olan göçmenlerin taşındığı banliyö alanları, bu ailelerden gelen çocuklar arasında daha düşük suç oranları sergilemektedir (Siegmunt, 2016: 12).

Shaw ve McKay elde ettikleri bu sonuçların yanı sıra, yoksulluk, etnik farklılık ve nüfus hareketliliğinin rekabet eden değerler sistemlerinin gelişmesine yol açtığını ve toplum içindeki değer çeşitliliğinin suçluluğun ortaya çıkmasına izin verdiğini savunmuştur (Warner, 1999: 108).

Nüfus hareketlilik oranlarının yüksek olması, sakinlerin sosyal bağlar kurma ve sosyal uyum ve güven duygusu geliştirme yeteneğinin azalması olarak da görülmektedir. Sosyal bağlar, sosyal uyum ve güvenin oluşturulması zaman alan bir süreçtir. Komşular mahallede uzun süre kalmadığında ve mahalle pek çok yeni eve ev sahipliği yaptığında, sosyal bağlar ve sosyal uyum zayıflar (Warner, 2007: 103).

Çok çeşitli değerler içeren etnik farklılık, kültürel temeller ve çoğu zaman dil engelleri, iletişimi engelleyerek ve yaşayanların ortak değerleri paylaşma olasılığını azaltarak sosyal ağları ve mahalle sakinlerinin, ortak bir paydada buluşması için ön koşul olan karşılıklı güven ve dayanışmayı geliştirmek için gerekli sosyal ilişkileri kurma yeteneğini etkilemektedir (Kingston vd., 2009: 57).

Sınırlı para ve kaynak nedeniyle, toplum üyelerinin olumlu sosyal bağlar kurmak ve gerekli kaynakları üretmek için gerekli olan organizasyonlara katılması zor olacaktır. Bir aile ya da topluluk, en temel ihtiyaçlara cevap verecek bağlar geliştirmeye odaklanırsa (örneğin, gıda, güvenlik gibi) sosyal bağlar geliştirmeye daha az enerji harcayacağı açıktır (Madyun, 2011: 25-26).

Shaw ve McKay'ın çalışmaları, yoksulluktan muzdarip alanların geçici sakinlere, çok sayıda ırksal ve etnik çeşitliliğe ve yeni göçmenlere sahip olma

eğiliminde olduğunu göstermiştir. Bu toplulukların sakinleri bu koşulların sıklıkla bir araya gelmesi nedeniyle mahallelerini suç ve düzensizlikten korumak ve denetlemek için gereken sosyal bağları oluşturmamışlardır (Melde, 2006: 119).

Shaw ve McKay, araştırmalarında, bu yapısal faktörlerin etnik ve ırksal nüfus sıralamasına bakılmaksızın suç oranlarını etkilemeye devam ettiğini, makro düzeyde, dezavantajlı mahalleleri oluşturan bireylerin özelliklerinden bağımsız olarak suça etkide bulunduğunu ortaya koymuştur (Browning, 2002: 834).

Kornhauser, sosyal düzensizliğin suç ve suçluluğu etkilediği temel mekanizması olarak topluluk düzeyinde sosyal kontrol süreçlerini görmüştür. Shaw ve McKay'ın yazılarındaki kültürel çatışma ve gerilim unsurlarını gereksiz bulmuştur. Kornhauser yoksulluk ve etnik farklılık gibi yüksek suçluluk oranlarına yol açan yapısal faktörleri Shaw ve McKay'den farklı olarak ele alır. Ona göre yoksulluk ve etnik farklılık topluluk üyelerinin çocuklarını sosyalleştirmek ve kontrol etmek için birlikte çalışma becerilerini engeller (Osgood ve Chambers, 2000: 84).

Sampson ve Groves'in İngiltere ve Galler'e yönelik anket verilerini kullandıkları çalışmasında Shaw ve McKay'in sosyal düzensizlik teorisini test etmişlerdir. Yapılan analiz neticesinde zayıf arkadaşlık bağı, gençler üzerinde yetersiz kontrol ve zayıf sosyal ilişkilerle karakterize toplulukların yüksek suç oranına sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Sampson ve Groves, Shaw ve McKay'den farklı olarak çalışmalarında yoksulluk, etnik farklılık ve nüfus hareketliliğine ilave olarak parçalanmış aile ve kentleşme değişkenlerine de yer vermişlerdir. Yoksulluk, etnik farklılık ve nüfus hareketliliği ve parçalanmış aile yapısının suç oranları üzerinde doğrudan etkisinin olmadığını bu değişkenlerin zayıf arkadaşlık bağı, gençler üzerinde yetersiz kontrol ve zayıf sosyal ilişkiler üzerindeki etkileri dolayısıyla suç oranları üzerinde etkili oldukları sonuçlarına ulaşmışlardır (Sampson ve Groves, 1989).

1.2.2. Radikal Kriminoloji

Teorik olarak, radikal kriminoloji, suç ve adalet konularını incelemek ve politik ekonomi çalışmasını vurgulamak için çok disiplinli bir yaklaşım kullanmaktadır. Radikal kriminoloji suçun yasal olarak tanımlanması konusunda geleneksel alandan keskin bir çizgiyle ayrılır. Geleneksel tanımın aksine, radikaller, insan haklarını özgür irade, şeref, gıda ve barınma ve sömürüden kurtulma konusundaki kavramların başlangıç noktası olarak görürler. Bu bakış açısı, suçu bu hakların ihlali olarak tanımlar; buradaki odak, belirli sömürü sistemlerine veya emperyalizm, ırkçılık ve kapitalizm gibi kriminalojik sistemler üzerinedir. Bu oryantasyonda, suça çözüm, toplumun ve onun adaletsiz siyasi ve ekonomik sisteminin tam dönüşümüne dayanır. Bu nedenle, en geniş teorik anlamda, radikal kriminoloji, suçun ve adaletin yeniden tanımlanmasına doğru bir hareketi içerir (Klein ve Kress, 1981: 155).

Tüm radikal kriminologlar, polisin şüphelileri durdurup arama yapması ancak bu şüpheli olarak görülen bireylerin belli bir ırk ve sosyal sınıfa mensup olmasını dikkate alan uygulamaları, özel hapishaneler ve zorlayıcı danışma terapisi gibi baskıcı politikaları ve haksız ceza adaleti uygulamalarını reddeder. Buna karşılık, toplum içindeki yapısal ve kültürel değişimleri, suçu azaltmak ve adaleti teşvik etmek için gerekli adımlar olarak görürler. Elbette, eleştirel kriminologlar, vatandaş izleme ve yasadışı polis eylemlerinin hesap verebilirliği gibi geleneksel kriminologların daha fazla vurguladığı ceza adaletinin reformlarını da desteklerler (DeKeseredy, 2015: 240).

Radikal kriminologlar; (1) çatışma, otorite ve baskının kapitalist toplumun karakteristik unsurları olduğunu; (2) kapitalist toplumlarda suçun çoğunluğunun kapitalist sosyal örgütlenmenin içsel çelişkilerinin bir sonucu olduğunu; (3) yasaların ve ceza adalet sisteminin genel olarak güçlünün çıkarlarını güçsüzlerin dezavantajına karşı koruduğunu; ve (4) ceza adaletinin yalnızca sosyal adalet bağlamında daha anlamlı olduğu konusunda hem fikirdirler (Maguire, 1988: 134).

Radikal kriminoloji açıkça bir Marksist bakış açısına sahiptir. Marksist radikal kriminoloji perspektifinden bakıldığında, kapitalist ekonomi mutlaka sömürücüdür; ceza adaleti kurumları bu sömürünün sürdürülmesine yardım eder (ve

bu yüzden baskıcıdır). Bu perspektifin mantığı, toplumun radikal bir şekilde yeniden yapılandırılmasına yönelik politik mücadeleyi gerektirir. Böyle bir politik duruş, radikal kriminoloji ile ceza adaleti arasındaki uyuşmazlığı vurgulamaktadır (Garofalo, 1978: 19-20).

Marx kapitalist toplumlardaki çatışma analizi neticesinde kapitalistlerin acımasız kar arayışının işçiler için birçok sorun yarattığı sonucuna varmıştır. Uzun vadede, bir kapitalistin kar elde etmesinin tek yolunun işçi sömürsü olduğunu savunur. Aslında, Marx, kapitalistlerin, ücreti, işçi ve ailesinin hayatta kalması için zar zor yeterli olan bir noktaya kadar, her zaman için geçim düzeyine düşürmeye çalışacaklarına inanmıştır. Beklendiği gibi, işçi sınıfının hedefi tam tersidir: Ücretleri adil bir düzeye çıkarmak (Bartos ve Wehr, 2002: 38-39).

Marx'ın politik-ekonomik teorisi, suç ve düzensizlik konularını özel olarak ele almamaktadır. Marx'a göre suç, özel mülkün keşfedilmesinin bir yan ürünü olarak devletin ve kanunun icat edilmesini gerektirir. Kapitalist sınıf yönetimini korumak için polis, hapisane ve ordu vardır. Suçlular, zenginler ile yoksullar arasındaki ekonomik savaşın yani sınıf mücadelesinin zayıflarıdır. Kapitalist düzenin sona ermesi ile yasaya, polise, mahkemeye ve cezaevine gerek yoktur. Komünist bir toplumda suç yoktur. Ayrıca, Marx, Durkheim anomisine karşı yabancılaşma terimini, suçluların kişiliğine ve doğasına atıfta bulunmak için uygular. Bu duyu, sosyal yaklaşımların suç ve suçlulara yansımalarıdır (Wong, 2008: 332-333; Mohamadi vd., 2014: 103).

Marx'ın suç veya yasa hakkında söylediği çok az şey olmasına rağmen toplum ve sosyal ilişkiler konusundaki görüşlerinin genel eğilimi kriminolojik bağlamda çevrilmiştir. Quinney, kapitalizmin suç üzerindeki doğrudan ve dolaylı etkilerini göstererek başlayan ve kriminologların kapitalizmden sosyalizme beklenen toplumsal dönüşümüne katılmaları için güçlü bir çağrı yapılmasıyla sonuçlanan bir Marksist kriminoloji geliştirmeye odaklanmıştır. Quinney, bu fikirler tarafından bildirilen bir kriminolojinin merkezi odağını oluşturabilecek bir suç tipolojisi inşa etmeye devam etmiştir. Bu tipolojide, tahakküm suçlarından (polis vahşeti, beyaz yaka suçları, hükümet suçları), barınma ve direnişten (kapitalizm koşullarının ürettiği

hırsızlık ve cinayet) ve terörizmden (kapitalizmin koşullarına cevap olarak) bahseder. Temel olarak, bu duruş suçun nedenselliğinin toplumsal değişim arzusunun bir ifadesi, yani politik bir eylem olduğu görüşünü yansıtır (Guarino-Ghezzi, 2002: 400; Walklate, 2007: 29,31).

Engels, kapitalizm altında işçilerin kötü muamele gördüklerini ve haftanın altı günü 16 saate kadar çalışmaları karşılığında geçim düzeyinde maaş aldığını belirtmiştir. Yoksullaştırılan ekonomik koşulların yanı sıra yüksek düzeyde kirlilik, çevresel tehlikelere maruz kalma, güvenli olmayan çalışma koşulları ve kişisel güvensizlik duyguları ortaya çıkmıştır. Tüm bu faktörlerin suça yol açan koşullar yarattığını savunmuştur. Engels, kapitalizmin işçi sınıfının suçları iki şekilde ürettiğini savunur. Birincisi, kapitalizmin sömürsünün tepkisi olan çalışanların hırsızlığı, makinelerin sabote etmesi gibi işçi suçları ve isyanlardır. İkincisi, birçok işçi aşırı koşullar (örneğin, yoksulluk) ile karşı karşıya kaldığı için, genellikle diğer işçi sınıfı üyelerini, ekonomik marjinalleşmelerine bir yanıt olarak, mağdur eden sokak suçlarına yönelirler (Lynch, 2017: 88).

Bonger, 20. yüzyılın ilk yıllarında Marksist fikirleri kriminolojiye ilk kez uygulamada ve sosyalist ilkeleri kriminoloji teorisine dönüştürmede başarılı olan Hollandalı bir kriminoloji uzmanıdır. Başlıca eseri 1905'te Fransızca olarak yayınlanan ve 1916'da İngilizce'ye çevrilmiş olan Suçluluk ve Ekonomik Koşullardır (Fattah, 1997: 240).

Bir eylemin suç olarak sınıflandırılıp sınıflandırılmayacağını belirleyen şey, ahlaka veya toplum düzenine aykırı olmasından ziyade, eylemin ekonomik olarak belirlenmiş sosyal düzenle olan ilişkisidir. Bonger'in, kapitalist üretim sisteminin toplum ve suç üzerindeki etkilerini analiz etmesinin merkezinde, “özgecilik” ve “egoizm” kavramları vardır. Bir sosyal sınıfın karşı karşıya kaldığı ekonomik ve sosyal koşullar ne kadar olumsuz olursa, egoizm de muhtemel bir “ceza fikrine” yol açacaktır (zayıf özgecilik nedeniyle) ki bu da bir suç eyleminin yerine getirilmesiyle sonuçlanacaktır. Buna karşılık, burjuvazinin zengin olmak için yasal yollara sahip olması nedeniyle, egoizm bu sınıf içinde daha az “suçlu fikir” doğuracaktır. Bonger'e göre, kapitalist bir ekonomik sistem nedeniyle “egoizm” toplumun tüm üyelerinde

ortaya çıkar, ancak sosyal sınıflardaki bazı insanlar egoizmden kaynaklanan ve sonunda suça yol açan bir “suç düşüncesi” geliştirir. Ekonomik, cinsel, politik ve patolojik suçlar gibi her türlü suç faaliyeti egoizme, yani başkalarının çıkarlarının üstünde kendi çıkarlarına bağlı olma ile bağlantılıdır (Messerschmidt, 1988: 388; Hebberecht, 2010: 59-60).

Chambliss’e göre Ceza hukuku geleneklerin bir yansıması değil, devletin egemen sınıfın çıkarları için ortaya koyduğu ve sınıflara ayrılmış toplumlarda var olan çatışmalardan kaynaklanan bir kurallar bütünüdür. Bu durumda suçlu davranış, ekonomik ilişkilerin içsel olarak sömürücü niteliğinden kaynaklanan sınıf çatışmasının kaçınılmaz ifadesidir. Bazı suçlu davranışların ortaya çıkmasının nedeni devletin egemen sınıfın iradesini güçlendirmek için kullandığı zorlayıcı gücüdür; suçlu davranış, sınıflar arasındaki mücadeleden kaynaklanır. Suçlu davranış, ekonomik ve politik sistemin bir ürünüdür ve kapitalist bir toplumda, teknolojinin ilerlemesini, emeğin fazla kullanımını ve genel olarak sosyal sınıflar arasında kurulan ilişkinin korunmasının temel sonuçlarından biri olarak kabul edilir (Chambliss, 1975: 151).

Chambliss ve Seidman, ekonomik eşitsizliğin güce dayalı suç kontrolünü ne derece etkilediğini araştırmışlardır. Eşitsizlik arttıkça, sınıf çıkarlarındaki farklılıklar yoğunlaşır ve sonuç olarak, egemen sınıfın çıkarlarına zararlı davranışları kontrol etmek için daha fazla güç gerekir (Liska vd., 1985: 134).

Ceza ve sosyal yapı arasındaki tarihsel ilişkiye değinen Rusche ve Kirchheimer; cezaların iş gücünün kontrolü, disiplini, eğitimi ve kullanılması ve marjinalleşmiş sınıfların farklı dönemlerde kontrol edilmesi için önemli bir rol oynadığını belirtmiştir (Lynch, 2010: 64).

Rusche-Kirchheimer teorisi, ceza politikalarının ekonomik ve siyasi güçler tarafından nasıl şekillendirildiğini göstererek suç ve ceza arasındaki ayrılmaz bağın kopmasına neden olan ilk teoridir. Onların teorisi, her üretim sisteminin üretken ilişkilere karşılık gelen cezaları keşfetme eğiliminde olduğunu öne sürerek başlar. Yazarlar ceza uygulamalarının ve ceza teorilerinin, üretim sisteminin işgücü piyasası

koşullarına yansıtılan ekonomik gereksinimlerinin bir fonksiyonu olan geçerli ideolojileri yansıttığını iddia etmektedir. Hapis cezası, bir ceza sistemi olarak, yalnızca işgücü piyasalarını düzenleyebilen bir mekanizmadır. Yazarlar kapitalizm öncesi Almanya'da kronik emek kıtlığı ile mücadele etmek için mahkum işgücünün zorlanma yoluyla kullanıldığını göstermektedir. Buna karşılık, ceza biçiminin, işgücü zorlamasından kronik işsizliğe sahip sanayi toplumlarında gereksiz hapis cezasına nasıl değiştiğini göstermişlerdir (Myers ve Sabol, 1987: 48).

Rusche ve Kirchheimer'e göre, feodal dönemde işkence ve ölüm cezaları hâkimdir, çünkü hırsızlar ve dövüşçüler yalnızca fiziksel ıstıraplardan etkilenmekteydiler. 16. yüzyılın sonlarında Merkantilizm'in büyümesiyle emek talebi artmış ve bu yüzden emek korunmuş ve israf edilmemiş kıt bir kaynak haline gelmiştir. Suçlu önemli bir emek kaynağı olmuştur. Savaşta ölüme giden ve önemsiz sayılan askerler olarak kullanmak için mahkumlara yönelik sürekli bir talep vardır ve bunun ticareti yapılmaktadır. Amerika ve Avustralya'nın yeni sömürgeleri, mahkum emeğine çok güvenmekteydiler. Hapishane, bu süre zarfında akut emek sıkıntısı ile karakterize Sanayi Devrimi'nden hemen önceki dönemde baskın bir ceza şekli haline gelmiş ve hapishane endüstrileri son derece kârlı hale gelmiştir. Avrupa'da bu işgücü sıkıntısı Sanayi Devrimi ile sona ermiştir. Nihayet emek artışları ile karlılığın azalması neticesinde 19. yüzyılda hapishane nüfusunun boyutunu azaltmak için mali baskı yapılmıştır. Dolayısıyla, Sanayi Devrimi'nden önceki bu kısa sürede emek kıtlıklarının üstesinden gelmek için mahkumların belirli projeler üzerinde çalışmaya zorlanması doğrudan ekonominin ihtiyaçlarına bağlı olmuştur (Franke, 1992: 129; Hale, 1989: 330).

1.3. Sürdürülebilir Kalkınma ve Suç

Birleşmiş Milletler ortakları Sürdürülebilir Kalkınma Amaçlarına (SDG) ulaşılması için çalışmaktadırlar. SDG'ler, Binyıl Kalkınma Hedefleri'nin temeli üzerine kuruludur ve kalkınmanın her aşamasında tüm ülkeleri gezegeni korurken refahı teşvik etmek için harekete geçmeye çağırır. Çoklu hedefler arasında ilerleme için entegre bir yaklaşımın çok önemli olduğunu kabul ederken, yoksulluğun ve kalkınmanın temel nedenleri üzerinde daha fazla eğilinilmesi gerekliliğinden

bahseder. SDG'ler, çatışma ve istikrarsızlığın kalkınma için önemli engeller olduğunu ifade eder (Sule ve Nathaniel, 2022:69).

Birbiri ile ilişkili 17 Amaç yoksulluğa son; açlığa son; sağlık ve kaliteli yaşam; nitelikli eğitim; toplumsal cinsiyet eşitliği; temiz su ve sanitasyon; erişilebilir ve temiz enerji; insana yakışır iş ve ekonomik büyüme; sanayi, yenilikçilik ve altyapı; eşitsizliklerin azaltılması, sürdürülebilir şehirler ve topluluklar; sorumlu üretim ve tüketim; iklim eylemi, sudaki yaşam; karasal yaşam; barış, adalet ve güçlü kurumlar ve amaçlar için ortaklıklar şeklinde belirtilmektedir. BM Türkiye de bu Amaçlara 2030 yılına kadar erişilmesi için desteğini sürdürmektedir. 17 amaçtan biri olan barış, adalet ve güçlü kurumları ile aşağıdaki hedeflere ulaşmaya çalışılmaktadır (United Nations, t.y.):

- ✓ Şiddetin tüm biçimlerinin ve şiddete bağlı ölüm oranlarının her yerde büyük ölçüde azaltılması
- ✓ Çocuk istismarının, sömürsünün, ticaretinin ve çocuklara karşı şiddet ve işkencenin her türünün sona erdirilmesi
- ✓ Hukukun üstünlüğünün ulusal ve uluslararası düzeylerde geliştirilmesi ve herkesin adalete eşit biçimde erişiminin güvence altına alınması
- ✓ 2030'a kadar yasa dışı para ve silah akışının büyük ölçüde azaltılması, çalınan varlıkların geri alınmasının güvence altına alınması ve organize suçun her türüyle mücadele edilmesi
- ✓ Yolsuzluk ve rüşvetin tüm biçimlerinin önemli ölçüde azaltılması
- ✓ Her düzeyde etkili, hesap verebilir ve şeffaf kurumlar kurulması
- ✓ Her düzeyde duyarlı, kapsayıcı, katılımcı ve temsil edici karar verme mekanizmalarının oluşturulması
- ✓ Gelişmekte olan ülkelerin küresel yönetim kurumlarına katılımlarının sağlanması ve güçlendirilmesi
- ✓ 2030'a kadar herkese doğum kaydı dâhil yasal kimlik kazandırılması
- ✓ Ulusal mevzuata ve uluslararası anlaşmalara uygun olarak bilgiye kamu erişiminin sağlanması ve temel özgürlüklerin korunması

- ✓ Özellikle gelişmekte olan ülkelerde şiddeti önlemek ve terör ve suçla mücadele etmek için her düzeyde kapasite geliştirilmesi adına ilgili ulusal kurumların uluslararası işbirliği yoluyla ilgili ulusal kurumların güçlendirilmesi
- ✓ Sürdürülebilir kalkınma için ayrımcılık gözetmeyen yasa ve politikaların ilerletilmesi ve uygulanması.

1.4. Litertatür Taraması

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. 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 ve Alexandros, 2009:53; Brosnan, 2018: 127).

Becker (1968), suçun ekonomik açıdan incelenmesine yaptığı önemli teorik katkısında, suç ve ceza arasındaki ilişkiyi vurgulayan formal bir suç işleme karar modeli geliştirmiştir (Ehrlich,1973:522).

Becker, kişinin suçtan beklediği faydanın, zamanını ve diğer kaynaklarını diğer faaliyetlerde kullanarak elde edebileceği faydayı aşması durumunda suç işlediğini varsayar. Bu nedenle bazı kişiler, temel motivasyonları diğer

kişilerinkinden farklı olduğu için değil, faydaları ve maliyetleri farklı olduğu için 'suçlu' olurlar (Becker, 1968:176).

Bu yaklaşım, herhangi bir kişinin işlediği suçların sayısını; mahkumiyet olasılığı, mahkum olması halinde alacağı ceza ve diğer değişkenlerle (yasal ve diğer yasa dışı faaliyetlerde kendisine sağlanan gelir, tutuklanma sıklığı ve yasa dışı bir eylemde bulunma isteği gibi) açıklamaya çalışır. Diğer değişkenlerdeki değişikliklerin etkisi de tahmin edilebilir. Örneğin, yasal faaliyetlerden elde edilen gelirdeki bir artış veya 'eğitim' nedeniyle yasalara uyma konusunda bir artış, yasadışı faaliyetlere girme teşvikini azaltacak ve böylece suçların sayısını azaltacaktır ya da cezanın biçiminde, örneğin para cezasından hapis cezasına geçiş, suçların sayısını en azından geçici olarak azaltma eğiliminde olacaktır (Becker, 1968:177-178).

Bir suçun işlenmesinden beklenen fayda şu şekilde tanımlanır:

$$E(U)_i = p_i U_i(Y_i - f_i) + (1 - p_i) U_i(Y_i) \quad (4.1)$$

Burada U_i kişinin fayda fonksiyonu, p_i suç başına mahkumiyet olasılığı, f_i yakalanması halinde alacağı cezanın parasal karşılığı, Y_i yasa ve yasadışı faaliyetlerden elde edilen geliri ifade etmektedir. Suç başına mahkumiyet olasılığında ya da kişinin yakalanması halinde alacağı cezanın parasal karşılığındaki bir artış suçtan beklenen faydayı ve suç sayısını azaltma eğiliminde olacaktır (Becker, 1968:177).

Ehrlich (1973) çalışmasında Amerika Birleşik Devletleri'ndeki eyaletlerde gerçekleşen suç türlerine ilişkin verilere karşı geliştirdiği teorisini test etmiştir. Yasal ve yasadışı faaliyet arasında basit bir seçim modeli geliştiren Ehrlich, yasal ve yasadışı faaliyette bulunma kararında iki seçenekten birinin seçilmesinin zorunlu olmadığını belirtir. Suçluların, ömürleri boyunca herhangi bir süre boyunca bir dizi yasa ve yasa dışı etkinliği birleştirmekte ya da ara sıra birinden diğerine geçiş yapmakta özgür olduğunu belirtir (Ehrlich, 1973:523-524).

Ehrlich (1973), mahkumiyet oranını veya hapis cezası oranını artırmanın Amerika Birleşik Devletleri'ndeki mülkiyet suçunu önemli ölçüde azalttığını

göstermiştir. Ehrlich tarafından çıkarılan farklı suç kategorilerine ilişkin diğer bazı sonuçlar ise şöyledir: (1) suç oranlarının (çoğu suç kategorisi için) yakalanma ve hapis cezasıyla cezalandırılma olasılığı ve cezaevlerinde geçirilen ortalama süre ile ters orantılı olarak değiştiği, (2) mala yönelik suçları için gelir eşitsizliğinin (ortanca gelirin yarısından altındaki ailelerin yüzdesi ile ölçülen) önemli olduğu ancak, gelir eşitsizliğinin şahsa karşı işlenen suçların (cinayet ve tecavüz gibi) üzerinde nispeten daha düşük etkileri olduğu bulunmuştur ve (3) nüfustaki beyaz olmayanların yüzdesinin bir dizi spesifik suç oranıyla pozitif ilişkili olduğu belirtilmiştir (Meera ve Jayakumar, 1995: 456).

Mala karşı işlenen suçların, bir topluluğun gelir eşitsizliğinin derecesi ile olumlu bir şekilde ilişkili olması nedeni ile kişiler arasında eğitim ve kazanç fırsatlarının eşitlenmesi için sosyal bir teşvik önerilmiştir. Mevcut yasaları uygulamak için topluma daha fazla kaynak harcamasının yapıp yapılmayacağı yalnızca bu tür harcamaların suçu caydırmadaki etkinliğine bağlı olmadığı aynı zamanda suçla mücadelede alternatif yöntemlerin ne ölçüde faydalı olduğuna da bağlı olduğu belirtilmiştir (Ehrlich, 1973:561).

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.

Meera ve Jayakumar (1995) çalışmasında 1968-1988 dönemi için Malezyada suçun belirleyicilerini ampirik olarak belirlemeye çalışmışlardır. Bu amaca yönelik olarak ekonomik ve demografik değişkenler kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan değişkenler; kişi başına düşen polis sayısı, kişi başına polis teşkilatının gelişimi için yapılan harcama, hapisane nüfus yoğunluğu, işsizlik oranı, kentsel-kırsal gelir

eşitsizliği, kişi başına gayri safi yurt içi hasıla (gsyih), kentleşme endeksi (kentsel alanlarda yaşayanların toplam nüfus içindeki yüzdesi), 15 ila 29 yaş genç nüfusun yüzdesi ve nüfus büyüklüğü ile kişi başına suç oranıdır (suç oranları on farklı kategoride (evden hırsızlık, motor hırsızlığı, toplam hırsızlık, cinayet, soygun, tecavüz, toplam suçlar, toplam şiddet suçları, uyuşturucu bağımlılığı ve ağır yaralama/saldırı) incelenmiştir. Çalışmada 2 adımlı regresyon analizi kullanılmıştır. Cinayet suçu için hiçbir değişken anlamlı bulunmamıştır. İşsizlik, kentleşme oranları, hapisane nüfus yoğunluğu ve kişi başına düşen GSYİH ile kişi başına suç oranı pozitif ilişkilidir. Kişi başına polis teşkilatının gelişimi için yapılan harcama da suçla pozitif ilişkili görünmektedir. Kişi başına düşen polis sayısı ile suç arasındaki negatif ilişki istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır, bu da polis gücündeki bir artışın potansiyel suçlular üzerinde istenen caydırıcı etkiye sahip olmadığını gösterdiği ifade edilmiştir. Nüfus içindeki gençlerin oranı ve kırsal gelir eşitsizliğinin suç oranları üzerindeki etkileri negatif yönlüdür ve ileri sürülen hipotezlerle uyumlu bulunmamıştır. Tecavüz ve ağır yaralama/saldırı gibi şiddet içeren suçları en iyi açıklayan değişkenler, hapisane nüfus yoğunluğu, kentleşme ve işsizlik oranları olarak belirtilmiştir.

Grant ve Martinez (1997) çalışmasında 1970-1985 dönemi için 48 komşu Amerikan eyaletinde şiddet suçu, mülkiyet suçu ve toplam suç oranlarının eyalet düzeyindeki belirleyicilerinin havuzlanmış, kesitsel, zaman serisi analiziyle test etmiştir. Çalışmada kullanılan değişkenler; 18-24 yaş gençlerin yüzdesi, büyükşehir nüfusu, AFDC ödemeleri (Bağımlı Çocuğu Olan Ailelerden Yardım alanların ortalama aylık reel ödemeleri), polis harcamaları, enflasyon, alt sınıf ölçüsü (yoksulluk oranı, siyahi nüfusun yüzdesi ve kadının aile reisi olduğu hanelerin yüzdesinden oluşmaktadır), işsizlik, haksız işçilik uygulamaları, sendika yoğunluğu, sendika örgütlenme başarısı ve grev faaliyetleridir. İşsizliğin toplam suç oranı ve mülkiyet suç oranı üzerindeki etkisi beklenildiği gibi pozitif yönlü bulunmuştur. 1970-1985 dönemi için 18-24 yaş gençlerin yüzdesi, enflasyon oranı ve büyükşehir nüfusu şiddet ve mülkiyet suçları üzerinde pozitif ve anlamlı bir etkiye sahiptir. AFDC ödemeleri, polis harcamaları, sendika yoğunluğu ve sendika örgütlenme başarısı ise şiddet ve mülkiyet suçları üzerinde negatif ve anlamlı bir etkiye sahiptir.

Alt sınıf ölçüsü ile şiddet suçu arasında pozitif ve anlamlı bir ilişki söz konusu iken; mülkiyet suçu ile anlamsız bir ilişki söz konusudur.

Kposowa vd. (1995) 3076 ABD eyaletine yönelik olarak 1980 yılı verilerini kullandıkları çalışmada, ekonomik yoksunluk, ekonomik eşitsizlik, sosyal entegrasyon ve diğer yapısal değişkenlerin mülkiyet ve şiddet içeren suç endeksleri ve cinayet oranları üzerindeki etkisi test edilmiştir. Bağımsız değişken olarak siyahilerin yüzdesi, yoksulluk oranı, gini katsayısı, kiliseye üyelerin oranı, boşanma oranı, 1975-80 dönemi için göçmen oranı, 1975-80 dönemi için nüfus değişim oranı, kentsel nüfus yüzdesi, nüfus yoğunluğu, işsizlik oranı, lise mezunlarının oranı, profesyonel çalışanların yüzdesi, ortanca yaş, 5-17 yaş yüzdesi, İspanyolların yüzdesi ve yerli Amerikalıların yüzdesi kullanılmıştır. Mülkiyet suçunun ana belirleyicisi kentsel nüfus yüzdesi iken, şiddet suçlarında kentsel nüfus yüzdesi ve nüfus yoğunluğu önemli faktörlerdir ve cinayetlerde yoksulluk, boşanma ve nüfus yoğunluğu güçlü bir şekilde yer almaktadır. İşsizlik oranı hem şiddet hem de mülkiyet suçları üzerinde pozitif ve anlamlı bir etkiye sahiptir. Gini katsayısının mülkiyet suçlarıyla arasındaki ilişki negatif ve anlamlı iken; şiddet suçlarıyla arasındaki ilişki ise anlamsızdır.

Levitt (1998) çalışmasında 1970-1992 dönemi için Amerika Bileşik Devletleri'nin 59 büyük eyaletinde ilgili suç kategorileri için tutuklama oranı, ikame edilemez suç tutuklama oranı, ikame edilebilir suç tutuklama oranı, aile reisinin kadın olduğu hanelerin yüzdesi, siyahilerin yüzdesi, 15-24 yaş nüfusun yüzdesi, kişi başına eyalet ve yerel sosyal yardım harcaması, kişi başına eyalet ve yerel eğitim harcaması, eyalet işsizlik oranı ve şehir nüfusu ile suç (hırsızlık, araba hırsızlığı, hırsızlık (kapalı bir mekana (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi şeklinde), soygun, cinayet, tecavüz ve saldırı) oranlarını değişken olarak yer verdiği çalışmasında regresyon analizini kullanmıştır. Mülkiyet suçlarının, şiddet içeren suçlar için "ikame edilemez" olduğu varsayılır ve bunun tersi de geçerlidir. Şiddet ve mülkiyet suçları, ikame olmayan suçlar olarak kabul edilir. Tüm şiddet suçları birbirinin ikamesi olarak kabul edilir; aynı şekilde, tüm mülkiyet suçları birbirinin ikamesi olarak kabul edilir. Elde edilen sonuçlar şöyledir: Eyalet nüfusu cinayet suç

oranı için istatistiksel olarak anlamlı değildir ve diğer suç oranları ile pozitif yönde ilişkilidir. Eyalet işsizlik oranı istatistiksel olarak anlamlı değildir. 15-24 yaş nüfusun yüzdesi sadece tecavüz suç oranı ile negatif ilişkili iken diğer suç türleri ile pozitif ilişkilidir. Siyahilerin yüzdesi değişkeni hırsızlık ve araba hırsızlığı suç oranları ile negatif ilişkili iken diğer suç türleri ile pozitif ilişkilidir. Aile reisinin kadın olduğu hanelerin yüzdesi saldırı suç oranı dışındaki diğer suç oranları ile pozitif ilişkilidir. Kişi başına eyalet ve yerel sosyal yardım harcaması araba hırsızlığı suç oranı dışındaki diğer suç oranları ile pozitif ilişkilidir. Kişi başına eyalet ve yerel eğitim harcaması ile suç oranları arasındaki ilişki beklenen aksine pozitif olarak tespit edilmiştir. Bu ilişki sadece hırsızlık ve hırsızlık (kapalı bir mekana (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) suç oranları için %10 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.

Saridakis (2004) çalışmasında sosyoekonomik ve demografik değişkenlerin ABD'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 kalan 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.

Gümüş (2004) çalışmasında ABD'de nüfusu 200.000 veya daha fazla olan 75 eyalet için suçun belirleyicilerini çapraz kesit verilerine OLS uygulayarak araştırmıştır. Sosyoekonomik-demografik veriler 1990 yılına ait, caydırıcılık değişkeni verileri 1990-1991, ekonomik veriler ise 1991 yılı işsizlik oranı verileri dışında 1989 yılına aittir. Bağımlı değişkenler için tüm veriler 1991 yılına aittir. Bağımlı değişken olarak mala yönelik suç sayısı ve oranı ile şahsa yönelik suç sayısı

ve oranını; bağımsız değişken olarak da kişi başına gelir, işsizlik oranı, yoksulluk seviyesinin altında geliri olan kişi sayısı, yerel veya şehir yönetimi polis harcamaları, nüfus, siyahi ırk nüfusu ve eğitim değişkeni olarak da lise terk öğrenci sayısı kullanılmıştır. Dört bağımlı değişken ve bu değişkenlerin doğal logaritması da alınarak toplamda tahmin etmek için sekiz denklem elde edilmiştir. Kişi başına gelir, gelir eşitsizliği, nüfus ve siyah nüfusun varlığı, kentsel alanlarda suçun önemli belirleyicileri olduğu işsizlik oranı ve polis harcamalarının da suçun tespitinde önemli etkileri olmakla birlikte çok güçlü olmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

Baharom ve Habibullah (2008) çalışmasında hem toplam suç hem de ayrıştırılmış (alt kategoriler) suç verileri için 1993-2001 dönemine ilişkin olarak panel veri analizini kullanarak 11 Avrupa ülkesinde gelir, işsizlik ve suç arasındaki nedenselliği incelemişlerdir. Sabit ve tesadüfi etki modelleri, gelir ve işsizliğin toplam suç ve çeşitli ayrıştırılmış suç kategorileri üzerindeki etkisini analiz etmek için tahmin edilmiştir. Hipotez testleri, uyuşturucu ticareti dışındaki diğer suçlar için (toplam suç, motorlu taşıt suçları, ev içi hırsızlık ve şiddet suçları) tesadüfi etki modelinin kullanılması gerektiğini göstermiştir. Hem gelirin (gelir değişkeni olarak kişi başına düşen gsyih kullanılmıştır) hem de işsizliğin hem toplam hem de ayrıştırılmış suçlarla anlamlı bir ilişkisi olduğu tespit edilmiştir. İşsizliğin şiddet suçları dışındaki suçlarla pozitif ve anlamlı bir ilişki gösterdiği, şiddet suçları ile negatif ve anlamlı bir ilişki gösterdiği tespit edilmiştir.

Buonanno ve 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-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) çalışmasında 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 ve 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 eşbütünleşik de değildir.

Hooghe vd. (2010) çalışmasında 2001-2006 dönemi için Belçika eyaletlerinde (n = 589) mahrumiyet göstergelerinin suç üzerindeki etkisini araştırmıştır. Mekansal regresyon analizi, işsizlik rakamlarının suç oranları üzerinde güçlü ve anlamlı bir etkiye sahip olduğunu ve bu etkinin gelir düzeylerinin etkisinden daha güçlü olduğunu göstermiştir. Gelir eşitsizliğinin mülkiyet suç oranları üzerinde önemli bir olumlu etkisi olduğu ancak şiddet suçları üzerinde olumsuz bir etkisi olduğu belirtilmiştir. Suçun, Belçika'nın kentsel merkezlerinde

yoğun bir şekilde yoğunlaştığı belirtilmiş, ancak bazı önemli bölgesel farklılıklar da gözlemlenmiştir. Demografik yapının suç seviyeleriyle ilgili olmadığı, mekansal analizin komşu topluluklara mülkiyet suçu için bir yayılma etkisi olduğunu, ancak şiddet suçları için olmadığını göstermiştir.

Andresen (2013) çalışmasında 1981 – 2009 dönemi için 10 Kanada eyaletinin panel veri seti, ayrıştırma modeli adı verilen bir hibrit modelleme yaklaşımı kullanılarak analiz edilmiştir. Şiddet suçu ve mülkiyet suçu 100.000 kişi başına suç oranı olarak dikkate alınmıştır. Gayri safi eyalet hasıla (gpp), kişi başına düşen gpp, işsizlik oranı, düşük gelirli nüfus yüzdesi, genç erkek yüzdesi, gini katsayısı alkol harcaması (GPP %'si), polis sayısı, polis memuru başına kriminal olaylar, 100.000 kişi başına polis memuru sayısı, ıslah harcamaları, göçmen yüzdesi, genç erkek göçmen yüzdesi, net göçmen yüzdesi, net göçmen, genç erkek yüzdesi, eyaletler arası göçmen yüzdesi, eyaletler arası genç erkek göçmen yüzdesi, eyaletler arası net göçmen yüzdesi, eyaletler arası genç erkek net göçmen yüzdesi çalışmada kullanılan değişkenlerdir. Mülkiyet suçu için elde edilen sonuçlar şu şekildedir: Kişi başına düşen GPP, mülkiyet suçu ile uzun ve kısa vadede istatistiksel olarak anlamlı değildir. GPP, uzun vadeli etki için istatistiksel olarak anlamlı bir tahmin parametresine sahiptir, ancak beklentilerin aksine pozitifdir. İşsizlik oranı, hem uzun hem de kısa vadede, her ikisi de negatif olan istatistiksel olarak anlamlı tahmin parametrelerine sahiptir. Düşük gelirli nüfus yüzdesinin yalnızca uzun dönem etkisi istatistiksel olarak anlamlıdır. Genç erkek yüzdesi beklenin aksine uzun ve kısa vadede negatif ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Gini katsayısı mülkiyet suçu ile pozitif ilişkilidir ve sadece kısa vadede anlamlıdır. Alkol harcamasının uzun ve kısa vadede sırasıyla pozitif ve negatif tahmin parametreleri vardır. Polis memuru sayısının uzun ve kısa vadede mülkiyet suçu ile pozitif bir ilişkisi vardır, ancak kişi başına düşen polis memuru sayısının uzun vadede mülkiyet suçu ile negatif bir ilişkisi vardır. Polis memuru başına düşen olay sayısının, kısa vadede mülkiyet suçuyla pozitif ilişkilidir. Islah harcamaları, kısa dönem için negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bir tahmin parametresine sahiptir. Göç değişkenleri için genel sonuç, genç erkeklerin göçünün kısa vadede mülkiyet suç oranında bir artışa yol açtığıdır. Şiddet suçu için elde edilen sonuçlar ise şu şekildedir: Kişi başına düşen GPP, şiddet

suçu ile uzun ve kısa vadede istatistiksel olarak anlamlıdır ancak işareti beklenin aksine pozitifdir. GPP, uzun ve kısa vadede istatistiksel olarak anlamlıdır ve işareti beklenildiği gibi negatiftir. İşsizlik oranı, hem uzun hem de kısa vadede, her ikisi de negatif olan istatistiksel olarak anlamlı tahmin parametrelerine sahiptir. Düşük gelirli nüfus yüzdesi negatiftir ve hem kısa hem de uzun dönem etkisi istatistiksel olarak anlamlıdır. Genç erkek yüzdesi beklenildiği gibi uzun ve kısa vadede pozitifdir ve istatistiksel olarak anlamlıdır. Gini katsayısı şiddet suçuyla kısa vadede pozitif ilişkilirken uzun vadede ise negatif ilişkilidir. Alkol harcamasının uzun ve kısa vadede sırasıyla negatif ve pozitif tahmin parametreleri vardır. Polis memuru sayısının uzun vadede şiddet suçu ile negatif bir ilişkisi varken kısa vadede ise pozitif ilişkilidir. Kişi başına düşen polis memuru sayısının uzun vadede şiddet suçuyla pozitif bir ilişkisi vardır. Polis memuru başına düşen olay sayısının, hem kısa hem de uzun vadede şiddet suçuyla ilişkisi pozitifdir. İslah harcamaları, kısa dönem için negatif ve istatistiksel olarak anlamlı bir tahmin parametresine sahiptir. Genç erkeklerin göçü kısa vadede şiddet suç oranında bir artışa yol açmaktadır.

Moore vd. (2013) çalışmasında 2000 yılı için sosyal sermayenin ABD eyaletlerindeki toplam suç oranı, şiddet suç oranı ve mülkiyet suçu oranı üzerindeki etkisini incelemiştir. Çalışmada kullanılan diğer değişkenler yoksulluk sınırının altındaki insanların yüzdesi, ırk (Beyaz/Beyaz olmayanlar), eyalet nüfusu, yabancı uyrukluların yüzdesi, evli çiftlerin yüzdesi ve işsizlik oranıdır. Negatif binom regresyon yöntemi sonuçlarına göre yoksulluk sınırının altındaki insanların yüzdesi, evli çiftlerin yüzdesi ve sosyal sermaye şiddet, mülkiyet ve toplam suç ile negatif ve anlamlı bir ilişki içindedir. Irk, eyalet nüfusu ve yabancı uyrukluların yüzdesi ise şiddet, mülkiyet ve toplam suç ile pozitif ve anlamlı bir ilişki içindedir. İşsizlik oranı şiddet ve toplam suç ile pozitif ve anlamlı bir ilişki içinde iken; mülkiyet suçları ile anlamlı bir ilişki içinde değildir. Ayrıca sosyal sermaye ölçütü Putnam tipi (P-Grubu), Olson tipi (O-Grubu) ve rekreasyon tipi (R-Grubu) şeklinde farklı ölçütler olarak da modellere eklenmiştir.

Chen ve Keen (2014) çalışmasında 33 Kaliforniya eyaletlerine ilişkin 2005-2012 yıllık verileri kullanarak, eyalet düzeyindeki gelir eşitsizliğinin şiddet ve

mülkiyet suçu oranları üzerindeki etkisini tahmin etmektedir. Havuzlanmış OLS sonuçlarına göre gini katsayısı ile şiddet ve mülkiyet suçları arasında negatif ve anlamlı bir ilişki söz konusu iken; suç üzerindeki gözlemlenmemiş eyalete özgü etkileri kontrol etmek için bir sabit etkiler tahmin yöntemi kullanıldığında ise gini katsayısının şiddet ve mülkiyet suç oranları üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi olmadığı görülmüştür. Ayrıca işsizlik oranının ve 16-24 yaş genç nüfus oranının da sabit etkiler tahmin yöntemine göre şiddet ve mülkiyet suç oranları üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi olmadığı görülmüştür.

Tarling ve 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 ve 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.

Anwar vd. (2017) çalışmasında Pakistan'da suçun sosyoekonomik belirleyicilerini ampirik olarak incelemiştir. Analiz, 1973-2014 dönemine ait yıllık zaman serisi verilerine ARDL yöntemi uygulanarak gerçekleştirilmiştir. Bağımlı değişken toplam suç oranı (bir milyon nüfus başına), şiddet suç oranı ve mülkiyet suç oranı iken açıklayıcı değişkenler ise işsizlik oranı, yoksulluk oranı, ortaokula kayıtlı öğrenci sayısı (eğitim değişkeni), gini katsayısı, kişi başına düşen reel GSYİH, nüfus ve caydırıcılık değişkenidir (polis sayısı/ toplam suç). Sosyoekonomik göstergeler ile toplam suç oranı, mülkiyet ve şiddet suç oranları arasında uzun dönemli bir ilişkinin varlığı tespit edilmiştir. Kişi başına düşen reel GSYİH ve gini katsayısı dışındaki tüm değişkenler toplam suç oranı üzerinde önemli bir etki göstermektedir. İşsizlik ve caydırıcılık değişkeni, toplam suç oranı üzerinde olumsuz ve anlamlı bir etki göstermektedir. Eğitim, nüfus ve yoksulluk oranı toplam suç oranı üzerinde pozitif ve anlamlı bir etki göstermektedir. Sosyoekonomik göstergelerden kişi başına düşen reel GSYİH, yoksulluk oranı ve eğitim değişkeni dışındaki değişkenler mülkiyet suç oranı üzerinde önemsiz bir etki göstermektedir. Bu üç değişken mülkiyet suç oranı üzerinde pozitif etki göstermektedir. Caydırıcılık değişkeni, eğitim ve yoksulluk oranı şiddet içeren suç oranı üzerinde önemli etki gösterirken, diğer değişkenler şiddet içeren suç oranı üzerinde önemsiz bir etki göstermektedir. Yoksulluk oranı şiddet içeren suç oranı üzerinde pozitif bir etki gösterirken, caydırıcılık değişkeni ve eğitim değişkeni ise negatif bir etki göstermektedir. Toplam suç, mülkiyet ve şiddet içeren suçlar için ECM katsayısı negatif ve anlamlıdır, bu da uzun dönem dengesine yakınsamayı gösterir.

Brosnan (2018) çalışmasında İrlanda'da 2003 ve 2012 yılları arasında mülkiyet ve şiddet suçunun sosyoekonomik belirleyicilerini Genelleştirilmiş Moment Yöntemi ile incelemiştir. Kişi başına ortalama gelir, nispi gelir, işsizlik oranı, 15-24 yaş arası erkek nüfusu ve suç tespit oranı bağımsız değişken olarak kullanılmıştır.

Suç tespit oranlarının kişiye karşı işlenen suçlar üzerindeki etkisi önemsiz iken, daha yüksek suç tespit oranlarının mülkiyet suçları için suç oranlarını azalttığı bulunmuştur. Tespit oranlarındaki yüzde 10'luk bir artışın hırsızlık oranlarını yüzde 2,45, kapalı bir mekana (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi şeklinde yapılan hırsızlık olaylarını yüzde 1,4 ve dolandırıcılık oranlarını yüzde 6,1 oranında azaltacağı tahmin edilmiştir. Suç oranının gecikmeli değeri modele dahil edildiğinde cinsel suçlar hariç tüm suç türlerinde istatistiksel ve ekonomik olarak anlamlı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Sosyoekonomik faktörler hırsızlık oranları üzerinde en büyük etkiye sahiptir. Kişi başına gelirdeki artışların, muhtemelen daha kazançlı yasadışı fırsatların bir sonucu olarak hırsızlık oranlarını artırdığı tespit edilirken, hem göreceli gelir hem de işsizlikteki artışların hırsızlık oranını azalttığı bulunmuştur. Kişiye karşı işlenen suçlar için gelir değişkenleri istatistiksel olarak anlamlı olmakla birlikte her suç türü üzerinde zıt etkilere sahiptir. Gelirdeki artışların cinsel suçların sayısını azaltırken, saldırı sayısını artırdığı tespit edilmiştir.

Amin ve 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.

Hazra (2020) çalışmasında Hindistan'daki suçun belirleyicilerini araştırmak için 2010-2016 dönemi verilerine değişen varyans ve yatay kesit bağımlılığı nedeniyle, panel düzeltmeli standart hatalarla doğrusal regresyon yöntemi uygulanmıştır. Makroekonomik faktörlerden sadece kişi başına düşen gsyih'nın toplam suç, şiddet ve mülkiyet suçları ve beyaz yaka suç oranlarını açıklamada pozitif ve anlamlı olduğu tespit edilmiştir. Ancak, bu suç kategorilerini açıklamada işsizlik oranı anlamlı olarak bulunmamıştır. Nüfus yoğunluğu, sosyoekonomik faktörler, yani gelir eşitsizliği, yoksulluk oranı, okuryazarlık oranı Hindistan'daki suç oranları ile önemli ve anlamlı bir ilişki sergilemektedir. Gini katsayısı bahsedilen suç

türleri ile pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki içindedir. Ayrıca suçlama oranı, mahkumiyet oranı, polis davalarında tutukluluk, Hindistan'daki çeşitli suç kategori oranlarını açıklamada önemli bulunmuştur.

Chen ve Zhong (2020) Hong Kong için yaptıkları çalışmada kurumsal anomi teorisi, rutin faaliyetler teorisi ve caydırıcılık teorisi dahil olmak üzere suç eğilimlerini açıklayan temel makro düzeydeki teorik yaklaşımları test etmek için hata düzeltme modellerini kullanmışlardır. Cinayet, şiddet ve mülkiyet suçları için bahsedilen teorileri test etmek adına 3 farklı model kurulmuştur. Anomi teorisi için sosyal güvenlik yardımı harcamaları, yükseköğrenime kayıt oranı, kaba evlenme oranı ve doğuştan beklenen yaşam süresi değişkenleri; rutin faaliyetler teorisi için kişi başına gsyih, işsizlik oranı ve cep telefonu aboneliği; caydırıcılık teorisi için de polis nüfus oranı ve polis tarafından çözölen suçların sayısının belirli bir eyalette belirli bir suç kategorisinde bildirilen toplam suç sayısına oranı değişkenleri kullanılmıştır. Yükseköğrenime kayıt oranı ve kişi başına düşen gsyihın 1 dönem gecikmeli değeri hem şiddet hem de mülkiyet suçları için negatif ve anlamlı bulunmuştur. İşsizlik oranı hem şiddet hem de mülkiyet suçları için pozitif ve anlamlı bulunmuştur.

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

Rakshit ve 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. Ayrıca brüt okullaşma oranındaki %1'lik bir artışın toplam suçun %8 oranında azalmasına yol açtığı elde edilen sonuçlardandır.

Tadjoeddin vd. (2021) çalışmasında 2005–2012 dönemi için Endonezya için suç eşitsizlik ilişkisini incelemişlerdir. Gini katsayısı, ekonomik büyüme, gelir (kişi başına Bölgesel Gayri Safi Yurtiçi), yoksulluk (yoksulluk sınırının altında yaşayan nüfusun yüzdesi), eğitim (okul süresi), genç nüfus oranı (15-24 yaş arası genç nüfus oranı), kentsel oran (bir bölgedeki köy-kent oranı), etnik/dini parçalanma ve nüfus büyüklüğü çalışmada kullanılan bağımsız değişkenlerdir. Negatif binom regresyon yönteminin kullanıldığı çalışmada şiddet suçları ile 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.

Türkiye’de şiddet ve mülkiyet suçlarının belirleyicilerini tespit etmeye yönelik olarak yapılan çalışmalara aşağıda yer verilmiştir.

Cömertler ve Kar (2007) çalışmasında mala karşı işlenen suçun sosyoekonomik belirleyicilerini tespit etmek amacıyla 81 İl’in 2000 yılına ait verilerini yatay kesit analiziyle incelemiştir. Kişi başına suç oranı bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Kullanılan bağımsız değişkenler ise şöyledir: İl gelişmişlik indeksi, kişi başına GSYİH, kişi başına genel bütçe gelirleri, kişi başına kamu yatırımları, işsizlik oranı, eğitim sektörü gelişmişlik indeksi, liseler okullaşma oranı, şehirleşme oranı, kişi başına polis oranı, kişi başına göç oranı, yeşil kartlı kişi oranı, nüfus yoğunluğu, doğurganlık hızı ve büyük şehir kuklasıdır. Gelir düzeyinin, işsizlik oranının, göç oranının, eğitim seviyesinin, nüfus yoğunluğu ve doğum hızı gibi demografik unsurların ve şehirleşmenin suç oranını belirleyen temel ve önemli faktörler olduğu tespit edilmiştir.

Durusoy vd. (2008) çalışmasında özellikle işsizlik, yoksulluk, gelir dağılımında eşitsizlik, eğitim seviyesi ve göç etkenlerinin şahsa ve mala karşı işlenen suç türleri üzerinde Türkiye’de iller arasında önemli derecede farklılaşma yaratıp-yaratmadığını çoklu regresyon yöntemi ile incelenmiştir. Araştırmada kullanılan bağımsız değişkenler şunlardır: illerdeki işsizlerin sayısı, yeşil kartlıların sayısı, zorunlu sosyal sigorta kapsamında olanların sayısı, ortalama hane-halkı sayısı, illerin diğer illerden almış olduğu göç nüfusunun sayısı, ilköğretim mezunlarının sayısı, genel ortaöğretim mezunlarının sayısı, mesleki ve teknik eğitim mezunlarının sayısı, üniversite mezunlarının sayısı, illerin ortalama kişi başına geliri, nüfusu, nüfus yoğunluğu, şehir nüfusu oranı ve genç nüfus oranıdır. Ayrıca kukla değişken olarak Doğu ve Güney Doğu, Karadeniz, İç Anadolu, Ege ve Akdeniz bölgeleri de modellerde yer almıştır. Belirli bir grup sosyoekonomik değişkenin özellikle ekonomik niteliği ağır basan mala karşı işlenen suç türlerini açıklamadaki etkinliği, diğer suç türlerine göre oldukça yüksek düzeyde çıktığı gözlenmiştir. Genç nüfus oranı ile hem şahsa karşı hem de mala karşı işlenen suçlar arasında negatif ve anlamlı bir ilişki bulunmuştur.

Aksu ve Akkuş (2010) çalışmasında 1970–2007 dönemi için, Türkiye’de mala karşı işlenen suçları etkileyen sosyoekonomik faktörleri belirlemek için Sınır Testi Yaklaşımı kullanmıştır. 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.

Halıcıoğlu (2012) Türkiye’deki suç dinamiklerini toplu ve ayrıştırılmış düzeylerde sınır testi eşbütünleşme prosedürünü, genişletilmiş nedensellik testlerini ve varyans ayrıştırmalarını kullanarak incelemiştir. Kişi başına düşen reel gelir, işsizlik oranı, boşanma oranı, kentleşme oranı, kişi başına düşen reel kamu güvenliği harcamaları, toplam suç, şiddet suçları ve şiddet içermeyen suçlar çalışmada kullanılan değişkenlerdir. Şiddet suçu için elde edilen sonuçlar şöyledir: kişi başına

düşen reel gelir ve kentleşme oranı ile şiddet suçu arasında hem kısa hem de uzun vadede negatif ve anlamlı bir ilişki mevcutken; işsizlik oranı ile şiddet suçu arasında ise sadece kısa vadede anlamlı ve negatif bir ilişki tespit edilmiştir. Boşanma oranı ile şiddet suçu arasında sadece uzun vadede anlamlı ve pozitif bir ilişki tespit edilirken; kişi başına düşen reel kamu güvenliği harcamaları ile şiddet suçu arasında sadece kısa vadede anlamlı ve pozitif bir ilişki tespit edilmiştir.

Yorulmaz ve Giray Yakut (2017) 2008 yılı verilerini kullandıkları çalışmada 81 ildeki şiddet ve mülkiyet suç oranlarını etkileyen sosyoekonomik faktörleri belirlemek 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.

Tunca (2019) üç farklı suç tanımı ile eğitim ve çeşitli sosyoekonomik değişkenler arasındaki ilişkiyi Türkiye için İİBS3 (il) düzeyinde oluşturulan panel veri kullanarak araştırmıştır. Mali suçlar, hırsızlık ve şiddet suçları oluşturulan modelde bağımlı değişken olarak kullanılmıştır. Kişi başına gayrisafi yurtiçi hasıla, kişi başına gayrisafi yurtiçi hasılanın karesi, işsizlik oranı, ilin aldığı göç miktarı, hanehalkı büyüklüğü kontrol değişkenleri olarak; Okuma-yazma bilen fakat okul bitirmeyen nüfusun il nüfusu içindeki oranı, ilköğretim mezunu nüfusun il nüfusu içindeki oranı, lise mezunu nüfusun il nüfusu içindeki oranı, lisans mezunu nüfusun il nüfusu içindeki oranı, yüksek lisans mezunu nüfusun il nüfusu içindeki oranı ve doktora mezunu nüfusun il nüfusu içindeki oranı ise eğitim değişkenleri olarak kullanılmıştır. Çalışmanın temel araştırma sorusu olan, “eğitim düzeyi ile suç işleme eğilimi arasında ters yönlü bir ilişki vardır” önermesini destekleyici ampirik sonuçlara ulaşılamamıştır. Göç, hanehalkı büyüklüğü, işsizlik ile suç arasında anlamlı bir ilişki tespit edilmiştir.

Gültekin ve Oğuzhan (2021) 2008-2018 dönemine ait Düzey2 bölgelerinin suç sayılarını belirleyen ekonomik ve demografik faktörleri tespit etmek için

mekânsal panel veri analizi kullanmıştır. Çalışmada suç değişkenleri olarak hırsızlık ve yaralama suçları kullanılmıştır. Suç sayılarını etkileyen faktörler ise kişi başı gayrisafi yurtiçi hâsıla, işsizlik oranı, genç nüfus oranı, kentleşme oranı, bölgelerin aldığı göç sayıları ve okuma-yazma bilmeyen nüfusun toplam nüfusa oranı olarak dikkate alınmıştır. Hırsızlık suçu için kurulan modelde göç değişkeni dışında tüm değişkenlerin hırsızlık suçunu açıklamada anlamlı olduğu belirlenmiştir. Yaralama suçu modelinde yalnızca kişi başına gayri safi yurtiçi hâsıla ve okuma yazma bilmeyen nüfus oranı değişkenlerinin yaralama suçunu açıklamada istatistiksel olarak anlamlı faktörler olduğu belirlenmiştir.



İKİNCİ BÖLÜM

AYKIRI GÖZLEMLERİN BELİRLENMESİ

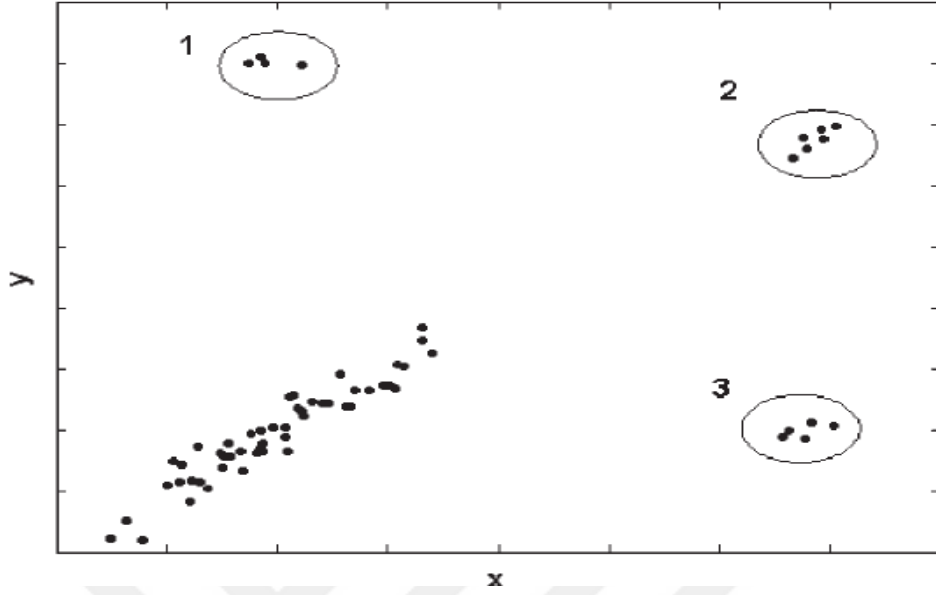
2.1. Aykırı Gözlemler ve Türleri

Aykırı gözlemler, çoğu gözlemle uyumlu olmayan farklı veri değerleridir. Aykırı gözlem tespiti son derece önemli bir sorundur. Aykırı gözlem tespiti, büyük veri kümelerinde gizlenmiş yararlı anormal ve düzensiz kalıpları keşfetmeyi amaçlayan önemli bir araştırma problemidir. Klasik yöntemlerinin (doğrusal regresyon, sınıflandırma analizi, makine öğrenimi) ortak dezavantajı, verilerde aykırı gözlemlerin varlığına karşın yüksek hassasiyetleridir (robust olmamalarıdır). Aykırı gözlemlerle başa çıkmak için iki strateji vardır:

- ✓ Aykırı gözlemlerin tespit edilmesi ve analiz dışında bırakılması
- ✓ Aykırı gözlemlere duyarlı olmayan robust modelleme yöntemlerinin kullanılması (Kalina, 2013: 10, Ilango vd., 2012: 334; Kantardzic, 2020: 8).

Verilerin çoğunluğu ile aynı örüntüyü takip etmeyen aykırı gözlemler; veri hatalarından, yanlış raporlamalardan, örnekleme hatalarından, dağılım varsayımlarının yanlış yapılmasından vb. nedenlerden kaynaklanabilirler (Rousseeuw ve Zomeren;1990:633; Osborne ve Overbay;2004:2-3).

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 ve Todorov,2011:3; Rousseeuw vd.,2004:297).



Şekil 2.1: Aykırı Gözlem Türleri (Moller vd., 2005: 550)

Şekil 2.1’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).

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 ve Zhong, 2008:330).

Etkin bir gözlem ise, bireysel olarak veya diğer birkaç gözlemle birlikte, çeşitli tahminlerin (katsayılar, standart hatalar, t-değerleri vb.) hesaplanan değerleri

üzerinde diğer gözlemlerin çoğundan daha belirgin bir şekilde etkisi olan bir gözlemdir. Böyle bir etkiyi incelemenin yolu, her satırı birer birer silmek (her bir gözleme ilişkin satırın hem X matrisinden hem de y vektöründen silinmesi) ve elde edilen çeşitli hesaplanan değerler üzerindeki etkiyi not etmektir (Belsley vd., 1980:11).

Bir gözlemin aykırı gözlem olması, yani seçilen modelin verilere uyarlandığında büyük bir artış sağlaması, gözlemin, kullanılan denkleme göre etkin olduğu anlamına gelmez. Bir aykırı gözlem analizden çıkarıldığında, regresyon denklemi hiç değişmeyebilir (Draper, 1981:21). Yani aykırı gözlemler etkin gözlem olmayabilir ve etkin gözlemler de aykırı gözlemler olmayabilirler. Bununla birlikte kaldıraç noktalarının etkin gözlem olmaları muhtemeldir (Rahmatullah Imon, 2005:930).

Aykırı gözlemlerin ve etkili gözlemlerin varlığı, regresyon katsayılarının büyüklüğünü ve hatta katsayı işaretlerinin yönünü (yani, pozitiften negatife veya tam tersi) önemli ölçüde değiştirebilir (Choi, 2022: 2).

2.2. Aykırı Gözlemlerin Klasik Yöntemlerle Belirlenmesi

Aykırı gözlemleri belirlemek için birçok teknik tasarlanmıştır, mevcut çalışmada aykırı gözlem tespiti için yakın zamanda önerilen farklı yöntemlere yer verilmiştir. Bu yöntemler şöyledir:

- ✓ İstatistik Tabanlı Yöntemler: İstatistik tabanlı aykırı gözlem saptama yöntemleri, verilen veri kümesine uygun için bir dağılım veya olasılık modeli olduğunu varsayan istatistiksel yaklaşımlara dayanır. Veri kümesine uyduğu varsayılan dağılım altında, aykırı gözlemler, verilerin altında yatan modelle uyumlayan veya buna uymayan noktalardır. Bu yöntemler genellikle parametrik ve parametrik olmayan olmak üzere iki ana gruba ayrılır. Parametrik istatistiksel aykırı gözlem saptama yöntemleri, verilen veri seti için olasılık veya dağılım modeli hakkında varsayımda bulunurken; parametrik olmayan aykırı gözlem tespit teknikleri, verilerin istatistiksel dağılımı hakkında herhangi bir varsayımda bulunmaz. Başlıca parametrik

aykırı gözlem tespit yöntemleri arasında Gauss model tabanlı ve regresyon model tabanlı yöntemler yer almaktadır. Regresyon model tabanlı yöntemlere ilerleyen bölümlerde detaylı olarak yer verilmiştir. Parametrik olmayan aykırı gözlem tespit yöntemine ise Kernel tabanlı yöntemler örnek gösterilebilir (Zhang, 2013: 3-4).

- ✓ Uzaklık Tabanlı Yöntemler: Uzaklığa dayalı tekniklerin uygulanması kolaydır ve veri dağılım modeli hakkında önceden herhangi bir varsayımda bulunmaz. Ancak, tüm örnekler arasındaki uzaklığın hesaplanmasına dayandıkları için üstel hesaplama büyümesinden muzdariptirler. Hesaplama karmaşıklığı, veri kümesinin m boyutuna ve n örneklerinin sayısına bağlıdır ve genellikle $O(n^2m)$ olarak ifade edilir. Bu nedenle, çok büyük veri setlerinde kullanım için uygun bir yaklaşım değildir (Kantardzic, 2020:45).
- ✓ Yoğunluk Tabanlı Yöntemler: Yoğunluk tabanlı aykırı gözlem algılama yaklaşımında belirli bir gözlemin yoğunluğu diğer komşu gözlemlere karşı kontrol edilir. Bir veri noktasının yoğunluğu hesaplanır ve komşu veri noktaları ile karşılaştırılır ve buna yoğunluğa dayalı yöntemde aykırı değer puanı denir. Normal veri noktaları ve komşu veri noktaları aynı yoğunluğa sahiptir ancak aykırı gözlemlerin yoğunluğu farklıdır. Bu yöntemi temel alan algoritmalar Yerel Aykırı Değer Faktörü, iki yönlü yaklaşım, mikroküme tabanlı yaklaşım vb.'dir (Mandhare ve Idate, 2017: 933).
- ✓ Kümeleme tabanlı yöntemler: Kümeleme tabanlı yöntemler, benzer veri örneklerini benzer davranışa sahip kümeler halinde gruplandırmak için veri madenciliği içinde kullanılan popüler yaklaşımlardır. Veri örnekleri, kümelere ait değilse veya kümeleri diğer kümelerden önemli ölçüde küçükse aykırı gözlemler olarak tanımlanır. Öklid mesafesi genellikle iki veri örneği arasındaki farklılık ölçüsü olarak kullanılır (Zhang vd., 2010:166).
- ✓ Grafik veya Görselleştirme Teknikleri: Görselleştirme yöntemlerinin örnekleri arasında kutu grafiği (1 - D), Serpilme diyagramı (2 - D) ve Spin grafiği (3 - D) bulunur. Bir ila üç boyut için aykırı gözlem tespitinde yararlı olan veri görselleştirme yöntemleri, n boyutlu uzaylar için yeterli görselleştirme metodolojilerinin bulunmaması nedeniyle çok boyutlu verilerde daha zayıftır (Kantardzic, 2020:43).

- ✓ Topluluk tabanlı yöntemler: Topluluk yöntemleri, aykırı gözlemleri etkin bir şekilde tespit etmek ve daha robust modeller üretmek için farklı modellerden elde edilen sonuçları birleştirme fikrine odaklanır. Bir aykırı gözlemin doğrusal model tabanlı mı, mesafe tabanlı mı yoksa başka bir tür model tabanlı mı olması gerektiği sorusunu yanıtlamaya yardımcı olurlar (Wang vd., 2019: 107967).

Aykırı gözlemler OLS için ciddi bir tehdit oluşturur. Temel olarak, bu problemten kurtulmanın iki yolu vardır. İlk ve muhtemelen en iyi bilinen yaklaşım, aykırı gözlem teşhisçilerini kullanmaktır. Aykırı gözlem teşhisçileri, en küçük kareler tahmincisi üzerinde etkisi büyük olan gözlemlere odaklanan istatistiklerdir. Veri yığımından farklılık gösterebilecek bireysel vakaları veya vaka gruplarını tespit etmek için çeşitli teşhis önlemleri tasarlanmıştır. Teşhis alanı, sayısal ve grafiksel araçların bir kombinasyonundan oluşur. Diğer yaklaşım ise, aykırı gözlemlerden çok fazla etkilenmeyen tahmin ediciler tasarlamaya çalışan Robust regresyondur (Rousseeuw ve Leroy, 1987: 7-8; 216).

2.3. Doğrusal Regresyon Analizi İçin Aykırı Gözlem Teşhis Ölçüleri

Çoklu doğrusal regresyon denklemi

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon \quad (2.1)$$

şeklinde ifade edilebilir. β_0 sabit terimi, β_i ($i=1,2,\dots,p$) eğim parametrelerini, X_i ($i=1,2,\dots,p$) bağımsız değişkenleri, Y bağımsız değişkenler tarafından açıklanan bağımlı değişkeni, ε ise rastlantı değişkenini göstermektedir. Yukarıdaki denklem n gözlem için matris biçiminde aşağıdaki biçimde ifade edilebilir;

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \dots \\ \beta_p \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$$

veya daha kısaca

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (2.2)$$

şeklinde gösterilebilir. Burada y , $n \times 1$ gözlem vektörü, X $n \times p$ merkezli ve standartlaştırılmış bilinen matris, β bilinmeyen bir parametrenin $p \times 1$ vektörü ve ε $n \times 1$ hata vektörüdür. $E(\varepsilon) = 0$ ve $\text{Var}(\varepsilon) = \sigma^2 I_n$ ve I_n , n sırasının birim matrisidir (Tuffery, 2011:359-360; Ertaş vd., 2013:1735).

Doğrusal modellerin en küçük kareler yöntemi ile tahmin edilmesinde, her bir y değerinin (y_i) tahmini y değeri ($\hat{y}_i$) üzerinde ne kadar etkili olabileceğini belirlemek genellikle yararlıdır. y_i ile $\hat{y}_i$ arasındaki ilişkinin yorumlanması özellikle kolaydır ve bağımsız değişkenler arasında tespit edilmesi zor olabilecek çok değişkenli aykırı gözlemleri ortaya çıkarabilir. İstenen bilgiler, her bir tahmini y değerini gözlemlenen y değerlerinin doğrusal bir kombinasyonu olarak veren şapka matrisinde bulunur (Hoaglin ve Welsch, 1978:17).

Regresyon denkleminin tahmin edilmesinde en fazla kullanılan yöntem olan Olağan En Küçük Kareler (OLS) Yöntemi, hata karelerinin minimize edilmesine dayanır.

$$\sum_i \left(Y_i - \sum_j X_{ij} \beta_j \right)^2 = \min! \quad (2.3)$$

eşdeğer olarak, p denklem sisteminin türevi alınarak çözülmesi halinde

$$\sum_i \left(Y_i - \sum_k X_{ik} \beta_k \right) x_{ij} = 0 \quad (2.4)$$

ya da matris notasyonu ile

$$X^T X \beta = X^T y \quad (2.5)$$

$\text{rank}(X) = p$ koşulunu sağladığı varsayıldığında, böylece çözüm aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (2.6)$$

OLS y_i 'nin beklenen deęerini $E_{y_i} = (X\beta)_i$ řeklinde tahmin eder. Bylece

$$\hat{y} = X(X^T X)^{-1} X^T y = Hy \quad (2.7)$$

$$H = X(X^T X)^{-1} X^T$$

buradaki ‘‘H’’ řapka matrisini gstermektedir (Huber ve Ronchetti, 2009:154-155).

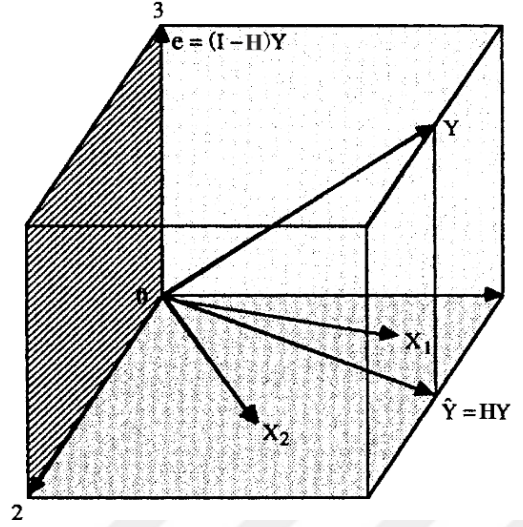
OLS řapka matrisi birok zel ve kullanışlı zellięe sahiptir (Li ve Valliant, 2009:16-17) :

- ✓ H simetriktir, yani $h_{ij} = h_{ji}$ dir;
- ✓ H idempotenttir, $H = H^2$ ya da $H(I - H) = 0$ dır;
- ✓ $HX = X$ ya da $(I - H)X = 0$ dır;
- ✓ $0 \leq h_{ii} \leq 1$ dir;
- ✓ $\sum_i h_{ii} = \text{rank}(X) = p$ yani $\bar{h} = p/n$;

eęer denklem 2.2’de sabit terim varsa, ařaęıdaki iki zellik de geerlidir:

- ✓ $\sum_i h_{ij} = 1$
- ✓ $h_{ii} = 1/n + (x_i - \bar{x})^T (X^T X)^{-1} X^T (x_i - \bar{x})$ burada $\bar{x} = \sum_n x_i / n$

$\mathcal{R}$, n boyutlu bir klid uzayını temsil etsin ve $\mathcal{R}_x$, X’in stunlarının kapsadıęı k boyutlu alt uzay olmak zere; řapka matrisi bu uzayda gzlenen Y deęerlerini tahmini Y deęerine dnřtren, y vektrnn dikey izdřmdr. $\hat{Y}$ ’nın Y’nin dikey izdřm olduęu řekil 2.2’de aıka gsterilmektedir. Y’yi $\mathcal{R}_x$ zerine dik olarak yansıtın řapka matrisi aynı zamanda projeksiyon matrisi olarak da adlandırılmaktadır (Chatterjee ve Hadi, 1988: 10-11).



Şekil 2.2: H ve (1-H)'nin Doğrusal Regresyondaki Rolü (Chatterjee ve Hadi, 1988:11)

Regresyon analizinde, veri vektörünü tahmini değerlerin vektörüne dönüştüren şapka matrisinin elemanları, artıkların varyanslarında ve kovaryanslarında yer alır ve sonuç olarak, regresyon analizinde aykırı gözlemlerin teşhisinde temel rol oynar (Eubank, 1984:9).

2.3.1. Şapka Matrisi ile Belirleme

Bağımsız değişkenlerde aykırı gözlemler oluşabilir. Bu aykırı gözlemler regresyon sonuçlarını da etkileyebilirler. Daha önce açıklanan h_{ii} kaldıraç değerleri, iyi kaldıraç noktalarını belirlemek için kullanılabilir. Kaldıraç değeri, bir noktanın $\bar{x}$ 'dan ne kadar uzak olduğunu gösterir. Bu durum, çoklu regresyon için de geçerlidir. Bu nedenle, h_{ii} X uzayındaki aykırılığın bir ölçüsü olarak kullanılabilir, çünkü büyük h_{ii} değerlerine sahip gözlemler X uzayındaki aykırı gözlemlerdir (bağımsız değişkenler uzayındaki diğer noktalara kıyasla) (Chatterjee ve Hadi, 2012: 108).

Şapka matrisinin köşegen elemanının ortalaması p/n 'dir. Çalışmalar, büyük kaldıraç değerleri için $h_{ii} > 2p/n$ kuralını uygun bulmaktadır. Bu nedenle, H'nin köşegen öğelerine bakarak ve $h_{ii} > 2p/n$ olan herhangi bir x noktasına özellikle dikkat ederek yüksek kaldıraç noktaları belirlenebilir (Hoaglin ve Welsch, 1978:17).

2.3.2. Standartlaştırılmış Artıklar ile Belirleme

Her bir artığın varyansı bilinmeyen σ^2 parametresi ile orantılıdır bu nedenle bir artığın ne kadar aykırı olduğuna karar vermek için bir çeşit standardizasyon işlemi gerekir (Staudte ve Sheather, 1990:210). Bu işlem artıkların kendi standart sapmalarına bölünmesi ile bulunur. Yani,

$$e_i^* = \frac{e_i}{s} \quad (2.8)$$

şeklinde hesaplanır. Burada e_i^* standartlaştırılmış artıkları, e_i ise bağımlı değişkenin gerçekleşen değeri ile tahmini değeri arasındaki farkı ifade eder ve e_i ve s^2 aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (2.9)$$

$$s^2 = \frac{1}{n-p} \sum_{j=1}^n e_j^2 \quad (2.10)$$

Hatalar birbirinden bağımsız ve sıfır ortalama ve standart sapma σ ile normal dağıldıklarında s^2 'nin σ^2 'nin tarafsız bir tahmincisi olduğu bilinmektedir. Burada n gözlem sayısını, p ise bağımsız değişken sayısını göstermektedir (Rousseeuw ve Leroy, 1987: 225-226).

Standartlaştırılmış artıkların mutlak değerlerini bazı ölçütlerle karşılaştırarak aykırı gözlemleri belirleyebiliriz. Artıklar standart bir Gauss dağılımı gösteriyorlarsa artıkların % 99'u $[-2.5, 2.5]$ tolerans aralığında yer alır. Dolayısıyla bu tolerans bölgesinin dışında yer alan gözlemler aykırı gözlem olarak belirlenir (Rousseeuw ve Hubert, 1997:210).

2.3.3. Student Türü Artıklar ile Belirleme

Student türü artıklar dikey aykırı gözlemleri ortaya çıkarmak için kullanılır. Çünkü bu gözlemlerin çok farklı örnekleme varyasyonları olabilir. Bu gözlemlerin artıkları, standartlaştırılsa bile, sabit varyans varsayımı ihlal edilebilir. Bu artıkları studentleştirmek, onları sabit bir varyansa ayarlar ve aykırı gözlemler için büyük

mutlak değerler sağlar (Orr vd., 1991:476). Student türü artıklar aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$e_i^{**} = \frac{e_i}{\sqrt{s^2(1 - h_{ii})}} \quad (2.11)$$

Burada h_{ii} şapka matrisinin i . köşegen elemanıdır. Student türü artıklar (e_i^{**}) $n - p$ serbestlik derecesi ile t dağılımına uyarlar, yani, $e_i^{**} \sim t_{n-p}$ dir (Ranganai, 2016: 4).

2.3.4. Silinmiş Artıklar ile Belirleme

i . gözlem veri kümesi dışında bırakılarak kalan $n-1$ gözlemle regresyon denklemini tahmin edilir. Bu regresyon denklemlerinde X değerleri yerine konularak $\hat{y}_{i(i)}$ değerleri bulunur. Silinmiş artıklar (d_i), her bir gözlem için gerçekleşen y_i ve tahmin edilen $\hat{y}_{i(i)}$ arasındaki fark olarak hesaplanır (Kutner vd., 2005: 395).

$$d_i = y_i - \hat{y}_{i(i)} \quad (2.12)$$

2.3.5. Student Türü Silinmiş Artıklar ile Belirleme

Dışsal student türü artıklar ya da jack-knifed olarak da ifade edilen student türü silinmiş artıklar,

$$t_i = \frac{e_i}{s_{e(i)}} \quad (2.13)$$

şeklinde elde edilir. Burada $s_{e(i)} = \sqrt{\frac{MSE_i}{1-h_{ii}}}$ 'dir. MSE_i i . gözlemin silindiğinde regresyondan hesaplanan ortalama hata karedir (Pfaffenberger ve Dielman, 1991:268). Student türü silinmiş artıklar,

$$t_i = e_i \left[\frac{n - p - 1}{SSE(1 - h_{ii}) - e_i^2} \right]^{1/2} \quad (2.14)$$

şeklinde de elde edilebilir. Burada SSE ; n gözlem üzerinden hesaplanan hata kareler toplamını ifade etmektedir. Hatalar normal dağılıyorlarsa, her bir student türü

silinmiş artık n-p-1 serbestlik derecesi ile Student t dağılımına uyar (O’Gorman, 2006: 1097).

3'ten büyük veya -3'ten küçük student türü silinmiş artıklar potansiyel aykırı gözlem olarak düşünülmelidir (Yang ve Berdine, 2016: 54). Bundan başka, student türü silinmiş artıkların (t_i) mutlak değerce en büyüğünün aykırı gözlem olup olmadığı Bonferroni testi ile belirlenebilir. Bu nedenle, $S = \max(|t_i|)$ istatistiği aykırı gözlemleri tespit etmek için kullanılabilir. “Student türü silinmiş artıkların mutlak değerce en büyüğü aykırı gözlem değildir” şeklindeki sıfır hipotezi, eğer $S > t(1 - \alpha/2n; n - p - 1)$ ise nominal anlamlılık düzeyinde reddedilir (Lin vd., 2011: 535; Balasooriya ve Tse, 1986: 3591).

2.3.6. Mahalanobis Uzaklığı

Çok değişkenli aykırı gözlemler tespiti için kullanılan istatistiksel yöntemler genellikle veri dağılımının merkezinden nispeten uzakta bulunan gözlemleri aykırı gözlem olarak belirler. Bu amaca uygun olarak çeşitli uzaklık ölçütleri uygulanabilir. Mahalanobis uzaklığı, çok değişkenli dağılımın tahmini parametrelerine dayanan iyi bilinen bir kriterdir (Ben-Gal, 2005:138). Burada $\bar{x}$ örneklem ortalama vektörünü, S^{-1} ise örneklem kovaryans matrisini ifade etmek üzere

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (2.15)$$

Mahalanobis uzaklığı,

$$D_i = \sqrt{(x_i - \bar{x})^T S^{-1} (x_i - \bar{x})} \quad (2.16)$$

şeklinde elde edilir (Penny, 1996:73).

X, n gözlem için p rasgele değişkenlerin gerçekleşmelerini içeren $n \times p$ matrisidir. X çok değişkenli normal dağılımdan geldiğinde Mahalanobis uzaklığının, p serbestlik dereceli bir ki-kare dağılımının karekökü ($\sqrt{\chi_p^2}$) olarak dağıldığı bilinmektedir. Daha sonra, bir gözlemin bir aykırı gözlemler olarak kabul

edilebileceği kritik bir değer (örneğin, $\sqrt{\chi^2_{p,0.975}}$) belirlenir. Mahalanobis uzaklığının değeri belirlenen kritik değerden büyük olan gözlem aykırı gözlem olarak değerlendirilir (Verardi ve Dehon, 2010: 260).

2.4. Maskeleye ve Süpürme Etkisi

Veriler yalnızca bir aykırı gözlem içerdiğinde klasik aykırı gözlem tespit yöntemleri güçlüdür. Bununla birlikte, verilerde birden fazla aykırı gözlem mevcutsa, bu yöntemlerin yetkinlikleri büyük ölçüde azalmaktadır. Bu güç kaybı genellikle maskeleye ve süpürme problemleri olarak bilinmektedir. Diğer aykırı gözlemlerin varlığı nedeniyle bir aykırı gözlemin tespit edilememesi maskeleye etkisi; aykırı olmayan bir gözlemin yanlış tanımlanması yani aykırı gözlem olarak değerlendirilmesi durumu ise süpürme etkisi olarak ifade edilir. Ayrıca, bu yöntemler her zaman aykırı gözlemleri tespit etmeyi başaramaz, çünkü tanımlamaları gereken gözlemlerden etkilenirler. Bu nedenle, bu sorunları önleyen robust ölçülere ihtiyaç vardır (Pena ve Yohai, 1995:145; Hadi, 1992:761).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

ROBUST TAHMİNCİLER

3.1. Robust Tahminci Özellikleri

“Robust” terimi mühendislik ve istatistik literatüründe yaygın olarak kullanılmaktadır. İstatistikte, model varsayımları tam olarak doğru olmadığında kullanılan tüm yöntemleri tanımlamak için “robust” terimi kullanılır (Xanthopoulos vd., 2010:5).

Veriler gerçek dağılımlarından farklılık gösterebilirler. Model, verilerin çoğuna iyi adapte edilmiş olmak birlikte küçük bir kısmı için bu durum geçerli olmayabilir. Araştırmacı hala gözlemlerin çoğunun uyduğu modele ilgi duymakla birlikte varsayılandan farklı bir dağılımı takip eden gözlemlerle de başa çıkmak zorundadır. Gözlemlerin bu küçük kısmına genellikle aykırı gözlemler denir. Pratikte böyle bir sapma olağandışı değildir. Robust literatüründe belirtildiği üzere bu sapmalar aşağıdaki nedenlerden kaynaklanıyor olabilir (Ruiz-Gazen, 2012:2 ; Clarke, 2018: 28):

- ✓ Verilerin yuvarlanması ve gruplandırılması: sürekli verilerle bile, yalnızca sınırlı sayıda ondalık basamak dikkate alınır.
- ✓ “Büyük hata” oluşumu (ölçümdeki hatalar, gözden kaçırılan ondalık basamaklar, gözlemlerin bilgisayara yanlış girilmesi gibi).
- ✓ Model ilk etapta sadece bir yaklaşım olarak düşünülmüş olabilir. Gaussianlık varsayımı genellikle yanlıştır ve kuyruklar normal kuyruklardan daha kalın olma eğilimindedir.
- ✓ Veriler bağımsız olmayabilir.

İyi bir parametre tahmini için çeşitli varsayımların (gözlemlerin normal dağılımı vb). sağlanması gerekir. Varsayımların sağlanamaması durumunda klasik tahmincilerle yapılan istatistiksel çıkarımlarda etkin olmayan sonuçlar elde edilir. Robust tahminciler kullanılarak güvenilir tahmin sonuçları elde edilmesi yoluyla bu sorunun üstesinden gelinir (Yorulmaz, 2016 :27).

Robust tahminciler, aykırı gözlemler veya varsayımlardan sapmalara dirençli olmalıdırlar. Bir tahmincinin robustluk özelliklerini değerlendirmek için nitel robustluk, etki fonksiyonu, kırılma noktası gibi robustluk ölçüleri kullanılır (Filzmoser vd., 2009:687).

3.1.1. Nitel Robustluk

Amaç küçük değişimlerden nispeten etkilenmeyen konum ölçütlerine sahip olmak ise, uygulanabilecek bir gereklilik, fonksiyonel olarak bakıldığında sürekli olmasıdır. Bu özelliğe sahip parametrelerin nitel robust olduğu söylenir (Wilcox, 2005 :21).

Sınırlılık, küçük bir bozulmanın veya aykırı gözlemlerin, tahminde sadece sınırlı bir etkiye sahip olmasını ifade eder. Bir tahminci sınırlılık ve süreklilik özelliklerinin ikisini birden sağlıyorsa, tahmincinin sonsuz bozulmaya karşı nitel robust olduğu düşünülür. Bununla birlikte, basit bir tahminci sınıfı için, nitel robustluk temel olarak etki fonksiyonunun sürekliliği ve sınırlılığına eşdeğerdir (Zoubir vd., 2012: 63; Staudte ve Sheather, 1990: 66).

3.1.2. Kırılma Noktası

Kırılma noktası; bir tahmincinin aykırı gözlemlere karşı, olasılık dağılımından veya veri kümesinden bağımsız olarak ne kadar güçlü olduğunu belirler. Bir istatistiğin robustluğunun bir göstergesi olan kırılma noktası istatistiğin yanlış bir sonuç vermeden önce bir veri kümesine eklenebilecek aykırı gözlemlerinin maksimum oranıdır. Kırılma noktası, bir tahmin edicinin anlamsız hale gelmeden önce ne kadar aykırı gözleme tahammül edebileceğinin bir ölçüsüdür şeklinde de ifade edilebilir (Bickel, 2002: 155-156; Nogueira vd., 2017: 214).

$X = (x_1, \dots, x_n)$ n boyutunda sonlu bir örnek olsun. Böyle bir örneği birçok şekilde bozabiliriz. Örneğe $Y = (y_1, \dots, y_m)$ gibi m rastgele ilave değerler eklenebilir. Bir başka yol ise; örneğin m boyutundaki rastgele bir alt kümesi $y_1, \dots, y_m$ gibi rasgele değerlerle değiştirilebilir. $T = \{T_n\}_{n=1,2,\dots}$ Öklid uzayında değerleri olan bir tahmincidir ve $T(X)$ de onun örnek X'deki değeridir. X'teki T'nin

kırılma noktası ε^* 'dir. ε^* , tahmincinin bozulmuş X örneğine (X') uygulandığında, tahmincinin $T(X)$ 'den uzakta keyfi olarak alabileceği en küçük ε değeridir. Dolayısıyla öncelikle X 'teki bozulma nedeni ile ortaya çıkan maksimum sapma

$$b(\varepsilon; X, T) = \sup |T(X') - T(X)| \quad (3.1)$$

şeklinde ifade edilebilir ve kırılma noktası ise

$$\varepsilon^*(X, T) = \inf\{\varepsilon: b(\varepsilon; X, T) = \infty\} \quad (3.2)$$

şeklinde gösterilebilir (Donoho ve Huber, 1983: 160-161).

3.1.3. Etki Fonksiyonu

R reel sayı uzayı, T ; R 'nin tüm olasılık ölçülerinin bir alt kümesinde tanımlı reel değerli bir fonksiyonel ve F ise T 'nin tanımlı olduğu R 'de bir olasılık ölçüsü olsun. Herhangi bir $x \in R$ noktası için nokta ağırlığı (point mass) 1 olan bir olasılık ölçüsü de Δ_x ile gösterilsin. F ve Δ_x 'nin birleşimi $0 < \varepsilon < 1$ için $(1 - \varepsilon)F + \varepsilon\Delta_x$ şeklinde yazılabilir. Aykırı gözlem olduğundan şüphelenilen x gözleminin T 'nin sonucunu nasıl etkilediğini tahmincinin bozulmuş dağılımdaki ve F dağılımındaki değerleri arasındaki fark hesaplanarak ölçülebilir. Etki fonksiyonu, bu farkın bozulma oranına (ε) bölünmesiyle bulunur. F dağılımında T tahmincisinin etki fonksiyonu (IF);

$$IF_{T,F}(x) = \lim_{\varepsilon \downarrow 0} \frac{T[(1 - \varepsilon)F + \varepsilon\Delta_x] - T(F)}{\varepsilon} \quad (3.3)$$

şeklinde tanımlanır (Hampel, 1974:383; Branden ve Hubert, 2004:232).

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 ve Sheather, 1990: 56,58).

IF değeri yüksekse, x etkili bir gözlem olarak adlandırılır. Bu nedenle, IF etkili gözlemleri teşhis etmek için kullanılabilir. Etki fonksiyonunun bir başka

kullanımı bir tahmincinin robustluğunu değerlendirmektir. Etki fonksiyonu sınırlıysa, tahmincinin robust olduğu söylenir (Serneels vd., 2004: 16).

Etki fonksiyonundan elde edilen robustlık ölçüleri büyük hata duyarlılığı, yerel kayma duyarlılığı ve dışlanma noktasıdır.

3.1.3.1. Büyük Hata Duyarlılığı

Etki fonksiyonundan elde edilen robustlık ölçülerinden ilki ve en önemlisi büyük hata duyarlılığıdır. Büyük hata duyarlılığı, sabit boyuttaki küçük bir bozulmanın tahmin edicinin değeri üzerindeki maksimum etkiyi ölçer. Bu nedenle, kestiricinin (standartlaştırılmış) asimptotik sapması üzerinde bir üst sınır olarak kabul edilebilir. Büyük hata duyarlılığı IF'in mutlak değerinin supremumudur ve aşağıdaki şekilde gösterilir (Hampel vd., 1986: 87):

$$\gamma^* = \sup_x |IF(x; T, F)| \quad (3.4)$$

Bir kestiricinin asimptotik yanlılığı büyük hata duyarlılığı ile doğrudan ilişkilidir. ε bozulma oranı ile F dağılımının, dağılım fonksiyonu $(1 - \varepsilon)F + \varepsilon\Delta_x$ olarak gösterilir. Burada Δ_x bozulmanın dağılımını göstermektedir. Bozulmadan kaynaklı maksimum yanlılık asimptotik olarak aşağıdaki gibi gösterilebilir:

$$\sup_{\Delta_x} |T[(1 - \varepsilon)F + \varepsilon\Delta_x] - T(F)| \quad (3.5)$$

Etki fonksiyonun tanımından maksimum yanlılık yaklaşık olarak büyük hata duyarlılığının ε katıdır. Bir tahmincinin dirençlilik ve etkinliği büyük hata duyarlılığının sınırlı olması şartına bağlıdır. Dirençli bir tahminci için büyük hata duyarlılığının mümkün olduğu kadar küçük olması istenir. Ancak; belirli bir dağılımda, büyük hata duyarlılığı asimptotik varyansın artmasına izin verilmesi şartıyla belirli bir noktanın altına indirilebilir (Goodall, 1983: 359-360).

3.1.3.2. Yerel Kayma Duyarlılığı

Etki fonksiyonundan elde edilen robustlık ölçülerinden ikinci özet değer, gözlemlerdeki küçük düzensiz değişimlerle ilgilidir. Bazı değerler biraz

değiştirildiğinde (yuvarlama ve gruplamada ve bazı yerel hatalardan dolayı olduğu gibi), bunun tahmin üzerinde belirli bir ölçülebilir etkisi vardır. Sezgisel olarak, bir gözlemi x noktasından komşusu y noktasına hafifçe kaydırmanın etkisi, $IF(y; T, F) - IF(x; T, F)$ vasıtasıyla ölçülebilir, çünkü y 'ye bir gözlem eklenmekte ve x 'den bir gözlem eksilmektedir. Bu nedenle, x etrafındaki küçük düzensiz değişimin standartlaştırılmış etkisi yaklaşık olarak normalleştirilmiş bir farkla ya da sadece bu noktada IF 'nin eğimi ile tanımlanır. Bu nedenle düzensiz değişimin en kötü (yaklaşık ve standart) etkisinin ölçümü yerel kayma duyarlılığı ile sağlanır. Yerel kayma duyarlılığı aşağıdaki gibi ifade edilir (Hampel vd., 1986: 87-88):

$$\lambda^* = \sup_{x \neq y} \frac{|IF(y; T, F) - IF(x; T, F)|}{|y - x|} \quad (3.6)$$

3.1.3.3. Reddetme Noktası

Etki fonksiyonundan elde edilen bir diğer robustluk ölçüsü ise reddetme noktasıdır. Reddetme noktası, kendisinden sonra gelen noktalarda etki fonksiyonunun sıfır değerini aldığı noktadır. Reddetme noktasının dışında kalan noktaların asimptotik yanlılık üzerinde hiçbir etkisi yoktur (Yorulmaz, 2003: 9 ; Heritier vd., 2009: 21).

Robust bir tahmincinin sonlu bir reddetme noktasına sahip olması dağılım merkezinden çok uzaktaki noktaların sıfır ağırlık alması anlamına gelir. Robust bir tahmincinin sonlu bir reddetme noktasına sahip olması arzu edilir (Heritier vd., 2009: 21).

3.2. Robust Tahminci Türleri

Robust tahminciler tek ve çok değişkenli olarak 2 sınıfa ayrılabilirler.

3.2.1. Robust Tek Değişkenli Tahminciler

Birçok farklı robust tahmin algoritması geliştirilmiştir. Bu robust tahmin algoritmaları üç büyük tahmin edicide sınıflandırılabilir: M-tahmincisi, L tahmincisi ve R-tahmincisi. Bir M tahmincisi maksimum olabilirlik tipi tahmin edicidir ve bir

minimizasyon problemi çözülerek elde edilir. L tahmincisi sıralı istatistiklerin doğrusal bir birleşimidir ve R tahmincisi sıra testlerinden türetilir (Kashyap ve EOM, 1988 : 1313).

3.2.1.1. M Tahmicileri

Robust istatistiklerde önemli bir rol oynayan M-tahmincisi terimi, maksimum olabilirlik türünde geniş bir tahminci sınıfını belirtir. $X_1, X_2, \dots, X_n$, sürekli tipte $f(x - \theta)$ yoğunluğuna sahip bir dağılımdan kaynaklanan ve θ 'nın bir konum parametresi olduğu rastgele bir örnek olmak üzere olabilirlik fonksiyonunun logaritması

$$\ln L(\theta) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i - \theta) = - \sum_{i=1}^n p(x_i - \theta) \quad (3.7)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $p(x) = -\ln f(x)$ 'dir. Maksimum olabilirlikte amaç $\ln L(\theta)$ maksimize etmek ya da p fonksiyonu açısından $K(\theta) = \sum p(x_i - \theta)$ 'yi minimize etmektir. Bu minimizasyon K'nın türevi alınıp 0'a eşitlenerek çözülebilir. Yani uygun θ 'yı bulmak için

$$\sum_{i=1}^n \psi(x_i - \theta) = 0 \quad (3.8)$$

sağlanmalıdır. Burada $\psi(x) = p'(x) = -f'(x)/f(x)$ 'dir. $K(\theta)'$ yi minimize eden bu denklemin çözümüne θ 'nın ençok olabilirliği ya da M konum tahmincisi denir ve $\hat{\theta}$ ile gösterilir (Genton, 1998:255; Hogg, 1979: 1-2).

M tahmincilerinin hesaplanması için çok sayıda p(x) fonksiyonu önerilmiştir. Huber p(x) fonksiyonunu aşağıdaki şekilde tanımlamaktadır (Huber ve Ronchetti, 2009:75):

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}x^2, & |x| \leq k \\ k|x| - \frac{1}{2}k^2, & |x| > k \end{cases} \quad (3.9)$$

Huber fonksiyonu sıfır civarında bir parabol olup belirli bir $|x| > k$ seviyesinde doğrusal olarak artar. Standart normal dağılımdaki % 95 asimptotik etkinlik, $k = 1.345$ sabiti ile geçerli olur. Bu tahminci o kadar tatmin edicidir ki neredeyse tüm durumlar için tavsiye edilmiştir; çok nadiren başka bir p fonksiyonundan daha düşük nitelikte olduğu bulunmuştur. Bununla birlikte, zaman zaman p fonksiyonunun süreksiz ikinci türevi nedeniyle eğim değerlerinde sabitlik eksikliğinden kaynaklanabilecek zorluklarla karşılaşılabilir (Zhang, 1997: 72).

Tukey ise $p(x)$ fonksiyonunu aşağıdaki şekilde tanımlamaktadır:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{k^2}{6} \left\{ 1 - \left[1 - \left(\frac{x}{k} \right)^2 \right]^3 \right\} & , \quad |x| \leq k \\ \frac{k^2}{6} & , \quad |x| > k \end{cases} \quad (3.10)$$

Burada k , Huber'in fonksiyonundaki k 'ya benzer şekilde robustluk seviyesini kontrol eden bir sabittir. Küçük k değerleri daha yüksek robustluk anlamına gelirken, büyük k değerleri daha yüksek etkinlik sağlar. Standart normal dağılımda % 95 asimptotik etkinlik elde etmek için önerilen k değeri 4.685'tir (Chang vd., 2018: 38).

$X_1, X_2, \dots, X_n$ gibi birbirinden bağımsız ve $\{F_\sigma; \sigma > 0\}$ (burada $F_\sigma(x) = F(x/\sigma)$) parametrik modelinden bir dağılıma göre aynı dağılan gözlemler olmak üzere σ 'nın M ölçek tahmincisi $S_n = \sum_{i=1}^n \chi(X_i/S_n) = 0$ 'dır ve aşağıda tanımlanan istatistiksel fonksiyonel S'ye karşılık gelir (Genton ve Rousseeuw, 1995: 70):

$$\int \chi(x/S(F)) dF(x) = 0 \quad (3.11)$$

3.2.1.2. L Tahmincileri

L tahmincileri $X_{n:1} \leq \dots \leq X_{n:n}$ şeklinde sıralı gözlemlere (sıralı istatistiklere) dayanır. $X_{n:1} \leq \dots \leq X_{n:n}$ $X_1 \dots X_n$ 'in rastgele örneklemdir. L tahmincisi c_{ni} sabitleri göstermek üzere $L_n = \sum_{i=1}^n c_{ni} X_{n:i}$ şeklinde ifade edilir (Jureckova vd., 2013: 78). Burada c_{ni} 'lerin $(0,1)$ aralığında bir M ölçüsü tarafından üretildiği varsayılmaktadır.

$$c_{ni} = \frac{1}{2}M\left\{\left(\frac{i-1}{n}, \frac{i}{n}\right)\right\} + \frac{1}{2}M\left\{\left(\frac{i}{n}, \frac{i+1}{n}\right)\right\} \quad (3.12)$$

M $t = 1/2$ 'de simetrikse katsayıların simetrisi ve $\sum_i^n c_{ni} = M\{(0,1)\}$ eşitliğini sağlayacaktır (Huber ve Ronchetti, 2009:55).

Medyan, kırılmış ortalama ve winsorize ortalama L konum tahmincilerindendir (Yorulmaz, 2016: 48).

Medyan, sıraya dizilmiş bir seride serinin tam ortasında yer alan terime karşılık gelen gözlemdir. Gözlem sayısı (n) tek ise medyan değeri $\frac{n+1}{2}$. terime karşılık gelen gözlem iken gözlem sayısı çift ise medyan $\frac{n}{2}$. ve $\frac{n+1}{2}$. terimlerin ortalamasına karşılık gelir. Medyan için kırılma noktası yaklaşık olarak %50'dir yani medyan, aykırı gözlemlerin % 50'sine kadar dayanabilir. Kırılma noktasının mümkün olan en yüksek değeri %50'dir. Kırılma noktasının %50'nin üzerinde olması halinde hiçbir eşdeğer tahminci örneklemin normal gözlemleri ile aykırı gözlemlerini birbirinden ayırt edemez. Medyanın etki fonksiyonu sınırlıdır. Her iki özellik de medyanın robust bir tahminci olduğunu göstermektedir (Hampel vd., 1986: 329; Rousseeuw ve Hubert, 2011:74).

Kırılmış ortalama, en büyük ve en küçük gözlemlerin belirli bir kısmının (g) seriden atılması ve kalan gözlemlerin ortalamasının alınması şeklinde hesaplanır. Seriden atılacak veri sayısı $g = [\gamma n]$ dir ve $[\gamma n]$ ifadesi aşağı en yakın tamsayıya yuvarlanır. Kırılmış ortalama $\bar{X}_t = \frac{1}{n-2g} (X_{(g+1)} + X_{(g+2)} \dots + X_{(n-g)})$ formülüyle hesaplanır. Kırılmış ortalamanın kırılma noktası γ 'dir ve etki fonksiyonu sınırlıdır (Wilcox, 2003: 62-63; Wilcox, 2005:29).

Winsorize ortalama kırılmış ortalamaya çok benzer. Winsorize ortalama kırılmış ortalamadan farklı olarak, en büyük ve en küçük gözlemlerin belirli bir kısmının (g) seriden atılması yerine kendilerine en yakın gözlemle değiştirilmesine dayanır. Değiştirilecek gözlem sayısı $g = [\gamma n]$ dir. Gözlemler değiştirildikten sonra serinin aritmetik ortalaması alınır. Winsorize ortalama $\bar{X}_w = \frac{1}{n} \{(g+1)X_{(g+1)} +$

$X_{(g+2)} \dots + X_{(n-g-1)} + (g+1)X_{(n-g)}\}$ formülüyle hesaplanır. Winsorize ortalamasının kırılma noktası γ 'dır ve etki fonksiyonu sınırlıdır (Wilcox, 2003: 65; Wilcox, 2005:28-29).

Huber ve Ronchetti (2009:109) L ölçek tahmincileri için aşağıdaki fonksiyonları önermektedir:

$$S(F) = \left[\int F^{-1}(t)^q M(dt) \right]^{1/q}, q \neq 0 \quad (3.13)$$

$$S(F) = \left[\int |F^{-1}(t)|^q M(dt) \right]^{1/q}, q \neq 0 \quad (3.14)$$

$$S(F) = \exp \left[\int \log |F^{-1}(t)| M(dt) \right]^{1/q}, M\{(0,1)\} = 1 \quad (3.15)$$

Medyan mutlak sapma ve kartillerarası fark L ölçek tahmincilerindendir Medyan mutlak sapma (MAD) için örneklemin medyan değeri bulur. Her bir gözlemde medyan değeri çıkarılarak bulunan değerlerin mutlak değeri alınır. Bulunan mutlak değerlerin tekrar medyanı hesaplanır ve 1,4826 ile çarpılır. $MAD = 1,4826 \text{medyan}|X_i - M|$ şeklinde hesaplanan MAD'ın kırılma noktası %50 ve etki fonksiyonu sınırlıdır (Abu-Shawiesh, 2008:103).

Kartillerarası fark (IQR), olarak adlandırılan üst ve alt çeyrekler arasındaki fark, bir veri kümesinin dağılımını da gösterir. Kartillerarası fark bir veri kümesinin % 50'sini kapsar ve gerçekte en yüksek ve en düşük çeyrekler kaldırıldığı için aykırı gözlemlerin etkisini ortadan kaldırır. $IQR = Q_3 - Q_1$ şeklinde hesaplanan IQR'ın kırılma noktası %25 ve etki fonksiyonu sınırlıdır (Subramani ve Kumarapandian, 2012:19; Yorulmaz, 2016: 39).

3.2.1.3. R Tahmicileri

Gözlemlerin $(X_1, \dots, X_n)$ sıralarının $(R_1, \dots, R_n)$ büyük bir monoton dönüşüm sınıfı altında değişmez olması aykırı gözlemlere karşı sıra tabanlı testlerin robustlığını sağlar ve bu nedenle sıra testlerine dayalı konum tahmincilerinin paralel

robustluk özelliklerinden yararlanmaları beklenir. R tahmincileri tek örnek durumda, yalnızca konum sorunu için bulunurlar (Jureckova vd., 2013 :91; Hampel vd., 1986: 110).

İşaretli sıra testlerinin sıfır hipotezi $H_0: \theta = \theta_0$ genel olarak aşağıdaki istatistiğe dayanır:

$$S_n(X - \theta_0) = \sum_{i=1}^n \text{sign}(X_i - \theta_0) \varphi^+ \left(\frac{R_{ni}^+(\theta_0)}{n+1} \right) \quad (3.16)$$

Burada $R_{ni}^+(\theta_0)$ $|X_i - \theta_0|$ 'ın rankı ve $\varphi^+(t) = \varphi((t+1)/2)$, $0 < t < 1$ ve $\varphi(1-t) = -\varphi(t)$, $0 < t < 1$ 'dır. $S_n(X - t)$ istatistiği t cinsinden artmaz ve 1 olasılıkla negatif değerlerin yanısıra pozitif değerlere ulaşır ve $E_{\theta_0} S_n(X - \theta_0) = 0$ dır. θ 'nın R tahmincisi $S_n(X - t) = 0$ eşitliğinin çözümü olarak ifade edilir. Daha açık bir şekilde θ 'nın R tahmincisi

$$R_n = \frac{1}{2} (R_n^- + R_n^+) \quad (3.17)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada $R_n^- = \sup\{t: S_n(X - t) > 0\}$ ve $R_n^+ = \inf\{t: S_n(X - t) < 0\}$ dır (Jureckova, 1984 :468-469).

R-tahmin edicilerine, işaret testinin skor fonksiyonuna karşılık gelen medyan: $t < \frac{1}{2}$ için $\varphi(t) = -1$ ve $t > \frac{1}{2}$ için $\varphi(t) = +1$ ve Wilcoxon testinin skor fonksiyonundan elde edilen Hodges-Lehmann tahmincisi: $\varphi(t) = t - \frac{1}{2}$ örnek verilebilir (James vd., 1984:165).

3.2.2. Robust Çok Değişkenli Tahminciler

Çok değişkenli analizde klasik yöntemler, ortalamaların ve kovaryans matrislerinin tahminini gerektirir. Örnek ortalaması ve kovaryans matrisi, çok değişkenli konum ve ölçeğin optimal tahminleri olmasına rağmen veriler çok değişkenli normal olduğunda, verilerdeki aykırı gözlemler onları büyük ölçüde etkileyebilmektedir. P-boyutlu bir örneğin x_i ($i = 1, \dots, n$) çok değişkenli aykırı

gözlemlerini tespit etmek için en eski yöntem, $d_i = (x_i - \bar{x})^T C^{-1} (x_i - \bar{x})$ şeklinde ifade edilen Mahalanobis uzaklığıdır. Burada x ve C sırasıyla örnek ortalaması ve kovaryans matrisidir. Dolayısıyla, potansiyel aykırı gözlemlerin kendilerini etkilemeyeceği şekilde ortalamaları ve kovaryansları hesaplamaya çalışmak uygun olabilir. Tek değişkenli durumda, ortalama ve standart sapmanın yerini robust konum ve ölçek tahminleriyle değiştirerek bunu uygulamak kolaydır. Bununla birlikte, çok değişkenli durumda, bunu gerçekleştirmek kolay değildir ve farklı yaklaşımlara ihtiyaç vardır (Maronna ve Yohai, 2016: 1,3). Aşağıda bu farklı yaklaşımlardan bahsedilmektedir.

3.2.2.1. En Küçük Hacimli Elipsoid Tahmincisi (MVE)

En küçük hacimli elipsoid tahmincisi çok değişkenli konum ve ölçek hakkında robust tahminler sağlar. MVE, veri kümesindeki gözlemlerin h tanesini içeren minimum hacimli elipsoid olarak tanımlanır; buradaki h , genellikle örneklem boyutu n 'nin % 50'sine yakın bir değerdir. Amaç, veri kümesinin merkezinde yer alan gözlemlerin % 50'sinin şekli ve konumu hakkında bilgi toplamaktır. MVE ölçek tahmincisi, verilerin yarısını kaplayan en küçük elipsoid olarak tanımlanırken, MVE konum tahmincisi ise bu elipsoidin merkezidir. Sonuç olarak, veri kümesinde herhangi bir aykırı gözlem varsa, konum ve şekil tahminleri üzerinde çok az etkisi olacaktır veya hiç etkisi olmayacaktır. Bu konum ve şekil tahminleri daha sonra veri kümesindeki çok değişkenli aykırı gözlemleri belirlemede kullanılan metrikleri tanımlamak için kullanılabilir (Howington ve Gray, 2009: 1247; Croux ve Haesbroeck, 1997: 126).

MVE için algoritma aşağıdaki gibi özetlenebilir (Jackson ve Chen, 2004:132-133) :

- ✓ Çok değişkenli bir veri matrisi X için $J = J_1 \dots J_{p+1}$ ile indekslenmiş farklı gözlemlerin yer aldığı $p+1$ sayıda alt örneklem seçilir. Burada p , X matrisinde yer alan değişken sayısıdır. Konum tahmincisi (aritmetik ortalama) ve ölçek tahmincisi (kovaryans matrisi)

$$\bar{x}_j = \frac{1}{p+1} \sum_{i \in J} x_i \quad (3.18)$$

$$C_j = \frac{1}{p} \sum_{i \in J} (x_i - \bar{x}_j)^t (x_i - \bar{x}_j) \quad (3.19)$$

şeklinde hesaplanır ve C_j tekil değildir.

- ✓ $m_j^2 = med \left[(x_i - \bar{x}_j) C_j^{-1} (x_i - \bar{x}_j)^t \right]_{h:n}$ hesaplanır. Burada med $i = 1 \dots n$ için medyan değerini; $h = [(n + p + 1) / 2]$ dir ve yukarıdaki hesaplama, elipsoidin tam olarak h noktası (n noktası dışında) içerecek şekilde şişirildiği veya söndürüldüğü şekle karşılık gelir.
- ✓ Elde edilen elipsoid ile orantılı $P_j = \left(det(m_j^2 C_j) \right)^{0.5}$ hesaplanır.
- ✓ Konum tahmincisi $T(X) = \bar{x}_j$ ve ölçek tahmincisi $C(X) = c^2(n, p) (\chi_{p,0,50}^2)^{-1}$ hesaplanır. Küçük örnek düzeltme terimi olan $c^2(n, p) [1 + 15/(n - p)]^2$ şeklinde hesaplanır ve $\chi_{p,0,50}^2$ p serbestlik dereceli χ^2 dağılımının medyanıdır. MVE analizinde çözümü bulmak için yoğun örnekleme ve hesaplamanın gerekli olduğu açıktır. Toplam alt örneklem miktarı; n ve p'ye bağlıdır. $T(X)$ ve $C(X)$ kullanılarak Mahanalobis uzaklığına benzer $W_i = (x_i - T(X)) C(X)^{-1} (x_i - T(X))^t$ istatistiği hesaplanır. Herhangi bir i. gözlem için $W_i > \chi_{p,0,975}^2$ ise gözlem aykırı gözlem olarak kabul edilir. Aksi takdirde normal bir gözlem olarak kabul edilir.

3.2.2.2. En Küçük Determinantlı Kovaryans Tahmincisi (MCD)

Bir diğer çok değişkenli konum ve ölçek tahmincisi ise varyans-kovaryans matrisinin determinantının minimum değerini veren altkümenin bulunmasıyla elde edilen en küçük determinantlı kovaryans tahmincisidir. MCD tahmin edicileri sezgisel olarak caziptir, çünkü determinantın küçük bir değeri, p-boyutlu uzayda verilerin doğrusal bağımlılıklarını gösteren küçük bir özdeğere karşılık gelir. Yakın doğrusal bağımlılık, birbirine benzeyen bir grup gözlem olduğunu gösterir, bu,

özellikle aykırı gözlemlerin mevcut olması halinde, tahmin edicinin kullanması istenen bir gözlem grubu olacaktır (Jensen vd., 2007: 619).

Örnek kovaryans matrisinin mümkün olan en küçük determinanta sahip olan verilerin h -alt kümesini arayan ($n/2 \leq h < n$) MCD yaklaşımında; altküme büyüklüğü h , tahmin edicinin etkinliğini ve aykırı gözlemlere karşı robustlığını etkiler. Robustluk için $n - h$ en azından aykırı gözlem sayısı kadar olmalıdır. Birçok aykırı gözlem ortaya çıktığında, $h = 0.5n$ olarak ayarlanabilir. Daha iyi bir etkinlik içinse $h = 0.75n$ olarak dikkate alınabilir (Boudt vd, 2020: 114). MCD için algoritma aşağıdaki gibi özetlenebilir (Alkan vd., 2015: 1718):

- ✓ h belirlenir.
- ✓ Alt kümelerin kombinasyonu (n, h) bulunur.
- ✓ Her alt küme için örnek kovaryans matrisini (S) hesaplanır..
- ✓ Determinant hesaplanır.
- ✓ Determinantın en küçük olduğu altküme seçilir. Çok değişkenli konum ve ölçek tahminleri bu alt küme ile belirlenir.

MVE daha düşük yakınsama hızına sahip olduğundan ve MCD asimptotik olarak normal olduğundan MCD, MVE'den daha iyi bir istatistiksel etkinliğe sahiptir ve MCD'ye dayanan robust uzaklık MVE'den daha hassastır. Bu nedenle, MCD, MVE'den çok değişkenli aykırı gözlemleri ortaya çıkarmak için daha uygundur ve günümüzde MVE'nin yerini almaktadır. MCD tahmincisinin bu üstünlüklerine karşın yalnızca $h > p$ olduğunda hesaplanabilir. Aksi takdirde herhangi bir h -alt kümesinin kovaryans matrisinin determinanı 0 değerini alacağından, en az $n > 2p$ 'ye ihtiyaç vardır (Wu vd., 2011: 1008; Hubert vd., 2017:3).

MCD yaklaşımının çeşitli eksiklikleri onun yeni yaklaşımlara dönüşmesine neden olmuştur. MCD yaklaşımının yoğun hesaplamalar gerektirmesi ve zaman alıcı olması sorunu Rousseeuw ve Driessen (1999)'in geliştirdiği Fast-MCD yaklaşımı ile çözüme kavuşturulmuştur. Fast-MCD algoritması çok sayıda rasgele alt küme seçimi ile başlar. Hubert vd. (2012) rasgele altkümeler kullanmayan ve daha da hızlı olan Det-MCD olarak ifade edilen deterministik bir algoritma önermişlerdir. Bir diğer

sorun MCD tahmincisinin ana parametresi olan h 'nin belirleme güçlüğüne üstesinden gelmek için ise Wu vd., (2011) tarafından bir modifiye-MCD (M-MCD) algoritması önerilmiştir.

3.2.2.3. OGK Tahmincisi

Maronna ve Zamar (2002) tarafından geliştirilen OGK tahmincisi, çok değişkenli robust tahmincilerin tek değişkenli robust tahmincilerden oluşturulduğu ve daha sonra pozitif tanımlı kovaryans matrisini garanti etmek için düzenlenen ikili yöntemlerden biridir (Magis ve De Boeck, 2011:740).

OGK tahmincisi, Gnanadesikan ve Kettenring (1972) tarafından tanımlanan robust kovaryans matrisinin tahminine dayanır. Tanımlanan kovaryans matrisi simetriktir ancak; mutlaka yarı pozitif tanımlı değildir. Maronna ve Zamar; bu matrise özvektör- özdeğer ayrışımı ve ters özvektör dönüşümünü uygulayarak yarı pozitif tanım sorunun üstesinden gelir. OGK afin eşdeğer olmamasına rağmen, korelasyon altında bile iyi performans gösterdiği görülmüştür. Daha önce bahsedilen tahmin edicilerden (MCD ve MVE) çok daha az hesaplama süresi gerektiren bir yöntemdir (Chatzinakos vd., 2016:1444).

Veri seti $x_1, \dots, x_p \in \mathbb{R}^p$ olmak üzere $X = [x_{ij}]$ $n \times p$ boyutlu matristir. Bu matrisin satırları x'_i ($i = 1, \dots, n$) ve sütunları X_j ($j=1, \dots, p$) oluşmaktadır. $\sigma(\cdot)$ ve $\mu(\cdot)$ tek değişkenli robust konum ve ölçek istatistikleri ve $v(\cdot, \cdot)$ ise iki rastgele değişkenin kovaryansının robust tahminini göstermektedir. $V(X)$ kovaryans matrisini $t(X)$ ortalama vektörünü göstermek üzere OGK için algoritma aşağıdaki gibi özetlenebilir (Maronna ve Zamar, 2002: 308):

$$\begin{aligned}
 &\checkmark \quad D = \text{diag} \left(\sigma(X_1), \dots, \sigma(X_p) \right) \text{ ve } y_i = D^{-1}x_i \quad i = 1, \dots, n \\
 &\checkmark \quad v \text{ 'deki } Y \text{ 'nin sütunları kullanılarak korelasyon matrisi } U = [U_{jk}] \\
 &\quad \text{hesaplanır. Yani;} \\
 &\quad U_{jj} = 1 \text{ ve } U_{jk} = v(Y_j, Y_k), j \neq k \\
 &\quad U_{jk} = \frac{1}{4} \left[\sigma(Y_j + Y_k)^2 - \sigma(Y_j - Y_k)^2 \right] \quad (3.20)
 \end{aligned}$$

$U(j \equiv 1, \dots, p)$ matrisinden özdeğerler λ_j 'ler ve özvektörler e_j 'ler hesaplanır. Sütunları e_j 'lerden oluşan E matrisi oluşturulur. $U \equiv E\Lambda E'$ ve $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_p)$ ' dir.

- ✓ $A = DE$ ve $z_i = E'y_i = A^{-1}x_i$ yani;
 $x_i = Az_i$ ve $V(X) = A\Gamma A'$ ve $t(X) = A\sigma(Z_1)^2$ dir. Burada $\Gamma = \text{diag}(\sigma(Z_1)^2, \dots, \sigma(Z_p)^2)$ ve $u = (\mu(Z_1), \dots, \mu(Z_p))'$.

3.2.2.4. S Tahmincisi

S tahmincisiyle $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho[\{(x_i - \mu)^T S^{-1}(x_i - \mu)\}^{1/2}] = b$ eşitliğinden yararlanılarak varyans kovaryans matrisinin determinantını ($|S|$) minimum yapan değer bulunması amaçlanır. b genellikle $E[\rho\|X\|]$ olarak alınır. $\rho(X)$ biweight fonksiyonu olup, yaygın olarak aşağıdaki fonksiyon kullanılmaktadır (Rocke, 1996: 1328; He ve Fung, 2000:153):

$$\rho(x) = \begin{cases} \frac{x^2}{2} - \frac{x^4}{2c^2} + \frac{x^6}{6c^4}, & |x| \leq c \\ \frac{c^2}{6}, & |x| > c \end{cases} \quad (3.21)$$

Daha robust tahminler elde etmek ve asimtotik normalliği korumak için ρ fonksiyonunun aşağıdaki şartları sağlaması gerekmektedir (Lopuhaa, 1989: 1664):

- ✓ ρ simetriktir, türevi süreklidir ve $\rho(0) = 0$ 'dır.
- ✓ $c_0 > 0$ olan sınırlı bir sabit olmak üzere ρ fonksiyonu, $[0, c_0]$ aralığında kesinlikle artan ve $[c_0, \infty)$ aralığında da sabittir.

S tahmincisinin etki fonksiyonu sınırlıdır ve kırılma noktası verilerin boyutu ile sınırlı olmamakla birlikte yaklaşık olarak 1/2 kadar yüksek olabilir. Genel olarak, bir S-tahmincisinin asimtotik etkinliği, kırılma noktasıyla ilgilidir ve 1/2 civarında bir kırılma noktası olan yüksek etkinliğe sahip bir tahminciyi elde etmek imkansızdır (Yuan ve Bentler, 1998:367).

3.2.2.5. MM Tahmincisi

S-tahmincileri iyi robustluk özelliklerine sahiptirler, ancak çok etkin değildirler. Bu nedenle, başlangıç S tahmincisinin kırılma değerini koruyan, ancak daha yüksek bir etkinliğe sahip olan çok değişkenli bir MM tahmincisini hesaplamak için genellikle S tahmincisi başlangıç tahmincisi olarak kullanılır. Çok değişkenli bir MM tahmincisinin ortalama vektörü ($\hat{\mu}$) ve kovaryans matrisi ($\hat{\Sigma}$) 2 adımda hesaplanır (Hubert vd., 2015:67-68):

- ✓ MM tahmincisinin hesaplanmasında ρ_0 ve ρ_1 olmak üzere iki kayıp fonksiyonu kullanılır. Öncelikle ρ_0 fonksiyonu kullanılarak S tahmincisi hesaplanır. Buradan S tahmincisinin ortalama vektörü ($\tilde{\mu}$) ve kovaryans matrisi ($\tilde{\Sigma}$) elde edilir ve $\tilde{\sigma} = |\tilde{\Sigma}|^{1/2p}$ dir.
- ✓ Aşağıdaki ifadeyi

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_1 \left(\frac{\sqrt{(x_i - \mu)^T S^{-1} (x_i - \mu)}}{\tilde{\sigma}} \right) \quad (3.22)$$

tüm μ ve $|S| = 1$ değerleri arasından minimize edecek olan MM tahmini ($\hat{\mu}, \hat{\Gamma}$) elde edilir. Kovaryans matrisi $\hat{\Sigma} = \tilde{\sigma}^2 \hat{\Gamma}$ dir.

3.2.2.6. M tahmincisi

u_1 ve u_2 negatif olmayan fonksiyonlar olmak üzere $x, t \in R^p$ ve $V \in R^{p \times p}$ olmak üzere Mahalanobis uzaklığı

$$d(x, t, V) = (x - t)' V^{-1} (x - t) \quad (3.23)$$

şeklinde ifade edilir. Çok değişkenli M tahminleri t ve V , aşağıdaki sistemin $d_i = d(x_i, t, V)$ olmak üzere

$$t = \frac{\sum_{i=1}^n u_1(d_i) x_i}{\sum_{i=1}^n u_1(d_i)} \quad (3.24)$$

$$V = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_2(d_i) (x_i - t)(x_i - t)' \quad (3.25)$$

çözümü olarak tanımlanır. V ve t elipsoidal olarak simetrik dağılımlar için maksimum olabilirlik tahminlerinin genelleştirilmesidir. $du_2(d)$ azalmayan bir fonksiyon ise tahminler monoton M-tahminleri olarak adlandırılır (Maronna ve Yohai, 2016:3).

Çok değişkenli M tahmincileri aşağıdaki özelliklere sahiptir (Rousseeuw ve Hubert, 2013:54):

- ✓ Çok değişkenli M tahminciler afın eşdeğerdir.
- ✓ $tu_2(t)$ ve $\sqrt{t} u_1(t)$ sınırlı ise etki fonksiyonu da sınırlıdır.
- ✓ u_1 ve u_2 için bazı uygun koşulların sağlanması halinde, çok değişkenli M-tahmincileri asimptotik olarak normaldir.
- ✓ Monoton bir M tahmincisinin asimptotik kırılma değeri $\varepsilon^* \leq \frac{1}{p+1}$ dir.

Monoton M tahmincileri tek değişkenli durumda 0,5'lik optimal değere ulaşsa da, bu daha yüksek boyutlarda geçerli değildir. Monoton M-tahminciler, hesaplama açısından çekici olmakla birlikte, oldukça düşük bir kırılma noktasına sahiptir.

3.2.2.7. Stahel-Donoho Tahmincisi

Stahel-Donoho tahmincisi önce çok değişkenli aykırı gözlemleri çok basit bir şekilde tanımlar: Her gözlem tek boyutlu uzaya yansıtılır ve bir aykırılık ölçüsü hesaplanır. Elbette, çok değişkenli uzaydan tek değişkenli uzaya sınırsız sayıda olası yansıma yönü vardır ve böylece her bir gözlem için sınırsız sayıda aykırılık ölçüsü elde edilir. Bu nedenle amaç olası tüm yansıma yönlerinden en küçük üst sınırı (supremum) belirlemektir (Filzmoser vd., 2009: 698).

Stahel-Donoho tahmincisi, gözlemleri “aykırılıkları” ölçüsüne göre ağırlıklandırır. Buradaki temel fikir, çok değişkenli her aykırı gözlem, bazı yansılarda tek değişkenli bir aykırı gözlem olmalıdır. Bu nedenle, büyük aykırılığa sahip gözlemler küçük ağırlık alır (Van Aelst vd., 2012: 531).

R^p de $X = (x_1, \dots, x_n)$ bir örneklem olmak üzere tüm tek değişkenli yansımalar $a^T X$ $a \in R^p, a \neq 0$ için göz önünde bulundurulmalıdır. $m(\cdot)$ ve $s(\cdot)$ tek

değişkenli konum ve ölçek tahmincileridir. x_i noktasının genel aykırılığı şu şekilde tanımlanır (Gervini, 2002:426):

$$r(x_i; X) = \sup_{a \in R^p} \left| \frac{a^T x_i - m(a^T X)}{s(a^T X)} \right| \quad (3.26)$$

Stahel-Donoho konum ($t(X)$) ve ölçek ($V(X)$) tahmincileri aşağıdaki gibi tanımlanabilir (Maronna ve Yohai, 1995:330)

$$t = t(X) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (3.27)$$

$$V = V(X) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i (x_i - t)(x_i - t)'}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (3.28)$$

burada w ağırlık fonksiyonu olup $w_i = w(r(x_i, X))$ dir.

Stahel-Donoho tahmincisi, aykırı gözlemleri belirlemek için iyi bir sezgisel yaklaşımı temsil eder, ancak uygulamada çözüme ulaşmak oldukça zordur. Maksimizasyon kriteri aslında süreksiz türevlerle global bir optimizasyon problemidir ve her veri noktası için yeniden çözülmesi gerekir. Sınırsız yansıma yönü için sistematik bir yol bulmak zordur, bu nedenle arama prosedürü genellikle çok sayıda rastgele seçilen yansıma incelenerek gerçekleştirilir. Bu açıkça etkili değildir ve küçük veri kümeleri dışındaki tüm hesaplamalar için hesaplanabilir değildir (Hadi vd., 2009:61).

3.3. Robust Regresyon

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). Her kategori benzer koşullar altında ve karşılaştırılabilir teorik istatistiksel özelliklere sahip bir tahminci içerir (Gad ve Qura, 2016:66).

3.3.1. Etkin Tahminciler

Etkin bir tahminci, kontamine olmamış örnek NID (normal ve bağımsız dağılımlı) artıklarına uyan, OLS'den (en iyi doğrusal tarafsız tahmin edici) gelenlere yakın parametre tahminleri sağlar. Etkin teknikler ne yüksek kırılma noktasına sahiptirler ne de sınırlı etkindirler (Gad ve Qura, 2016:68).

3.3.1.1. En Küçük Mutlak Sapmalar Tahmincisi (LAD veya L_1)

OLS'ye en basit alternatiflerden biri, 1757'de Roger Joseph Boscovich tarafından sunulan en küçük mutlak sapma (LAD) yöntemidir. En küçük mutlak sapma veya L_1 -norm kriteri

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (3.29)$$

şeklinde ifade edilir. LAD regresyon modeli, artıkların mutlak değerler toplamını en aza indirerek belirlenir (Dodge, 1997: 145).

LAD, OLS'de y yönündeki aykırı gözlemleri azaltmak için geliştirilmiştir. Y yönündeki aykırı gözlemlerin LAD yöntemi üzerindeki etkisi çok küçüktür. Bununla birlikte, aykırı gözlemler x yönlü ise, LAD regresyon tahmincilerinin performansı OLS tahmin edicilerinden daha kötüdür. LAD regresyon tahmincisi x yönlü aykırı gözlemlere karşı oldukça duyarlıdır. Tek bir x yönlü aykırı gözlem bile LAD regresyon tahmincisini kötü şekilde etkileyebilir. LAD'ın kırılma noktası düşük olup bu oran $1/n$ ' dir ve $\lim_{n \rightarrow \infty} 1/n = 0$ dır (Zaman ve Bulut, 2019: 2041; Arslan, 2012: 1952).

LAD yöntemi, özellikle hataların dağılımının kalın kuyruklu olduğu veya asimetrik olduğu ya da örneklemin çok büyük olduğu durumlarda uygundur. Hataların dağılımının kalın kuyruklu olması halinde, LAD tahminleri nispeten düşük varyansa sahiptir. Asimetrik bir hata dağılımı söz konusu olduğunda, yanlışlık varyanstan daha ciddi bir sorun olabilir ve LAD tahminleri düşük yanlışlığa sahiptir. Büyük bir örnek söz konusu olduğunda, , LAD tahminleri düşük varyanslıdır (Birkes ve Dodge, 1993:191-192).

3.3.1.2. Regresyon Parametrelerinin M Tahmini

OLS yönteminde hata karelerinin toplamını minimize etmek amaçlanırken; M-tahmincileri ise hataların fonksiyonu olan kayıp fonksiyonlarını minimize etmeyi amaçlar. Yani;

$$\min \sum_{i=1}^n \rho \left(y_i - \sum_{j=0}^k x'_{ij} \beta_j \right) \quad (3.30)$$

Burada ρ kayıp fonksiyonudur ve 0 noktasında tek minimum değeri olan simetrik bir fonksiyondur. Bu prosedür, ρ 'nin 1. dereceden türevi olan ψ fonksiyonu ile hataların “dönüştürülmesine” veya ağırlıklandırılmasına eşdeğerdir. Tahminciyi standart hale getirmek için hatalar ‘s’ e bölünür. ‘s’ genellikle 1.4826 MAD'e eşittir, burada MAD hataların mutlak medyan sapmasıdır ve 1.4826, normal dağılım altındaki standart sapmanın tutarlı olmasını sağlayan bir sabittir (Ortiz vd., 2006:501).

Yukarıda anlatılanlar aşağıdaki gibi formüle edilebilir (Almetwally ve Almongy, 2018:56):

$$\hat{\beta}_M = \min \sum_{i=1}^n \rho(u_i) = \min \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{e_i}{\hat{\sigma}_{MAD}} \right) = \min \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^k x'_{ij} \beta_j}{\hat{\sigma}_{MAD}} \right) \quad (3.31)$$

$$\hat{\sigma}_{MAD} = \frac{\text{median}|e_i - \text{median}(e_i)|}{0,6745} \quad (3.32)$$

Yinelemeli olarak yeniden ağırlıklandırılmış en küçük kareler (IRWLS) yöntemi M tahminlerinin doğrusal olmayan normal denklemlerini çözmek için kullanılır. IRLS yöntemi, ağırlıklı en küçük kareler yönteminin bir yineleme döngüsünün içine yerleştirilmesinden oluşur. Döngüden her geçtiğimizde, her bir gözleme karşılık gelen ağırlık kullanılarak en küçük kareler yöntemi uygulanır.

Ağırlıklar, mevcut artıklardan belirli bir ağırlıklandırma fonksiyonu ile oluşturulur ve iterasyondan iterasyona güncellenir. Ağırlıklar aşağıdaki gibi hesaplanır (Heiberger ve Becker, 1992: 184; Almetwally ve Almongy, 2018:56) :

$$w_i = \frac{\psi\left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^k x'_{ij} \beta_j}{\hat{\sigma}_{MAD}}\right)}{\left[\frac{y_i - \sum_{j=0}^k x'_{ij} \beta_j}{\hat{\sigma}_{MAD}}\right]} \quad (3.33)$$

Burada x_{ij} j. bağımsız değişkenin i. gözlemidir.

IRLS'nin algoritması aşağıdaki gibi özetlenebilir (Susanti vd.,2014:353-354):

- ✓ Regresyon katsayıları OLS ile tahmin edilir.
- ✓ Regresyon modelinin varsayımları test edilir.
- ✓ Verideki aykırı gözlemler belirlenir.
- ✓ Regresyon katsayısının başlangıç değeri hesaplanır.
- ✓ Regresyonun artıkları $e_i = y_i - \hat{y}_i$ hesaplanır.
- ✓ $\hat{\sigma}_i = 1,4826MAD$ değerleri hesaplanır.
- ✓ $u_i = e_i / \hat{\sigma}_i$ değerleri hesaplanır.
- ✓ w_i ağırlık değerleri hesaplanır.
- ✓ Ağırlıklar kullanılarak Ağırlıklı En Küçük Kareler yöntemiyle β katsayıları $\hat{\beta} = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i Y$ tahmin edilir. Burada W_i ağırlık matrisinin köşegen elemanlarıdır.
- ✓ $\hat{\beta}_M$ 'nin yakınsak değerini elde etmek için 5 ile 8 arasındaki adımlar tekrarlanır.

M tahmincisi için sıklıkla tercih edilen Huber, Hampel ve Tukey'in ρ fonksiyonları ve bu fonksiyonla ilişkili olan ψ ve ağırlık fonksiyonlarına Tablo 3.1'de yer verilmiştir.

	$\rho(e)$	$\Psi(e)$	$w(e)$
Huber	$\frac{1}{2} e^2, \quad e < k$ $k e - \frac{1}{2} k^2, \quad e \geq k$	$e, \quad e < k$ $k \operatorname{sign} e, \quad e \geq k$	$1, \quad e < k$ $\frac{k}{ e }, \quad e \geq k$

Hampel	$\frac{1}{2}e^2, \quad e < k$ $k e - \frac{1}{2}k^2, \quad k \leq e \leq b$ $k \frac{c e - \frac{1}{2}e^2}{c-b} - \frac{7k^2}{6}, \quad b \leq e \leq c$	$e, \quad e < k$ $k \text{sign } e, \quad k \leq e \leq b$ $k \frac{k \text{sign } e - e}{c-b}, \quad b \leq e \leq c$	$1, \quad e \leq k$ $k/ e , \quad k \leq e \leq b$ $k \frac{\frac{c}{ e } - 1}{c-b}, \quad b \leq e \leq c$
Tukey	$\frac{k^2}{6} \left\{ 1 - \left[1 - \left(\frac{e}{k} \right)^2 \right]^3 \right\}, \quad e \leq k$ $\frac{k^2}{6}, \quad e > k$	$e - \left(1 - \left(\frac{e}{k} \right)^2 \right)^3$ 0	$\left(1 - \left(\frac{e}{k} \right)^2 \right)^3$ 0

Tablo 3.1: M-Tahmin Yöntemlerinin Ayrıntılı Açıklaması (Almetwally ve Almongy, 2018: 57)

Huber, Hampel ve Tukey'in M tahmincileri için $\psi(e)$ ve ağırlık fonksiyonlarına ($w(e)$) Tablo 3.2 'de yer verilmiştir.

	Ψ	W
Huber		
Hampel		
Tukey		

Tablo 3.2: Huber, Tukey Ve Hampel'in M Tahmincileri İçin Etki Ve Ağırlık Fonksiyonları (Banaś ve Ligas, 2014:131–132)

3.3.2. Yüksek Kırılma Noktalı Tahminciler

Dirençli tahminciler olarak da bilinen yüksek kırılma noktalı regresyon tahmin edicileri, % 50'ye kadar bir kırılma noktasına ulaşabilir. Aykırı gözlemlerin tespiti ve başlangıç çözümleri için faydalıdırlar. Bununla birlikte, bu tahmin ediciler düşük etkinliğe ve sınırsız etki fonksiyonuna sahiptirler (Gad ve Qura, 2016:66).

3.3.2.1. En Küçük Medyan Kareler Tahmincisi

Rousseeuw (1984), tarafından önerilen En Küçük Medyan Kareler Tahmincisi (LMS), artıkların karelerinin toplamını minimize etmek yerine, artık karelerinin medyan değerini minimize etmeye çalışır:

$$\min_{\beta} \left[\text{median}_i(e_i^2) \right] \quad (3.34)$$

LMS tahmincisinin kırılma noktası, $\frac{(n/2)-p+2}{n}$ dir ve $n \rightarrow \infty$ iken %50'dir. Bu, gözlemlerin neredeyse yarısının aykırı gözlemler tarafından kontamine olabileceği ve yine de katsayı tahminlerinin doğru olduğu anlamına gelir (Rousseeuw ve Leroy, 1987: 118; Buchczik ve Ilewicz, 2016: 801).

LMS katsayılarının hesaplanması oldukça karmaşıktır. LMS tahmincisi için amaç fonksiyonu her noktada türevlenebilir değildir, bu nedenle açık bir amaç fonksiyonu yazılamaz. LMS tahmincisi doğrudan hesaplanamaz, ancak yakın bir tahmin elde edilebilir. Algoritma, veri kümesinden p gözlem içeren örneklerin tekrar tekrar çekilmesiyle başlar; burada p, sabit dahil açıklayıcı değişkenlerin sayısıdır. Çekilen alt kümeler için lineer cebir kullanılarak her açıklayıcı değişken için katsayılar hesaplanır. Artıklar hesaplanır ve kareler alınır. Artık karelerinin medyan değeri en küçük olan denklem kullanılır (Thorson, 1994:184). Bununla birlikte Stromberg (1993), Hawkins (1993) ve Agullo (1997) tarafından LMS tahmincilerini elde etmeye yönelik olarak farklı yaklaşımlar önerilmiştir.

3.3.2.2. En Küçük Kırılmış Kareler (LTS) Tahmincisi

En küçük kırılmış kareler tahmincisi, kontamine verileri ortadan kaldırıp kalan verileri kullanarak istenen parametre β 'yı tahmin etmeye çalışır. Bir anlamda LTS tahmincisi, büyük artıklara sahip gözlemleri kırarak robustluk sağlar ve aşağıdaki şekilde formüle edilebilir:

$$\hat{\beta}_{LTS} = \min \sum_{i=1}^h e_i^2(\beta) \quad (3.35)$$

Burada $\frac{n}{2} \leq h \leq n$ dir. Seçilen “h” değerinin tahmincinin robustluk seviyesini, yani kırılma noktasının kontrol edilebileceği bilinmektedir. $h=n$ için en küçük kırılmış kareler tahmincisinin olağan en küçük kareler tahmincisine eşit olduğu açıktır. En iyi robustluk özellikleri, h yaklaşık $n / 2$ olduğunda elde edilir, bu durumda kırılma noktası % 50'ye ulaşır (Kim vd., 1996: 634; Visek, 2006: 2-3; Rousseeuw ve Leroy, 1987: 15).

En küçük kırılmış kareler tahmininin nasıl belirlenebileceğine dair iki olası strateji vardır. Birincisi, h elemana sahip $N = \{1, \dots, n\}$ 'nin $\binom{n}{h}$ sayıdaki tüm alt kümeleri incelenir ve böylece kesin çözüm elde edilir. Ne yazık ki, çok küçük bir örnek analiz edilmedikçe toplam $\binom{n}{h}$ alt kümenin incelenmesi neredeyse imkansızdır. Bu nedenle, çoğu durumda yalnızca bir tahmin hesaplanabilir. Mevcut algoritma yaklaşımı şu şekilde gerçekleşir: tesadüfi bir $p+1$ gözlem dizisi seçildikten sonra üzerlerine OLS uygulanır ve tahmini regresyon katsayıları için tüm n gözlemler için artıklar hesaplanır. Daha sonra en küçük kare artıklarına sahip veri noktalarının h -demetleri seçilir ve LS tahmini tekrar yapılır. Bu adım, en küçük kare şeklindeki artıkların toplamındaki azalma devam ettiği sürece tekrarlanır. Arama, modelin aynı tahminini bulduğumuzda veya olası rasgele üretilen alt örnek sayısı elde edildiğinde durdurulur (Cizek ve Visek, 2000: 56; Giloni ve Padberg, 2002: 1044). Bununla birlikte; LTS tahmincileri için Hawkins (1994), Hössjer (1995), Agullo (2001), Rousseeuw ve Driessen (2006) tarafından da farklı algoritmalar geliştirilmiştir.

3.2.3. En Küçük Kırpılmış Farklar (LTD)

Stromberg vd. (2000) tarafından ortaya atılan en küçük kırpılmış farklar tahmincisi; artık çiftlerinin farklarının karelerinin en küçük çeyreğinin toplamını minimize etmeyi amaçlar, yani

$$\hat{\beta}_{LTD} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{\binom{h_p}{2} \cdot \binom{n}{2}} \{(e_i - e_j)^2; i < j\} \quad (3.36)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $h_p = [(n + p + 1)/2]$ ve p parametre sayısıdır. $\binom{h_p}{2} \cdot \binom{n}{2}$; $\{|e_i - e_j|; i < j\}$ setinin $\binom{n}{2}$ li elemanları arasında $\binom{h_p}{2}$. sıra istatistiğini en aza indirmek anlamına gelir. LTD tahmincisinin kırılma noktası % 50 dir ve LTD tahmincisi % 66'lık Gauss etkinliği ile asimptotik olarak normaldir.

LTD tahmincisinin amaç fonksiyonu süreksiz, dışbükey olmayan, LMS ve LTS tahmin edicilerinde olduğu gibi türevlenemez olduğundan bu optimizasyon problemleri standart türev tabanlı yöntemlerle çözülemez (Conceição ve Portugal, 2011: 532).

3.3.2.4. Winsorized En Küçük Kareler Metodu (WLS)

Winsorize işlemi, örneklemdaki aykırı gözlemlerin etkisini azaltarak örneklemdaki kirlenmenin örneklemden elde edilen tahmin üzerindeki etkisini azaltmayı amaçlayan istatistiksel bir tekniktir. Kirlenme, bir örnek, hedef popülasyondan farklı olarak bir başka popülasyondan yanlışlıkla seçilen gözlemleri içeriyorsa meydana gelir (Yale ve Forsythe, 1976: 291).

Yöntemin temeli, $y_i = \hat{y}_i + e_i$ olarak formüle edilen bir ölçüye bağlıdır. Gözlemlenen bu ölçü değeri diğer y değerlerinin çoğundan uzaksa (yani bir aykırı gözlem), bu durumda artık mutlak değerce büyük olma eğilimindedir. Winsorization yöntemleri, aşırı y değeri için gözlemlenen artığı veri kümesindeki bir sonraki en yakın (ve daha küçük) artık ile değiştirerek aşırı y değerlerini yinelemeli bir şekilde değiştirir ve ardından yukarıdaki formülasyonu kullanarak yeni y değerlerini hesaplar. Bu yeni y değerleri, regresyon doğrusu için yeni eğim ve sabit tahminlerini

hesaplamak için kullanılır ve daha sonra yeni bir artık kümesi elde edilir. Belirlenen sayıda yineleme için tahmin, artık elde etme ve veri değiştirme süreci devam eder (Nevitt ve Tam, 1998: 55).

WLS yönteminde parametre tahmini yapmak için Yale ve Forsythe (1976) yukarıda bahsedilen iterasyon yönteminin dışında seviyelendirme ve artan seviyelerde iterasyon yönteminden de bahsetmişlerdir.

3.3.2.5. S Tahmincisi

S tahmincisi, M-tahmincisinin artık ölçüsüne dayanmaktadır. M-tahmin yönteminin zayıflığı, verilerin tamamının bir fonksiyonu değildir, çünkü sadece medyanı ağırlıklı değer olarak kullanır. S tahmincisi, medyanın zayıflıklarının üstesinden gelmek için artık standart sapmayı kullanmaktadır (Abonazel ve Rabie, 2019: 10).

OLS için amaç, artıkların varyansını en aza indirmektir. Artıkların varyansı $1/n \sum_{i=1}^n (e_i/\hat{\sigma})^2$ şeklinde ifade edilebilir. Kare değeri zarar verici olabilir çünkü büyük artıklara büyük önem vermektedir. Bu nedenle, robustluğu artırmak için, kare fonksiyonu büyük artıklara daha az ağırlık veren bir kayıp fonksiyonu ρ , ile değiştirilebilir. Tahmin sorunu artık artıkların en küçük yayılım parametresinin bulunmasıdır. $\hat{\sigma}^s$ yayılım parametresini göstermek üzere;

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho \left\{ \frac{e_i(\beta)}{\hat{\sigma}^s} \right\} = b \quad (3.37)$$

burada $b = E\{\rho(X)\}$ ve $X \sim N(0,1)$ dır. $\hat{\sigma}^s$ 'yi en aza indirgeyen β değeri S-tahminidir. S-tahmincisi

$$\hat{\sigma}^s = \arg \min_{\beta} \hat{\sigma}^s(e_1(\beta) \dots e_n(\beta)) \quad (3.38)$$

şeklinde ifade edilir (Verardi ve Croux, 2009: 443).

S-tahmin edicileri afın eşdeğerdir ve yüksek bir kırılma noktasına sahiptirler ve asimptotik olarak normal dağılırlar (Rousseeuw ve Yohai, 1984:260).

Kırılma noktası % 50'ye yapılandırılan LMS, LTS ve S tahmincilerinin etkinlikleri önemli ölçüde değişiklik gösterir. LMS ve LTS % 0 ve % 7 asimptotik etkinliğe sahipken S-tahmin edicileri % 29 etkinliğe sahiptir. S tahmincisinin etkinliği hala biraz düşük olmasına rağmen, LMS veya LTS'den önemli ölçüde daha yüksektir. S-tahmin edicilerinin daha yüksek etkinliği, önerilen başlangıç tahmini olarak seçilmesinin birincil nedenidir (Simpson ve Montgomery, 1998: 129).

3.3.2.6. Genelleştirilmiş S tahmincisi (GS)

Croux vd. (1994) tarafından geliştirilen genelleştirilmiş S-tahmincileri S-tahmincileri gibi %50'lik bir kırılma noktasına sahip olabilirler, ancak S-tahmincilerine göre çok daha yüksek bir etkinlik sağlarlar. GS tahmincilerinin önemli bir özelliği, amaç fonksiyonlarının sabit terimine bağlı olmamasıdır. GS tahmincilerinin bir diğer avantajı ise, S tahmincilerinin aksine, asimetrik hata dağılımına sahip modeller için çok uygun olmalarıdır. e_i nin kendileri simetrik dağılımlar bile $e_i - e_j$ 'nin ikili farkları simetrik bir dağılıma sahiptirler.

Genelleştirilmiş S tahmincisi aşağıdaki şekilde formüle edilir:

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \hat{s}_n(\beta) \quad (3.39)$$

$\hat{s}_n(\beta)$ aşağıdaki denklemin çözümü şeklinde tanımlanır:

$$\binom{n}{2}^{-1} \sum_{i < j} \rho\left(\frac{e_i - e_j}{\hat{s}_n(\beta)}\right) = k \quad (3.40)$$

$k_{n,p}$ n ve p ye bağlı olan bir sabittir.

3.2.2.7. Genelleştirilmiş M tahmincisi

Genelleştirilmiş M tahmincisi (GM), M tahmincisinin kaldırıcı noktalarına karşı dayanıklı olmaması üzerine geliştirilmiştir. Başlangıç tahmini OLS'dir ve ölçek tahmini, OLS artıklarının mutlak değerinin medyanı hesaplanarak bulunur. Schweppe ağırlıkları, yüksek kaldırıcı değerlerine sahip artıklara daha az ağırlık

vererek etkinliđi artırmaya alıřırlar. Son parametre tahminleri, yinelemeli olarak yeniden ağırlıklandırılmış en küçük karelerle bulunur (Wisnowski vd., 2001: 356).

Schweppe için GM tahmincisi ařağıdaki normal denklemin özümüdür (Dhhan vd., 2017: 702):

$$\sum_{i=1}^n w_i \psi \left(\frac{y_i - x_i^T \hat{\beta}}{w_i s} \right) x_i = 0 \quad (3.41)$$

w_i , köşegen matris W 'nın i . ağırlık elemanıdır, ψ ağırlık fonksiyonudur ve s , σ ölek parametresinin tahminidir.

GM tahmincisi için önerilen bir diđer yaklařım Mallow'a aittir. Mallow için GM tahmincisi ařağıdaki normal denklemin özümüdür (Hampel vd., 1986: 322):

$$\sum_{i=1}^n w_i \psi \left(\frac{y_i - x_i^T \hat{\beta}}{s} \right) x_i = 0 \quad (3.42)$$

Mallow ve Schweppe tipi GM tahmincileri birbirlerine benzemekle birlikte aralarındaki temel farklılık; Mallow yüksek kaldıra deđerlerine iliřkin artıkların büyüklüğünü dikkate almaksızın ağırlıklandırma yaparken Schweppe ise büyük artıklara sahip yüksek kaldıra deđerlerini ağırlıklandırmaktadır (Simpson ve Montgomery, 1998: 127).

3.2.2.8. Coakley&Hettmansperger Tahmincisi

Coakley&Hettmansperger tahmincisi LTS'yi bařlangı tahmini için kullanır ve tahminleri ampirik olarak belirlenmiş ağırlıklarla belirler. Kaldıra için verilen ağırlıklar ki-kare dağılımının yüzdelik dilimlerine göre hesaplanan minimum hacim elipsoidinden (MVE) gelir (Wisnowski vd., 2001: 356). Coakley&Hettmansperger tahmincisi ařağıdaki řekilde ifade edilir (Wilcox, 2005:439):

$$\hat{\beta}_{ch} = \hat{\beta}_0 + (X'BX)^{-1}X'W\psi(e_i/w_i\hat{t})\hat{t} \quad (3.43)$$

Burada $\hat{\beta}_0$ LTS tahmini, $W = \text{diag}(w_i)$, $B = \text{diag}(\psi'(e_i/\hat{\tau}w_i))$ ve $\psi(x)$ Huber fonksiyonudur. Coakley&Hettmansperger $K=1,345$ ve $\hat{\tau} = 1,4826(1 + 5/(n - p)) * \text{med}\{|e_i|\}$ olarak önermektedirler. x_i 'ler için verilen ağırlıklar

$$w_i = \min\{1, [b/(X_i - m_x)'C^{-1}(X_i - m_x)]^{a/2}\} \quad (3.44)$$

m_x ve C , MVE tahmincisinin konum ve yayılım parametreleridir. Coakley ve Hettmansperger, b 'nin p serbestlik derecesi ile ki-kare dağılımının 0.95 kantiline eşit olarak ve $a = 2$ alınmasını önermektedir.

Coakley – Hettmansperger regresyon yöntemi, artıklar normal dağıldığında yüksek asimptotik etkinliğe sahiptir. Yani, örnek boyutu büyüdükçe, OLS tahmincisinin standart hatası β_{ch} standart hatasından önemli ölçüde daha küçük olmayacaktır (Wilcox, 2005: 439).

3.3.3. Çoklu Özellikli Tahminciler

Robust tahmincilerin tartışılması, hiçbir tahmincinin istenen tüm özelliklere sahip olmadığını açıkça göstermiştir. Çoklu özellik tahmincisinin birkaç özelliği tek bir tahmin edicide birleştirmesi önerilmiştir (Gad ve Qura, 2016:69).

3.3.3.1. MM Tahmincileri

MM tahmincileri yüksek kırılma noktasına sahip tahmincilerle (% 50) yüksek etkinliğe sahip olan (GaussMarkov varsayımları altında OLS'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 ve Yao, 2017: 6265):

- ✓ İlk M tahmini: %50'lik yüksek bir kırılma noktasına sahip bir tahminci ile β_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 ρ_0 fonksiyonu Yohai (1987)'de verilen varsayımları sağlayan bir fonksiyon ve $a = \max \rho_0(e)$ dir.
- ✓ ρ_1 ρ_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.

3.3.3.2. Robust ve Etkin Ağırlıklı En Küçük Kareler Tahmincisi (REWLSE)

REWLSE, aynı anda maksimum kırılma noktasına ve normal hatalar altında tam etkinliğe ulaşması nedeniyle robust ve cazip bir tahmincidir (Yu ve Yao, 2017: 6267).

Gervini ve Yohai (2002) tarafından geliştirilen REWLSE yöntemi için süreç şu şekilde işlemektedir (Gervini ve Yohai, 2002: 585-586): Sırasıyla, T_{0n} ve S_n bir çift başlangıç robust regresyon ve ölçek tahmincisi ve $S_n > 0$ olmak üzere standartlaştırılmış artıklar

$$e_i = \frac{y_i - x_i' T_{0n}}{S_n} \quad (3.45)$$

şeklinde tanımlanır. Mutlak standart artıkların ampirik dağılım fonksiyonu

$$F_n^+(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(|e_i| \leq t) \quad (3.46)$$

şeklinde ifade edilir. F sonlu varyansa sahip olmak üzere örneklemdeki aykırı gözlemlerin oranının ölçüsü

$$d_n = \max_{i > i_0} \left\{ F_n^+(|e_i|) - \frac{(n-1)}{n} \right\}^+ \text{ dir} \quad (3.47)$$

Eşik değer ise $t_n = \min\{t: F_n^+(t) \geq 1 - d_n\}$ dir. $\{.\}^+$ pozitif kısmı, $F^+ X \sim F$ iken $|X|$ dağılımını, $|e|_1 \leq \dots \leq |e|_n$ mutlak standart artıkların sıra istatistiklerini, $i_0 =$

$\max\{i: |e|_1 < \eta\}$, η F^+ nin büyük kantilidir. Bu eşik değer ile ağırlıklar $w_i = w(|e_i|/t_n)$ olarak hesaplanır. REWLSE ise

$$T_{1n} = \begin{cases} (X'WX)^{-1}X'WX & S_n > 0 \\ T_{0n} & S_n = 0 \end{cases} \quad (3.48)$$

Burada $W = \text{diag}(w_1, \dots, w_n)$ dir. Ağırlık fonksiyonu $w: [0, \infty) \rightarrow [0, 1]$ artmaz. $w(0) = 1, 0 < u < 1$ için $w(u) > 0$ ve $u \geq 1$ için $w(u) = 0$ dır.

3.3.3.3. τ Tahmincisi

ρ_1 ve ρ_2 fonksiyonları tahmincinin türünü belirler. $\rho_2(e) = e^2$ için, OLS tahmincisi elde edilir. $\rho_1 = \rho_2$, $\tau_n = \sqrt{b}s_n$ karşılık gelen τ tahmincisi S tahmincisidir. τ tahmincisi olası kontamine dağılımlar altında OLS'den daha robust ve Gauss modeli altında S tahmincisinden daha etkindir (Fiteni, 2004: 24).

Yohai ve Zamar (1988) tarafından geliştirilen τ tahmincisi

$$\hat{\beta}_\tau = \min_{\beta} \tau_n(\beta) \quad (3.49)$$

şeklinde ifade edilir. $\tau_n(\beta)$ τ tahmincisinin yayılım parametresi olmak üzere

$$\tau_n^2(\beta) = s_n^2(\beta) \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_2 \left(\frac{y_i - x_i' \beta}{s_n(\beta)} \right) \quad (3.50)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $s_n(\beta)$, $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho_1 \left(\frac{y_i - x_i' \beta}{s_n(\beta)} \right) = b$ eşitliğini sağlar. s_n^2 ρ_1 fonksiyonuna dayanan M tahmincisinin yayılım parametresidir. $b = E_\phi[\rho_1(e)]$ ve ϕ standart normal dağılımdır.

3.4. Regresyon Analizinde Aykırı Gözlemlerin Robust Yöntemlerle Belirlenmesi

3.4.1. Standartlaştırılmış Robust Artıklarla Belirleme

Bu yöntemde y yönlü aykırı gözlemler belirlenmek istenirken robust regresyondan elde edilen artıklar standartlaştırılır:

$$e_{i,R} = \frac{y_i - \hat{y}_{i,R}}{s_R} \quad (3.51)$$

$\hat{y}_{i,R}$ robust regresyondan elde edilen tahmini y değerlerine ve s_R ise robust yayılım ölçütüne (MAD gibi) karşılık gelir. Standartlaştırılmış robust artıkların %95 güvenle yaklaşık olarak [-2,2] aralığında %99 güvenle de yaklaşık olarak (-2.5, 2.5) aralığında olduğu varsayılır (Yorulmaz, 2016: 68-69).

3.4.2. Robust Aykırı Gözlem Teşhis Çizimi ile Belirleme

Rousseeuw ve 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 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'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.

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			

Tablo 3.3: Aykırı Gözlem Haritası (Hubert vd., 2008: 99)

Hubert vd. (2008) alıřmalarında, aykırı gözlem teşhisini Tablo 3.3'e göre yapmışlardır. Rousseeuw ve Zomeren (1990)'dan farklı olarak standartlaştırılmış LMS artıkları yerine standartlaştırılmış LTS artıklarını; robust uzaklık hesaplamasında ise MVE yerine MCD'nin konum ve ölçek tahminleri kullanılmışlardır.



DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

4.1. Çalışmanın Amacı

Sosyal olarak onaylanmayan, değeri olmayan davranışları, nitelikleri veya koşulları ifade ede sapma kavramı ile ilişkili olan suç, bir sapma biçimidir. Suç, ceza kanunlarını ihlal eden spesifik davranışlar şeklinde ifade edilebilir. Her toplumda önemli bir güvensizlik kaynağı olan suç sadece toplumu değil, ekonomiyi de etkiler ve suçun topluma çok büyük parasal ve psikolojik maliyetler 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 suçun sosyoekonomik belirleyicileri tespit edilmeli ve elde edilen sonuçlara göre suçla mücadeleye yönelik politikalar geliştirilmelidir. Dolayısıyla bu 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 tespit edilmesidir. Bu amaca yönelik olarak çalışmada kullanılan değişkenler Tablo 4.1’de yer almaktadır.

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

Tablo 4.1: Çalışmada Kullanılan Değişkenler

4.2. Analiz Yöntemleri

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

Robust Değer Atama Yöntemi, veri setindeki eksik gözlemlerin atanması aşamasında kullanılmıştır. 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 mekana (mesken, işyeri, kamu kurumu vb) girilmesi şeklinde), kasten adam öldürmeye teşebbüs) yönelik gözlemleri mevcut değildir.

Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi, suçun sosyoekonomik belirleyicileri olarak analizde yer almasına karar verilen 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 değişkenlerine uygulanmıştır. 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 suç oranlarının 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.

4.2.1. Robust Değer AtamaYöntemi (Robust Imputation)

İstatistiksel analiz yapan hemen hemen her araştırmacı, eksik verilerle ilgili sorunlarla karşılaşır. Bir veri setinde, bazı durumlarda bazı değişkenler için ilgili bilgiler yer almayabilir. Örneğin, katılımcıların gelirlerini bildirmelerini istenen anketlerde, katılımcıların önemli bir kısmı yanıt vermeyi reddedebilir. Kendi kendine uygulanan anketlerde, insanlar genellikle bazı soruları gözden geçirir veya cevaplamayı unutur. Görüşmeciler bazen bazı sorular sormayı ihmal edebilir. Tüm bu nedenlerle ve daha pek çok nedenden dolayı, eksik veriler sosyal bilimlerde yaygın bir sorundur (Allison, 2002:1).

Eksik veriler her zaman etkinlikte azalmaya neden olurken yanlılığa da neden olabilirler. Eksik verileri açıklayan analizler, eksikliğin nedenlerini (eksiklik mekanizması olarak bilinir) dikkate almalıdır (Madley-Dowd vd., 2019: 63). Eksik değerler üretebilen temel olarak üç tür mekanizma vardır: i) eksik bir veri tamamen tesadüfen oluşursa, eksik veriler tamamen rassal olarak kayıp (MCAR) olarak adlandırılır. Teknik olarak, eksik bir veri olasılığı, incelenen değişkenlerin tüm (ölçülen ve ölçülmeyen) özelliklerinden bağımsızsa, eksik veriler MCAR olarak ifade edilir (Sinharay vd., 2001:318). ii) rassal olarak kayıp (MAR), bir değişken için eksik bir değere sahip bir kaybın olasılığı, gözlenen verilere bağlıdır; ancak eksik verilerin değerine bağlı değildir. Yalnızca yapısal nedenlerden dolayı eksik olan veriler MAR'dır (Lakshminarayan vd., 1999: 261). iii) Rassal olmayan kayıp

(MNAR), kayıp olasılığının hem gözlemlenen hem de eksik verilere bağlı olduğu durumu ifade eder (Sperrin vd., 2020: 183). MCAR varsayımını test etmek için Little (1988) genel bir test önermiştir. Bu testin sonucu anlamlı olduğunda, MCAR varsayımı ihlal edilmiş olabilir. Ancak, eksikliğin MAR veya NMAR olup olmadığı hakkında bir şey söylemez (Van Ginkel vd., 2020:298).

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 ve Tutz, 2021: 500; Toka ve Çetin, 2016:801).

Atama yöntemleriyle ilgili literatür kapsamlıdır ve hala genişlemektedir. KNNimpute (Troyanskaya vd., 2001), IAimpute (Walczak ve 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).

Hem KNNimpute hem de SKNNimpute, K genellikle yaklaşık 10 olmak üzere, yalnızca en yakın K gözleme bağlı olarak eksik değerler atar. Atamada kullanılan bu çok sınırlı gözlem kümesi nedeniyle, atanan değerlerin hesaplanmasında aykırı gözlemlerin kullanılacağı sadece birkaç durum olabilir. IAimpute, BPCA ve SEQimpute, eksik veri tahminlerine ulaşmak için verilerin kovaryansının ve ortalamasının kullanılmasını gerektiren atama teknikleridir. Bununla birlikte, robust istatistiklerde (örneğin, Rousseeuw ve Leroy, 1987), tek bir aykırı gözlemin varlığı halinde verilerin konum ve dağılımını tahmin etmek için ortalama ve kovaryansın kullanılmasının uygulanan yöntemin sonucu için yıkıcı olabileceği iyi bilinmektedir (Branden ve Verboven, 2009:9).

Eksik ve aykırı gözlemleri işleyebilecek bir atama tekniğine ihtiyaç vardır. Branden ve 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 ayrılır
- ✓ Adım 2: Değişkenler artan eksik değer sayısına göre sıralanır
- ✓ Adım 3: En az sayıda eksik değere sahip bir değişken için, Eşitlik 4.2’de gösterildiği gibi kovaryans matrisinin determinantını X_m 'ye göre minimize edilerek eksik değerler tahmin edilir.

$$cov(X_m) = \frac{c-1}{c} cov(X_c) + \frac{1}{c} cov(X_m - \bar{X}_c)(X_m - \bar{X}_c)' \quad (4.2)$$

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 SEQimpute 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) ve Donoho (1982)’nun geliştirdiği aykırılık ölçüsü kullanılabilir. Aykırılık ölçütü aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$outl_i = \max_{v \in B} \left(\frac{|x'_i v - med(x'_j v)|}{mad(x'_j v)} \right) \quad (4.3)$$

Burada B , R^S deki tüm sıfır olmayan vektörleri içerir. $med(x'_j v)$, $x'_j v, x_j \in X_c$ 'nin medyanıdır ve medyan mutlak sapma $mad = med(|x'_l v - med(x'_j v)|; x_l \in X_c)$ 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. α , 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 4.3 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 $(outl_i)_{i=1}^c$ 'nin $(\alpha \times 100)$ yüzdelik 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 ve Verboven, 2009:9)

4.2.2. Robust Seyrek Temel Bileşenler Analizi (ROSPCA)

Robust seyrek temel bileşenler analizinden bahsetmeden önce Temel Bileşenler Analizi, Robust Temel Bileşenler analizi (ROBPCA) ve Seyrek Temel Bileşenler Analizinden bahsetmek yerinde olacaktır.

Temel bileşen analizi (PCA), yüksek boyutlu verileri daha küçük bir boyuta indirgeyerek anlamlandırmak için kullanılan bir yöntemdir. Büyük veri kümeleriyle karşılaşıldığında, bilimin neredeyse tüm alanlarında (makine öğrenimi, görüntü işleme, mühendislik, genetik, nörobilgisayar, kimya, meteoroloji, kontrol teorisi, bilgisayar ağları vb.) uygulama alanı bulmaktadır. Burada boyutu küçültülen verilerin temel özelliklerinin korunması önemlidir (Journee vd., 2010:517).

Gözlenen değişkenlerden oluşan veri matrisinin tekil değer ayrışımı (SVD) ile orijinal bir değişkenin temel bileşenleri elde edilebilir. X bir $n \times p$ matrisi olmak üzere, burada n ve p sırasıyla gözlem sayısı ve değişken sayısıdır. X 'in sütunlarının ortalama değerinin hepsinin sıfır olduğu varsayıldığında X 'in tekil değer ayrışımı aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$X = UDV^T \quad (4.4)$$

$Z=UD$ matrisinin sütunları, X 'in temel bileşenleridir ve V 'nin sütunları, temel bileşenlerin karşılık gelen yükleridir. PCA yöntemi, aşağıdaki iki özellik nedeniyle popülerdir: birincisi, temel bileşenler, minimum bilgi kaybını garanti eden X matrisinin sütunlarından maksimum değişkenliği yakalar; ikincisi, temel bileşenler korelasyonsuzdur, böylece biri diğerleri düşünülmeden kullanılabilir (Han vd., 2020:1).

PCA, çok değişkenli bir veri setinden başlayarak, verilerdeki varyansı maksimize eden dikey yönler karşılık gelen, temel bileşenler adı verilen değişkenlerin doğrusal kombinasyonlarını bulur. Temel bileşenler, orijinal veri setine mümkün olduğunca yakın olmak amacıyla orijinal gözlemlerin düşük boyutlu bir uzaya yansıtıldığı noktalar olarak görülebilir. PCA'nın temel eksikliklerinden biri, bileşenlerin tüm orijinal değişkenlerin doğrusal kombinasyonları olmasıdır; yani, bileşen katsayılarının (veya yüklerinin) çoğu sıfır değildir. Bu durum bileşenlerin kendilerinin tüm değişkenler kullanılarak yapılandırıldığı ve dolayısıyla yorumlanmasının genellikle zor olduğu anlamına gelir. Sonuç olarak, özellikle yüksek boyutlu veri setlerinde, temel bileşenlerin anlamlarını yorumlamak ve temel değişkenleri belirlemek zordur (d'Aspremont vd., 2008: 1269; Liu vd., 2017:1; Hsu vd., 2014:183).

Klasik PCA'da, temel bileşen yükleri kovaryans matrisi kullanılarak elde edilir. Ancak, hem klasik varyans (maksimize edilen) hem de klasik kovaryans matrisi (ayrışan) anormal gözlemlere karşı çok hassastır. Sonuç olarak, ilk bileşenler genellikle uzak noktalara doğru çekilir ve düzenli gözlemlerin varyasyonunu yakalayamaz. Bu nedenle, verilerde aykırı gözlemler varsa, klasik PCA'ya dayalı

boyut indirgemesi güvenilir hale gelir. Bu sorunun üstesinden gelmek için aykırı gözlemlerden fazla etkilenmeyen Robust PCA yöntemleri geliştirilmiştir (Hubert vd., 2005: 64).

ROBPCA, temel bileşenlerin robust tahmini için iki farklı yaklaşımı birleştirir. İlk yaklaşım, kovaryans matrisi en küçük determinanta sahip olan vektörlerin bir alt kümesini bulmayı amaçlar. Ortalama ve kovaryans matrisi bu alt kümeden hesaplanır. İkinci yaklaşım, izdüşüm izleme tekniklerini kullanır. Buradaki fikir, ana eksenleri sırayla bulmak için robust bir yayılma ölçüsünü maksimize etmektir (Berrani ve Garcia, 2005:325). Projeksiyon takip kısmı, başlangıç boyut indirgeme için kullanılır ve MCD tahmincisine dayalı fikirler bu düşük boyutlu veri uzayına uygulanır (Jin vd., 2008:832).

Hubert vd., (2005) tarafından önerilen ROBPCA yönteminin algoritması aşağıdaki adımlardan oluşur:

- ✓ Gözlemlerin yer aldıkları uzayı sınırlamak için SVD gerçekleştirilir.
- ✓ Her x_i veri noktasında (X 'in bir satırı), Stahel (1981) ve Donoho ve Gasko (1992) tarafından tanıtılan aykırılık ölçüsü hesaplanır. Bu amaçla, yüksek boyutlu veri noktaları birçok tek değişkenli yöne yansıtılır, her defasında tek değişkenli MCD tahmincisinden yararlanılarak konum ve ölçek tahminleri hesaplanır ve merkeze standartlaştırılmış mesafe ölçülür. Bu mesafelerin en büyüğü (tüm dikkate alınan yönler üzerinden), veri noktasının aykırılık ölçüsüdür. En küçük uzaklık ölçüsüne sahip h veri noktaları, kovaryans matrisi Σ_h 'yi hesaplamak ve temel bileşenlerin sayısını (k) belirlemek için kullanılır. Temel bileşen sayısı $l_k/l_1 \geq 10.E^{-3}$ ve $\sum_{j=1}^k l_j / \sum_{j=1}^r l_j \geq 0.8$ dikkate alınarak belirlenebilir. Alternatif olarak yamaç grafiği kullanılabilir.
- ✓ Veri noktaları, Σ_h matrisinin en büyük k özdeğerlerine karşılık gelen k özvektörleri tarafından yayılan k boyutlu alt uzaya yansıtılır. Öngörülen verilerin konumu ve dağılımı, yeniden ağırlıklı MCD tahmincisi kullanılarak hesaplanır ve bu dağılım matrisinin özvektörleri, robust temel bileşeni verir.

Temel bileşenlerin iyi yorumlanabilirliği, değişkenlerin temel bileşenlere ya oldukça güçlü ya da çok zayıf katkılarını sağlayan yük matrisindeki oldukça büyük veya küçük (mutlak) değerlerle ilgilidir. Temel Bileşenler Analizinde temel bileşenlerin yorumlanması sorunun çözümü için rotasyon prosedürleri geliştirilmiştir. Küçük yükleri azaltmak için kullanılan rotasyon prosedürleri tam olarak sıfır yükler vermez. Geliştirilen Seyrek Temel Bileşenler Analizi ile bu sorun çözülmüştür. Seyrek Temel Bileşenler Analizinde seyrek yük matrisleri dediğimiz, birçok değeri tam olarak sıfıra eşit olan yük matrisleri yer alır. Belirli bir temel bileşenin yorumlanması, yalnızca küçük bir değişken alt kümesine bağlıdır. Seyrek Temel Bileşenler Analizi, veriler yüksek boyutlu olduğunda yararlıdır; çünkü orijinal değişkenlerin yalnızca bir alt kümesinin analiz edilmesi veya ölçülmesi gerekebilir. Yüklerin seyrek olmasının tek avantajı daha basit yorumlanması değildir. Aslında, seçilen tüm q bileşenlerinde sıfır yüke sahip olan değişkenler atılabilir. Ayrıca, seyrek matrisler daha kolay depolanır ve işlenir. SCOTLASS ve SPCA Seyrek Temel Bileşenler Analizi için geliştirilmiş iki popüler yöntemdir (Croux vd., 2013: 202; Hubert vd., 2016: 424; Farcomeni ve Greco, 2015:101-102).

Jolliffe vd., (2003) Lasso regresyondan esinlenerek SCOTLASS yöntemini geliştirmişlerdir. PCA, korelasyon matrisine dayanarak her biri art arda maksimum varyansa ($a'_k R a_k$) sahip olan birim varyansa sahip olacak şekilde standartlaştırılmış p sayıdaki x değişkeninin doğrusal kombinasyonlarını ($a'_k x$ ($k = 1, 2, \dots, p$)) bulur. Bu işlemi $a'_k a_k = 1$ ve $k \geq 2$ için ve $a'_h a_k = 0; h < k$ şartlarına bağlı olarak gerçekleştirir. SCOTLASS yöntemi, bu maksimizasyonu $\sum_{j=1}^p |a_{kj}| \leq t$ şeklindeki ekstra kısıtlamalar altında gerçekleştirir. t burada ayar parametresidir (Jolliffe vd., 2003: 536).

SCOTLASS'ta, bileşendeki yüklerin mutlak değerlerinin toplamına bir sınır şeklinde ekstra getirilen kısıtlama bileşenler üzerindeki bazı yükleri tam olarak sıfır olacak şekilde küçültür ve bu da onu değişken seçimi için daha uygun hale getirir. SCOTLASS, döndürülmüş PCA'ya göre açık avantajlara sahip olsa da, ek kısıtlamanın getirilmesi, optimal bir çözüm için arama alanını sınırlayan bir ayar parametresi hakkında karar verilmesini gerektirir. t 'nin değeri temel bileşenler

arasındaki korelasyonu etkiler ve t'yi seçmek için tatmin edici bir kural yoktur. Bu nedenle, t seçimi çok önemlidir ve uygun bir seyreklik-varyans değiş tokuşu elde etmek için öznal olarak çalışılmalıdır (Gajjar vd., 2017:161).

Seyrek Temel Bileşenler Analizinin hesaplanmasında kullanılan regresyon yöntemlerinin tümü OLS yaklaşımlarına dayanır. Klasik lineer regresyon modelinde model seçimi ve tahmin problemi düşünüldüğünde $y = X\beta + \varepsilon$; burada $y = (y_1, \dots, y_n)^T$ bağımlı vektör, $x_j = (x_{1j}, \dots, x_{nj})^T j = 1, 2, \dots, p$. doğrusal bağımsız tahmincilerdir. $X = [x_1, \dots, x_p]$ tahminci matrisidir. OLS tahmincisi aşağıdaki biçimde ifade edilebilir:

$$\beta_{OLS} = \arg \min_{\beta} \|y - X\beta\|^2 \quad (4.5)$$

burada $\| \cdot \|$ L2 normunu temsil eder. Bu, bağımsız ve özdeş olarak dağıtılmış (i.i.d.) artıklar gibi bir dizi varsayım gerektiren en iyi doğrusal yansız tahmin edicidir. Bununla birlikte, eğer bazı sapmalara izin verilirse, tahmin ediciler OLS'den daha düşük ortalama kare hatasıyla bulunabilir. Bunu uygulamanın yaygın bir yolu, β 'daki katsayıları bazı kısıtlamalar getirmektir. Aşağıda açıklanan yöntemler, β 'nın L1 normu veya L2 normu veya her ikisi üzerinde kısıtlamalar koyar. L2 kısıtlaması eklendiğinde ridge regresyon, L1 kısıtlaması eklendiğinde ise Lasso Regresyon ve hem L1 hem de L2 kısıtları eklendiğinde ise Elastic Net Regresyon denklemi elde edilir. Ridge regresyon denklemi aşağıdaki formda ifade edilir (Sjöstrand vd., 2007: 1627; Zou ve Zhang, 2009:1733).

$$\beta_{ridge} = \arg \min_{\beta} \|y - X\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_2^2 \quad (4.6)$$

$\|\beta\|_2^2 = \sum_{j=1}^p \beta_j^2$ β 'nın L2 normudur. $\lambda \geq 0$, verilere bağlı ampirik hatanın ve ceza teriminin göreceli önemini belirleyerek cezanın gücünü (doğrusal shrinkage) düzenleyen ceza parametresidir. λ değeri ne kadar büyük olursa, daralma miktarı o kadar büyük olur. λ değeri verilere bağlı olduğundan, çapraz doğrulama gibi veriye dayalı yöntemler kullanılarak belirlenebilir (Ogut vd., 2012: 2).

β 'nın L1 normu üzerinde kısıtlama konduğunda elde edilen Lasso Regresyon denklemi aşağıdaki formda ifade edilir:

$$\beta_{LASSO} = \arg \min_{\beta} \|y - X\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_1 \quad (4.7)$$

$\|\beta\|_1 = \sum_{j=1}^p |\beta_j|$ β 'nın L1 normudur. λ ceza parametresini göstermektedir ve çapraz doğrulama λ değerini belirlemek için kullanılabilecek pratik bir yaklaşımdır. LASSO, sıfır olmayan daha az parametre değerine sahip çözümleri tercih etme eğilimine sahiptir, böylece verilen çözümün bağımlı olduğu değişkenlerin sayısını etkin bir şekilde azaltır. Dolayısıyla LASSO, modele dahil edilecek değişkenleri seçen ceza tabanlı bir değişken seçimi yaklaşımı olarak düşünülebilir. Böyle bir yaklaşım, birçok değişken ve birçok katsayı içeren aşırı büyük modellerle çalışıldığı, ancak bu değişkenlerin çoğuna ihtiyaç duyulmadığının önceden bilindiği regresyon durumlarında kesinlikle avantajlıdır. LASSO, tahminleri küçültür ve bazı katsayıları 0'a eşitler (Ledolter, 2013:72-73). Ancak, tahmin ediciler yüksek oranda ilişkili olduğunda veya tahmin edicilerin sayısı gözlem sayısından çok daha fazla olduğunda iyi performans göstermez. Bahsedilen bu sorunları çözme özelliğine sahip olan Elastik net geliştirilmiştir (Jia ve Yu, 2010: 595).

β 'nın hem L1 hem de L2 normu üzerinde kısıtlama konduğunda elde edilen Elastic Net (ENET) Regresyon denklemi aşağıdaki formda ifade edilir:

$$\beta_{ENET} = \frac{1 + \lambda_2}{n} \left\{ \arg \min_{\beta} \|y - X\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_1 + \lambda \|\beta\|_2^2 \right\} \quad (4.8)$$

$\alpha = \lambda_2 / (\lambda_1 + \lambda_2)$ eşitliğini denklemde yerine koyulduğunda ENET tahmincisinin aşağıdaki denkleme eşdeğer olduğu görülür:

$$b_{ENET} = \arg \min_{\beta} \|y - X\beta\|_2^2 \quad P_{\alpha}(\beta) = (1 - \alpha) \|\beta\|_1 + \alpha \|\beta\|_2^2 \leq s \quad (4.9)$$

bazı s ler için şartını sağlamak koşuluyla.

$P_{\alpha}(\beta)$ ENET ceza parametresidir. ENET, $\alpha = 1$ olduğunda ridge regresyona ve $\alpha = 0$ olduğunda ise Lasso regresyon olarak ifade edilebilir. ENET'in L1 kısmı otomatik

değişken seçimi yaparken, L2 kısmı gruplanmış seçimi teşvik eder ve çözüm yollarını rastgele örneklemeye göre stabilize eder, böylece tahmini iyileştirir. Değişken seçimi sırasında, yüksek düzeyde ilişkili değişkenlerden oluşan bir grup benzer büyüklükte katsayılara sahip olma eğiliminde olacak şekilde bir gruplama etkisi başlatıldığında, gruplar önceden bilinmediğinde ENET ilişkili özellik gruplarını seçebilir. LASSO'dan farklı olarak, $p \gg n$ olduğunda, ENET n 'den fazla değişken seçer (Ogutu vd., 2012: 3-4).

Zou vd. (2006) tarafından geliştirilen Seyrek Temel Bileşenler Analizi (SPCA), temel bileşenler analizinin seyrek Elastik Net regresyon ile çözülen bir regresyon tipi optimizasyon problemi olarak yeniden yazılabileceği gerçeğine dayanır (Todorov ve Filzmoser, 2013: 286).

Zou vd. (2006) PCA ve regresyon arasında bağlantı kurarak seyrek yükler ("regresyon katsayıları") üretmek için aşağıdaki optimizasyon problemini ele almışlardır:

$$(\hat{A}, \hat{B}) = \arg \min_{A, B} \sum_{i=1}^n \|x_i - AB^T x_i\|^2 + \lambda \sum_{j=1}^k \|\beta_j\|^2 + \sum_{j=1}^k \lambda_{1,j} \|\beta_j\|_1; \quad (4.10)$$

$A^T A = I_{k \times k}$ koşulu ile.

Tüm k bileşenleri için aynı λ kullanılırken, farklı temel bileşenlerin yüklerini cezalandırmak için farklı $\lambda_{1,j}$ 'lere izin verilir. Yine, eğer $p > n$ ise, seyreklik kısıtlaması (Lasso cezası) ortadan kalktığında ($\lambda_{1,j} = 0$) doğru PCA'yı elde etmek için pozitif bir λ gereklidir (Zou vd. 2006: 270:271).

Denklem 4.10, ENET formülasyonuna benzerdir, ancak burada önemli bir fark vardır. Tek bir katsayı vektörü tahmin etmek yerine, bu problemin A ve B olmak üzere katsayıları bilinmeyen iki matrisi vardır. İlk olarak, A 'nın bilindiğini varsayalım. Denklem 4.10 yeniden düzenlendiğinde, B 'nin her sütunu (yük vektörü) için bir tane olmak üzere k bağımsız ENET problemi çözülerek B tahmin edilebilir. $y = Xa_i$ ve a_i A 'nin i . sütunu iken X tahmin matrisidir. Öte yandan, B biliniyorsa, A , SVD kullanılarak hesaplanabilir; eğer $X^T X B = U D V^T$ ise $A = U V^T$ dir. Her iki

matris de bilinmediğinde ise, başlangıç tahmini yapılır ve A ve B, yakınsayınca kadar dönüşümlü olarak tahmin edilir (Sjöstrand vd., 2007: 1628).

Zou vd. (2006), ridge cezasının dahil edilmesinin, regresyon katsayılarını cezalandırmadığını göstermiştir. Böylece, $n \gg p$ olduğunda, ridge cezası λ için ceza parametresini sıfıra ayarlanabilir; ve $n \ll p$ olduğunda, prensipte herhangi bir pozitif λ kullanabilir. SPCA'nın amacı, açıklanan varyans oranını korurken yükleri seyrekleştirmektir. Zou vd. (2006), düzeltilmiş toplam varyanstan hesaplanan açıklanan toplam varyansın yüzdesinin işaret grafiğini inceleyerek λ_1 'i (L1-ceza ayarlama parametresi) seçmek için veriye dayalı bir yaklaşım önermişlerdir (Zhao vd., 2020: 5).

Gajjar vd. (2017) SPCA kullanırken her bir temel bileşende sıfır olmayan yüklerin sayısını (NNZL) ya da diğer bir ifade ile ceza parametresini seçmek için genetik algoritmanın kullanılmasını önermişlerdir. Literatürde ceza parametresinin seçimi veya NNZL'nin belirlenmesi sorunu tatmin edici bir şekilde ele alınmamıştır. Seyreklik Endeksi (IS)'ni maksimize eden her seyrek temel bileşen için NNZL seçimine yönelik olarak yeni bir yöntem önermişlerdir. Trendafilov tarafından tanıtılan IS aşağıdaki gibidir:

$$IS = \frac{V_a V_s}{V_o^2} \times \frac{\#_o}{ml} \quad (4.11)$$

Gajjar vd. (2017) V_a , V_s ve V_o 'yu sırasıyla açıklanan varyans, açıklanmayan varyans ve toplam varyans ve $\#_o$, SPCA yükleme matrisindeki toplam sıfır yükleme sayısı olarak tanımlanmışlardır. IS, uyum iyiliği (V_s/V_o), daha yüksek açıklanan varyans (V_a/V_o) ve seyreklik ile artar. Genetik Algoritma, IS'yi maksimize eden her Seyrek PC'de NNZL'nin belirlenmesini gerçekleştirecektir. Ek kısıtlamalar getirilmemiştir, ancak her seyrek temel bileşende minimum kümülatif varyans yüzdesi veya minimum NNZL gibi kısıtlamalar kolayca eklenebileceği ifade edilmiştir. PCA ve SPCA sonuçlarını ve NNZL seçim tekniklerini karşılaştırmak için sentetik bir örnek, pitprops verileri ve TEP kullanılmıştır. Simülasyon çalışmaları, literatürde bildirilenlerden daha iyi sonuçlara sahip olan NNZL seçimi için sistematik bir

yaklaşım göstermiştir. Genetik Algoritma NNZL seçim yaklaşımı aşağıdaki avantajları sağlamıştır:

- ✓ Zou ve diğerleri tarafından önerilen SPCA'yı kullanırken belirtilen NNZL'yi doğru olarak belirlemiştir.
- ✓ PC'lerdeki değişken yüklerinin yorumlanabilirliğini kolaylaştırmıştır.
- ✓ Hesaplama açısından yoğun bir kombinasyonel aramaya titiz ve sistematik bir alternatif sağlamıştır (Gajjar vd., 2007).

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 PCA 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).

Yöntemin, robustluk derecesini belirleyen α ve seyrekliği düzenleyen λ olmak üzere iki parametresi vardır. α değeri $0.5 \leq \alpha < 1$ 'i sağlamalıdır ve önceden seçilmesi gerekir. Düzenli gözlemlerin sayısında bir alt sınır oluşturur, bu nedenle n veri noktasının en fazla $(1 - \alpha)\%100$ 'ünün aykırı olmasına izin verilir. Aykırı gözlemlerin miktarı hakkında ön bilgi mevcut değilse, maksimum robustluk sağlayan $\alpha = 0.5$ olarak alınması önerilir. Seyreklik parametresi λ 'nın seçimine ROSPCA algoritmasından sonra değinilecektir.

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 SVD uygulanarak,

p-boyutlu veri alanı, n gözlem tarafından yayılan afin alt uzaya indirgenir. Elde edilen veri matrisi $\tilde{X}$ ile gösterilir. Daha sonra, her $\tilde{x}_i$ için Stahel-Donoho aykırılık ölçüsü şu şekilde hesaplanır:

$$outl(\tilde{x}_i) = \max_{v \in B} \frac{|\tilde{x}_i' v - \hat{\mu}_{MCD}(\tilde{x}_j' v)|}{\hat{\sigma}_{MCD}(\tilde{x}_j' v)} \quad (4.12)$$

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 $h_0 = \alpha n + 1$ 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_j 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 α , 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 PCA uygularken, ROSPCA ise seyrek PCA'yı 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 PC'lerde 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

standardizasyon 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 Q_n^2 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 ($SD = \sqrt{\sum_{j=1}^k \frac{(t_i)^2_j}{l_j}} \sqrt{t_i' L^{-1} t_i}$ (Burada L robust

PC'lere karşılık gelen robust öz değerleri içeren köşegen matris ve $(t_i)_j$ 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 λ 'nın seçimi BIC (Bayes bilgi kriteri) değerleri dikkate alınarak belirlenir. Her λ değeri için, bu seyreklik parametresini kullanılarak yöntem veri kümesine uygulanır ve BIC değerleri hesaplanır. λ 'nın optimal değeri, minimum BIC'ye karşılık gelen değerdir. BIC değeri aşağıdaki formül yoluyla hesaplanır:

$$BIC(\lambda) = \ln \left(\frac{1}{h_1 p} \sum_{i=1}^{h_1} OD_{(i)}^2(\lambda) \right) + df(\lambda) \frac{\ln(h_1 p)}{h_1 p} \quad (4.13)$$

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

4.3. Uygulama Sonuçları

4.3.1. Robust Seyrek Temel Bileşenler Uygulama Sonuçları

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.

Çok sayıda boyutu (değişken sayısı) olan verilere yüksek boyutlu veriler denir. Boyut d ve örnek büyüklüğü n ile ifade edilmek üzere farklı yüksek boyutlu veri grupları aşağıdaki gibidir (Koch, 2014:48).

- ✓ d büyük ancak n 'den küçüktür;
- ✓ d büyüktür ve n 'den de büyüktür: yüksek boyutlu düşük örneklem boyutu veriler ve
- ✓ Veriler, sürekli değişken d 'nin fonksiyonudur: işlevsel veriler.

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

ROSPCA'da kullanılacak olan temel bileşen sayısı kümülatif varyans toplamı (CPV) ≥ 0.80 temel alınarak belirlenmiştir.

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

Yukarıda 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 NNZL 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.

Parameters at the Solution:

X[1] : 4.000000e+00
X[2] : 3.000000e+00
X[3] : 1.000000e+00
X[4] : 1.000000e+00

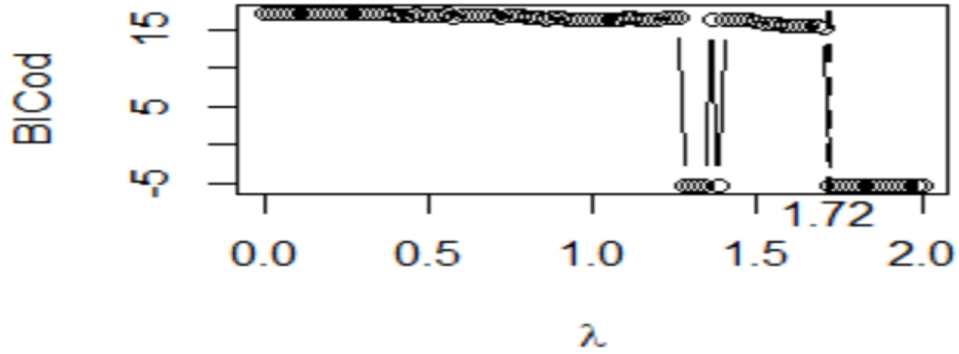
Elde edilen sonuçları değerlendirdiğimizde 1. seyrek temel bileşenin sıfır olmayan yüklerinin sayısının 4, 2. seyrek temel bileşenin sıfır olmayan yüklerin sayısının 3 ve 3. ve 4. seyrek temel bileşenin sıfır olmayan yüklerin sayısının 1 olduğu görülmektedir.

Seyreklik parametresi λ 'nın seçimi BIC değerleri dikkate alınarak belirlenmiştir. λ 'nın optimal değeri, minimum BIC'ye karşılık gelen değerdir.

\$opt.lambda
[1] 1.72

\$min.IC
[1] -5.443636

Minimum BIC (-5.443636) değerine karşılık gelen optimum λ değeri 1.72'dir. Bu sonuçlar Şekil 4.1'de açıkça görülmektedir.



Şekil 4.1: Seyreklik Parametresi λ 'nın Seçimi

Seyrek temel bileşenler için sıfır olmayan yük sayıları ya da ceza parametreleri ve λ parametresi kullanılarak elde edilen ROSPCA sonuçları aşağıdaki gibidir:

\$loadings

	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.

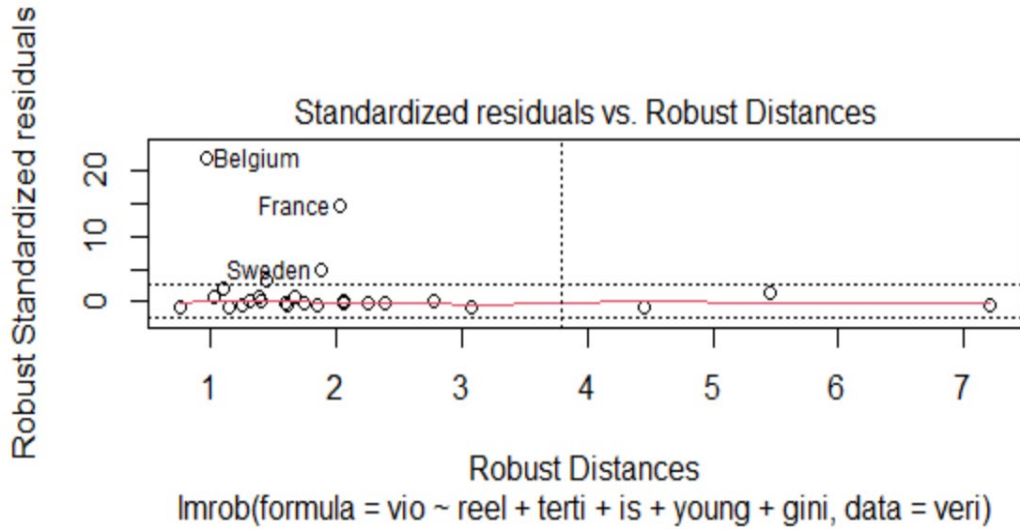
4.3.2. Robust Regresyon Uygulama Sonuçları

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 amacı ile 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 ve süpürme 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:

4.3.2.1. Şiddet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Sonuçlar



Şekil 4.2: Şiddet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Aykırı Gözlemlerin Belirlenmesi

Şiddet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı modele ilişkin olarak elde edilen Şekil 4.2 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, terti, is, young, ve gini bağımsız değişkenler olarak kullanılırken bağımlı değişken olarak da yüz bin kişi başına düşen şiddet suç sayısı (vio) kullanılmıştır. Regresyon denklemi katsayıları MM tahmincisi ile elde edilmiştir. İlgili literatür incelemesine dayanarak, temel modelimiz aşağıdaki şekilde oluşturulmuştur:

$$vio = \beta_0 + \beta_1 reel + \beta_2 terti + \beta_3 is + \beta_4 young + \beta_5 gini + \varepsilon \quad (4.14)$$

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.

Elde edilen sonuçlara aşağıda yer verilmiştir:

```
Call:
lmrob(formula = vio ~ reel + terti + is + young + gini, data = veri)
\--> method = "MM"
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-30.0816 -12.9979   0.1754  25.0898  675.9219

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(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 |weight| = 0 ( < 0.0038
);
The remaining 23 ones are summarized as
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
0.2626	0.9377	0.9734	0.9227	0.9949	0.9984

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, Zeelenberg ve Van Montfort (1999), insanların gelirlerini daha fazla harcadıkça evde daha az zaman geçirdiklerini, açık hava etkinliklerini arttıran bireylerin de suç faaliyetlerine karışma 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 ve Habibullah (2008), Andresen (2013), Amin ve Ahmad (2018) ve Hazra (2020) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Bununla beraber Meera ve Jayakumar (1995), Buonanno ve Montolio (2008), Ishak ve Bani (2017) ve Halıcioğlu (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 1 birimlik artış yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısını 112.4 azaltmaktadır. Bu bulgu Chen ve Zhong (2020), Rakshit ve Neog (2021) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Bununla beraber Adeleye ve Jamal (2020)'un çıkarımlarıyla uyumlu değildir.

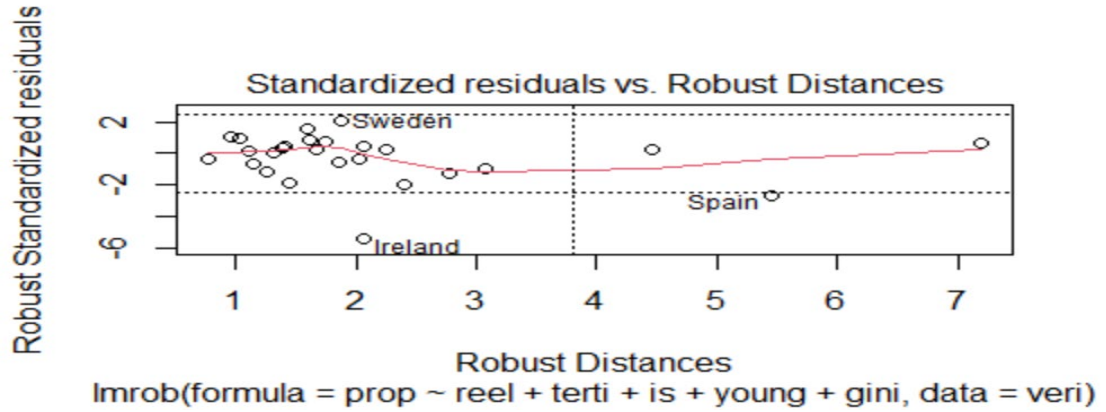
İşsizlik oranı ile yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısı arasındaki ilişki beklenildiği gibi pozitif yönlüdür ve %5 anlamlılık düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. 1., 2., 4. ve 5. bağımsız değişkenler sabitken (analize girip çıktıktan sonra) işsizlik oranındaki 1 birimlik bir artış yüz bin kişiye düşen şiddet suç sayısını 735 arttırmaktadır. Bu bulgu Meera ve Jayakumar (1995), Adeleye ve Jamal (2020), Tarling ve Dennis (2016), Kposowa vd. (1995), Grant ve 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 ve Giray Yakut (2017), Gao vd., (2017), Ishak ve Bani (2017), Baharom ve Habibullah (2008), Halıcıoğlu (2012), Chen ve 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 beklenen 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. Bu bulgu Meera ve Jayakumar (1995), Barnett and Mencken (2002) ve Durusoy vd. (2008) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Chen ve Keen (2014), Tadjoeeddin vd. (2021), Hooghe vd. (2010), Gao vd., (2017), Grant ve Martinez (1997), Tarling ve Dennis (2016), Choe (2008) bulguları ile uyumlu değildir. Meera ve Jayakumar (1995) bu durumu nüfus içinde yükselen eğitim seviyesine ve buna bağlı olarak gelişen psikolojik caydırıcılıktan kaynaklandığını ifade etmektedir.

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 ve 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.

4.3.2.2. Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Sonuçlar



Şekil 4.3 : Mülkiyet Suçunun Bağımlı Değişken Olduğu Model İçin Aykırı Gözlemlerin Belirlenmesi

Mülkiyet suçunun bağımlı değişken olarak kullanıldığı modele ilişkin olarak elde edilen Şekil 4.3 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:

$$prop = \beta_0 + \beta_1 reel + \beta_2 tertı + \beta_3 is + \beta_4 young + \beta_5 gini + \varepsilon \quad (4.15)$$

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

Elde edilen sonuçlara aşağıda yer verilmiştir:

call:

```
lmrob(formula = prop ~ reel + terti + is + young + gini, data = veri)
\--> method = "MM"
Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-2320.60  -392.55    69.47   262.98   900.85

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 |weight| = 0 ( < 0.0038);
one weight is ~= 1. The remaining 24 ones are summarized as
      Min. 1st Qu.  Median      Mean 3rd Qu.      Max.
0.4549  0.8814  0.9508  0.8926  0.9876  0.9988
```

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.

```
Call:
lmrob(formula = prop ~ reel, data = veri)
\--> method = "MM"
Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-2178.123  -385.094    7.538   315.832  1140.511

Coefficients:
              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 ~= 1. The remaining 25 ones are summarized as
      Min. 1st Qu.  Median      Mean 3rd Qu.      Max.
0.009733 0.869200 0.956900 0.870700 0.986200 0.998700
```

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 ve Kar (2007) çalışmalarından elde ettikleri sonuçları desteklemektedir. Bununla beraber Andresen (2013), Aksu ve Akkuş (2010), Ishak ve Bani (2017), Buonanno ve Montolio (2008), Amin ve Ahmad (2018) ve Chen ve Zhong (2020) çıkarımlarıyla uyumlu değildir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

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 yanı sıra 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 mekana (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 indirmek 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.



KAYNAKÇA

- ABONAZEL, M.R. & RABIE, A.R., 2019 "The Impact of Using Robust Estimations in Regression Models: An Application on the Egyptian Economy", **Journal of Advanced Research in Applied Mathematics and Statistics**, 4/2, 8-16.
- ABU-SHAWIESH, M.O.A.: 2008 "A Simple Robust Control Chart Based on MAD", **Journal of Mathematics and Statistics**, 4/2, 102-107.
- 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.
- AGNEW, R.:1992 "Foundation for a General Strain Theory of Crime and Delinquency", **Criminology**, 30/1, 47–88.
- AGNEW, R.: 2001 "Building on the Foundation of General Strain Theory", **Recent Developments in Criminological Theory**, 38/4, 311–354.
- AGNEW, R.:2010 "A General Strain Theory of Terrorism", **Theoretical Criminology**, 14/2, 131–153.
- AGNEW, R.:2013 "When Criminal Coping is Likely: An Extension of General Strain Theory", **Deviant Behavior**, 34/8, 653–670.
- AGNEW, R.:2015 "Using General Strain Theory to Explain Crime in Asian Societies" , **Asian Journal of Criminology**, 10/2, 131–147.
- AGNEW, R., BREZINA, T., WRIGHT, J. P., & CULLEN, F. T., 2002 "Strain, Personality Traits, and Delinquency: Extending General Strain Theory", **Criminology**, 40/1, 43–72.
- AGULLO, J.: 2001 "New Algorithms for Computing the Least Trimmed Squares Regression Estimator", **Computational Statistics & Data Analysis**, 36/4, 425–439.
- AKERS, R.L.: 2012 **Criminological Theories Introduction and Evaluation** (2 nd ed), Abingdon, Routledge.

- AKSU, H. & AKKUŞ, Y., 2010 "Türkiye’de Mala Karşı Suçların Sosyoekonomik Belirleyicileri Üzerine Bir Deneme: Sınır Testi Yaklaşımı (1970–2007)", **Sosyoekonomi**, 1, 191-214.
- ALKAN, B. B., ATAKAN, C., & ALKAN, N., 2015 "A Comparison of Different Procedures for Principal Component Analysis in the Presence of Outliers", **Journal of Applied Statistics**, 42/8, 1716–1722.
- ALLISON, P.D.: 2002 **Missing Data**, California, Sage Publication.
- ALMETWALLY, E.M.& ALMONGY, H. M., 2018 "Comparison Between M-Estimation, S-Estimation, and MM Estimation Methods of Robust Estimation with Application and Simulation", **International Journal of Mathematical Archive**, 9/11, 55-63.
- 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.
- ANDERSEN, M.L. & TAYLOR, H.F., 2010 **Sociology the Essentials** (6th ed.), Belmont, CA: Wadsworth.
- 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.
- APPLIN, S., & MESSNER, S. F., 2015 "Her American dream: Bringing Gender into Institutional-Anomie theory", **Feminist Criminology**, 10/1, 36–59.
- ARSLAN, O.: 2012 "Weighted LAD-LASSO method for robust parameter estimation and variable selection in regression", **Computational Statistics & Data Analysis**, 56/6, 1952–1965.
- 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, A.H. AND "Is crime cointegrated with income and unemployment?"

- HABIBULLAH, M.S., 2008 "A panel data analysis on selected European countries", MPRA Paper No. 11927, Universiti Putra Malaysia.
- BAHAROM, H. A., & HABIBULLAH, S. M., 2009 "Crime and inequality: The case of Malaysia", **Journal of Politics and Law**, 2/1, 55-70.
- BALASOORIYA, U., & TSE, Y. K., 1986 "Outlier Detection in Linear Models: A Comparative Study in Simple Linear Regression", **Communications in Statistics - Theory and Methods**, 15/12, 3589–3597.
- BANAI, R.: 2019 "Concentric Zone Theory", **The Wiley Blackwell Encyclopedia of Urban and Regional Studies**, 1–6.
- BANAŚ, M., & LIGAS, M., 2014 "Empirical Tests of Performance of Some M – Estimators" **Geodesy and Cartography**, 63/2, 127–146.
- BARKAN, S.E.:2018 **Criminology A Sociological Understanding** (7 th ed.), Boston, Pearson.
- BARLOW, H.D. & KAUZLARICH, D., 2010 **Explaining Crime A Primer in Criminological Theory**, Maryland, Rowman & Littlefield.
- BARNETT, C., & MENCKEN, F. C.:2009 "Social Disorganization Theory and the Contextual Nature of Crime in Nonmetropolitan Counties*", **Rural Sociology**, 67/3, 372–393.
- BARTOS, O.J. & WEHR, P., 2002 **Using Conflict Theory** (1st ed.), Cambridge, Cambridge University Press.
- BECKER, G. S.: 1968 "Crime and Punishment: An Economic Approach", **Journal of Political Economy**, 76/2, 169-217.
- BELSLEY, D., KUH, E. & WELSCH, R.E., 1980 **Regression Diagnostics Identifying Influential Data and Sources of Collinearity**, New Jersey, John Wiley & Sons.
- BEN-GAL, I.: 2005 "Outlier Detection", **The Data Mining and Knowledge Discovery Handbook** (yayımlayan O. Maimon ve L. Rokach) Boston, Springer, s. 131-146.
- BERNARD, T. J.: 1987 "Testing Structural Strain Theories", **Journal of**

Research in Crime and Delinquency, 24/4, 262–280.

- BETRIE, G. D., SADIQ, R., TESFAMARIAM, S., & MORIN, K. A., 2016 “On the Issue of Incomplete and Missing Water-Quality Data in Mine Site Databases: Comparing Three Imputation Methods”, **Mine Water and the Environment**, 35, 3–9.
- BICKEL, D. R.: 2002 “Robust Estimators of the Mode and Skewness of Continuous Data”, **Computational Statistics & Data Analysis**, 39/2, 153–163.
- BILLOR, N., HADI, A. S., & VELLEMAN, P. F., 2000 “BACON: blocked adaptive computationally efficient outlier nominators”, **Computational Statistics & Data Analysis**, 34/3, 279–298.
- BIRKES, D. & DODGE, Y., 1993 **Alternative Methods of Regression**, New Jersey, John Wiley & Sons.
- BLAIR, L.: 2013 “Differential Opportunity Theory”, **The Encyclopedia of Criminology and Criminal Justice**, 1–4.
- BORDUA, D. J.: 1961 “Delinquent Subcultures: Sociological Interpretations of Gang Delinquency”, **The Annals of the American Academy of Political and Social Science**, 338/1, 119–136.
- 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
- BROWN, S.E., ESBENSEN, F-A., & GEIS, G.: 2013 **Criminology Explaining Crime and Its Context** (8th ed.), Waltham, Anderson.
- BROWNFIELD, D. H.: 1987 “A Reassessment of Cultural Deviance Theory: The Use of Underclass Measures”, **Deviant Behavior**, 8/4, 343–359.
- BROWNING, C. R.: 2002 “The Span of Collective Efficacy: Extending Social Disorganization Theory to Partner Violence”, **Journal of Marriage and Family**, 64/4, 833–850.

- BROWNING, C.R., CAGNEY, K.A. & MORRIS, K.: 2014 "Early Chicago School Theory", **Encyclopedia of Criminology and Criminal Justice** (yayımlayan G. Bruinsma ve D. Weisburd), New York, Springer s. 1232-1242.
- BUCHCZIK, D., & ILEWICZ, W. (2016). Evaluation of calibration results using the least median of squares method in the case of linear multivariate models in 2016 21st International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR), Miedzyzdroje, Poland, 800-805.
- 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.
- BURGESS, E. W.: 1925 "The Growth in the City", **The City** (yayımlayan R. E. Park, E. W. Burgess ve R. McKenzie), Chicago, The University of Chicago Press, s. 47-62.
- BURKE, R.H.: 2009 **An Introduction to Criminological Theory** (3 rd ed.), Devon, Willan.
- CHAMBLISS, W. J.:1975 "Toward a Political Economy of Crime", **Theory and Society**, 2/1, 149–170.
- CHAMLIN, MITCHELL B., & COCHRAN, JOHN K.: 1995 "Assessing Messner and Rosenfeld'S Institutional Anomie Theory: A Partial Test", **Criminology**, 33/3, 411–429.
- CHANG, L., ROBERTS, S., & WELSH, A., 2018 "Robust Lasso Regression Using Tukey's Biweight Criterion", **Technometrics**, 60/1, 36–47.
- CHATTERJEE, S. & HADI, A. S.:1988 **Sensitivity Analysis in Linear Regression**, New Jersey, John Wiley & Sons.
- CHATTERJEE, S. & HADI, A. S., 2012 **Regression Analysis by Example** (5 th ed.), New Jersey, John Wiley & Sons.
- CHATZINAKOS, C., PITSOULIS, L., & ZIOUTAS, G., 2015 "Optimization Techniques for Robust Multivariate Location and Scatter Estimation", **Journal of Combinatorial Optimization**, 31/4, 1443–1460.
- CHEN, W., & KEEN, Does inequality increase crime? The effect of income inequality on crime rates in California

- M., 2014 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.
- CHOI, S-W.: 2022 “Outlier analysis: Natural resources and immigration policy”, **PLoS ONE**, 17/1, 1-13. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0261533>
- CIZEK, P. VE VISEK, A., 2000 “Least Trimmed Squares”, **Application Guide** (yayımlayan W. Hardle, Z. Hhivka, S. Klinke), Verlag Berlin Heidelber, Springer, s. 49-63.
- CLARE, P. K.: 1990 “Subcultural Obstacles to the Control of Racketeering in Northern Ireland”, **Journal of Conflict Studies**, 10/4, 25–50.
- CLARKE, B. R.: 2018 **Robustness Theory and Application**, USA, John Wiley & Sons.
- CLOWARD, RICHARD A., & LLOYD E. OHLIN, 1960. **Delinquency and Opportunity: A Theory of Delinquency Gangs**, New York, Free Press.
- COLVIN, M., & PAULY, J., 1983 “A Critique of Criminology: Toward an Integrated Structural-Marxist Theory of Delinquency Production”, **American Journal of Sociology**, 89/3, 513–551.
- CONCEIÇÃO, E. L. T., & PORTUGAL, A. A. T. G., 2011 “Finite-Sample Comparison of Robust Estimators for Nonlinear Regression Using Monte Carlo Simulation: Part I. Univariate Response Models”, **Computers & Chemical Engineering**, 35/3, 530–544
- 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.

- CÖMERTLER, N. & KAR, M., 2007 “Türkiye’de Suç Oranının Sosyo-Ekonomik Belirleyicileri: Yatay Kesit Analizi” **Ankara Üniversitesi SBF Dergisi**, 62/2, 37-57.
- CROUX, C., & HAESBROECK, G., 1997 “An Easy Way to Increase the Finite-sample Efficiency of the Resampled Minimum Volume Ellipsoid Estimator”, **Computational Statistics & Data Analysis**, 25/2, 125–141.
- CROUX, C., FILZMOSER, P., & FRITZ, H., 2013 “Robust Sparse Principal Component Analysis”, **Technometrics**, 55/2, 202–214.
- CROUX, C., ROUSSEEUW, P. J., & HÖSSJER, O., 1994 “Generalized S-Estimators”, **Journal of the American Statistical Association**, 89/428, 1271–1281.
- D’ASPREMONT, A., BACH, F. & EL GHAOUI, L., 2008 “Optimal Solutions for Sparse Principal Component Analysis”, **Journal of Machine Learning Research**, 9, 1269-1294.
- DAĞLAR, M., & ARGUN, U., 2016 “Crime Mapping and Geographical Information Systems in Crime Analysis”, **Journal of Human Sciences**, 13/1, 2208-2221.
- DEAR, M.: 2002 “Los Angeles and the Chicago School: Invitation to a Debate”, **Cities and Society**, (March), 54–71.
- 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.
- DEKESEREDY, W.S.: 2015 “Critical Criminology”, **The Handbook of Deviance** (yayımlayan E. Goode), Oxford, Pearson, s. 239-258.
- DHHAN, W., RANA, S., & MIDI, H., 2017 “A High Breakdown, High Efficiency and Bounded Influence Modified GM Estimator Based on Support Vector Regression”, **Journal of Applied Statistics**, 44/4, 700–714.
- DODGE, Y.:1997 “LAD Regression for Detecting Outliers in Response and Explanatory Variables”, **Journal of Multivariate Analysis**, 61, 144-158.
- DONOHU, D. L., AND “The Notion of Breakdown Point”, **A Festschrift for**

- HUBER, P. J. (1983). **Erich L. Lehmann** (yayımlayan . P. J. Bickel vd.), Wadsworth, Belmont , s. 157-184.
- DRAPER, N. R., & JOHN, J. A., 1981 “Influential Observations and Outliers in Regression”, **Technometrics**, 23/1, 21–26.
- DURUSOY, S., KÖSE, S.,& KARADENİZ, O., 2008 “Başlıca Sosyo Ekonomik Sorunlar Suçun Belirleyicisi Olabilir mi? Türkiye’de İller 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.
- ELLIOTT, D. S., AGETON, S. S., & CANTER, R. J., 1979 “An Integrated Theoretical Perspective on Delinquent Behavior”, **Journal of Research in Crime and Delinquency**, 16/1, 3–27.
- EPPS, E. G.: 1967 “Socioeconomic Status, Race, Level of Aspiration and Juvenile Delinquency: A Limited Empirical Test of Merton’s Conception of Deviation”, **Phylon (1960-)**, 28/1, 16.
- ERTAŞ, H., ERIŞOĞLU, M., & KAÇIRANLAR, S., 2013 “Detecting Influential Observations in Liu And Modified Liu Estimators”, **Journal of Applied Statistics**, 40/8, 1735–1745.
- EUBANK, R.: 1984 “The Hat Matrix for Smoothing Splines”, **Statistics & Probability Letters**, 2/1, 9–14.
- F. LIU, M. HUANG, Q. YANG, AND Y. WANG, 2021 “Research on sustainable development performance evaluation of China’s high end equipment manufacturing enterprises,” IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, vol. 632, no. 5.
- FAISAL, S., & TUTZ, G., 2021 “Multiple imputation Using Nearest Neighbor Methods”, **Information Sciences**, 570, 500–516.
- FARCOMENI, A. & GRECO, L., 2015 **Robust Methods for Data Reduction**, Boca Raton, CRC Press.
- FATTAH, E. A.: 1997 **Criminology: Past, Present and Future A Critical Overview** (1st ed.), UK, Macmillan.

- FILZMOSER, P., & TODOROV, V., 2011 "Review of robust multivariate statistical methods in high dimension", **Analytica Chimica Acta**, 705/1–2, 2–14.
- FILZMOSER, P., SERNEELS, S., MARONNA, R., & VAN ESPEN, P. J., 2009 "Robust Multivariate Methods in Chemometrics", **Comprehensive Chemometrics Chemical and Biocemical Data Analysis** (yayımlayan Steven D. Brown, Roma Tauler & Beata Walczak), s. 681-722.
- FITENI, I.: 2004 "τ-estimators of Regression Models with Structural Change of Unknown Location", **Journal of Econometrics**, 119/1, 19–44.
- FRANKE, H.: 1992 "The Rise and Decline of Solitary Confinement", **The British Journal of Criminology**, 32/2, 125–143.
- FROGGIO, G., & AGNEW, R., 2007 "The Relationship Between Crime and "Objective" Versus "Subjective" Strains", **Journal of Criminal Justice**, 35/1, 81–87.
- GABBIDON, S. L.: 2015 **Criminological Perspectives On Race And Crime** (3rd ed.), Abingdon, Routledge.
- GAD, A. M. VE QURA, M. E., 2016 "Regression Estimation in the Presence of Outliers: A Comparative Study", **International Journal of Probability and Statistics**, 5/3, 65-72.
- GAJJAR, S., KULAHCI, M., & PALAZOGLU, A., 2017 "Selection of non-zero loadings in sparse principal component analysis", **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 162, 160–171.
- GAO, G., LIU, B., & KOUASSI, I., 2017 "The contemporaneous effect of unemployment on crime rates: the case of Indiana", **Southwestern Economic Review**, 44, 99-107.
- GAROFALO, J.:1978 "Radical Criminology and Criminal Justice: Points of Divergence and Contact", **Crime and Social Justice**, 10, 17-27.
- GEISTMAN, J., & SMITH, B. W., 2007 "Juvenile Attitudes Toward Police: A National Study", **Journal of Crime and Justice**, 30/2, 27–51.
- "Asymptotic Variance of M-Estimators for Dependent Gaussian Random Variables", **Statistics & Probability**

- GENTON, M. G.: 1998 **Letters**, 38/3, 255–261.
- GENTON, M. G., & ROUSSEEUW, P. J., 1995 “The Change-of-Variance Function of M-Estimators of Scale Under General Contamination”, **Journal of Computational and Applied Mathematics**, 64/1-2, 69–80.
- GERVINI, D. : 2002 “The Influence Function of the Stahel–Donoho Estimator of Multivariate Location and Scatter”, **Statistics & Probability Letters**, 60, 425–435.
- GERVINI, D., & YOHAI, V. J., 2002 “A Class of Robust and Fully Efficient Regression Estimators”, **The Annals of Statistics**, 30/2, 583–616.
- GILONI, A., & PADBERG, M., 2002 “Least Trimmed Squares Regression, Least Median Squares Regression, and Mathematical Programming”, **Mathematical and Computer Modelling**, 35/9-10, 1043–1060.
- GLASER, D.: 1979 “A Review of Crime-Causation Theory and Its Application”, **Crime and Justice**, 1/1979, 203–237.
- GNANADESIKAN, R., & KETTENRING, J. R., 1972 “Robust Estimates, Residuals, and Outlier Detection with Multiresponse Data”, **Biometrics**, 28/1, 81–124.
- GOIST, P. D.: 1971 “City and “Community”: The Urban Theory of Robert Park”, **American Quarterly**, 23/1, 46.
- GOODALL, C.:1983 “M Estimators of Location: An Outline of the Theory”, **Understanding Robust and Exploratory Data Analysis** (yayımlayan D.C. Hoaglin, F. Mosteller & J. W. Tukey), USA, John Wiley & Sons, s. 339–403.
- 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.
- GUARINO-GHEZZI, S. & TREVINO, A. J., 2005 **Understanding Crime: A Multidisciplinary Approach**, Cincinnati, Ohio, Anderson.
- GUARINO-GHEZZI, S.: 2002 “Criminology as Moral Philosophy: An Essay on Richard Quinney’s Bearing Witness to Crime and Social Justice”, **Contemporary Justice Review**, 5/4,

399–402.

- GUNN , J. F. & LESTER , D., 2014 **Theories of suicide: Past, Present and Future**, Springfield, IL Charles C. Thomas.
- GÜLTEKİN, H. & OĞUZHAN, A., 2021 “Sosyo-Ekonomik Faktörlerin Suç Üzerine Etkisi: Düzey-2 Bölgeleri Mekânsal Panel Veri Analizi”, **Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi**, 31, 293-310.
- GÜMÜŞ, E., 2004 “Crime in Urban Areas: An Empirical Investigation”, **Akdeniz İ.İ.B.F Dergisi**, 7, 98-109.
- HADI, A. S.: 1992 “Identifying Multiple Outliers in Multivariate Data” **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, 54/3, 761–771.
- HADI, A. S., IMON, A. H. M. R., & WERNER, M., 2009 “Detection of Outliers”, **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, 1/1, 57–70.
- HALE, C.: 1989 “Economy, Punishment and Imprisonment”, **Contemporary Crises**, 13/4, 327–349.
- HALICIOĞLU, F.:2012 “Temporal causality and the dynamics of crime in Turkey”, **International Journal of Social Economics**, 39/9, 704–720.
- HAMPEL, F. R., RONCHETTI, E.M., ROUSSEEUW, P.J. & STAHEL, W.A., 1986 **Robust Statistics The Approach Based on Influence Functions**, USA, John Wiley & Sons.
- HAMPEL, F.R.: 1974 “The Influence Curve and its Role in Robust Estimation” **Journal of the American Statistical Association**, 69 /346, 383-393
- HAN, X., PENG , J., CUI, A. & ZHAO, F., 2020 “Sparse Principal Component Analysis via Fractional Function Regularity”, **Mathematical Problems in Engineering**, 2020, 1-10.
- HARDYNS, W., & PAUWELS, L. J. R., 2018 “The Chicago School and Criminology”, **The Handbook of the History and Philosophy of Criminology** (yayımlayan R.A. Triplett), Oxford,

Wiley& Sons, s.123-139.

- HAWKINS, D. M.: 1993 “The Feasible Set Algorithm for Least Median of Squares Regression”, **Computational Statistics & Data Analysis**, 16/1, 81–101.
- HAWKINS, D. M.:1994 “The Feasible Solution Algorithm for Least Trimmed Squares Regression” **Computational Statistics & Data Analysis**, 17/2, 185–196.
- HAWLEY, F.:2014 “Miller, Walter B”, **The Encyclopedia of Theoretical Criminology**, 1–4.
- HAZRA, D.: 2020 “What does (and does not) affect crime in India?” **International Journal of Social Economics**, 47/4, 503–521.
- HE, X., & FUNG, W. K., 2000 “High Breakdown Estimation for Multiple Populations with Applications to Discriminant Analysis”, **Journal of Multivariate Analysis**, 72/2, 151–162.
- HEBBERECHT, P.: 2010 “Willem Bongers”, **Fifty Key Thinkers in Criminology**(yayımlayan K. Hayward, S. Maruna ve J. Mooney), New York, Routledge, s.58-63.
- HECKERT, A., & HECKERT, D. M., 2004 “Using an Integrated Typology of Deviance to Expand Merton’s Anomie Theory”, **Criminal Justice Studies**, 17/1, 75–90.
<https://doi.org/10.1080/08884310420001679352>.
- HEIBERGER, R. M., & BECKER, R. A., 1992 “Design of an S Function for Robust Regression Using Iteratively Reweighted Least Squares”, **Journal of Computational and Graphical Statistics**, 1/3, 181-196.
- HEIDT, J.M., & WHEELDON, J.P, 2015 **Introducing Criminological Thinking Maps, Theories, and Understanding**, USA, Sage Publications.
- HERITIER, S., CANTONI, E., COPT, S. & VICTORIA-FESER, M., 2009 **Robust Methods in Biostatistics** , UK, John Wiley & Sons.
- HIRSCHI, T., & “Substantive Positivism and the Idea of Crime” ,

- GOTTFREDSON, M., **Rationality and Society**, 2/4, 412–428.
1990
- HOAGLIN, D. C., & “The Hat Matrix in Regression and ANOVA”, **The**
WELSCH, R. E., 1978 **American Statistician**, 32/1, 17–22
- HOGG, R. V.: 1979 “An Introduction to Robust Estimation”, **Robustness in**
Statistics (yayımlayan R.L. Launer & G.N. Wilkinson),
New York, Academic Press, s.1-17.
- HOOGHE, M., “Unemployment, Inequality, Poverty and Crime: Spatial
VANHOUTTE, B., Distribution Patterns of Criminal Acts in Belgium,
HARDYNS, W., & 2001-06”, **British Journal of Criminology**, 51/1, 1–20.
BIRCAN, T., 2010
- HOWINGTON, E. B., & “Matrix-Based Genetic Algorithm for Computing the
GRAY, J. B., 2009 Minimum Volume Ellipsoid”, **IEEE Transactions on**
Evolutionary Computation, 13/6, 1247–1260.
- HÖSSJER, O. (1995). “Exact Computation of the Least Trimmed Squares
Estimate in Simple Linear Regression”, **Computational**
Statistics & Data Analysis, 19/3, 265–282.
- HÖVERMANN, A., “Understanding the Devaluation of Vulnerable Groups:
GROß, E. M., ZICK, A., A novel Application of Institutional Anomie Theory”,
& MESSNER, S. F., **Social Science Research**, 52, 408–421
2015
- HSU, Y. L., HUANG, P. “Sparse principal component analysis in cancer
Y. & CHEN, D. T., 2014 research” ,**Translational Cancer Research**, 3/3, 182-
190.
- HUBER, P.J. & **Robust Statistics** (2 nd ed.). New Jersey, John Wiley &
RONCHETTI, E.M., Sons.
2009
- HUBERT, M., “Minimum Covariance Determinant and Extensions”,
DEBRUYNE, M., & **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational**
ROUSSEUW, P. J., **Statistics**, 10/3, 1-11.
2017
- HUBERT, M., “Sparse PCA for High-Dimensional Data With
REYNKENS, T., Outliers” **Technometrics**, 58/4, 424–434.
SCHMITT, E., &

VERDONCK, T., 2016

HUBERT, M., “High-Breakdown Robust Multivariate Methods”,
ROUSSEEUW, P. J., & **Statistical Science**, 23/1, 92–119.

VAN AELST, S., 2008

HUBERT, M., “A Deterministic Algorithm for Robust Location and
ROUSSEEUW, P. J., & Scatter”, **Journal of Computational and Graphical**
VERDONCK, T., 2012 **Statistics**, 21/3, 618–637.

HUBERT, M., “The DetS and DetMM estimators for Multivariate
ROUSSEEUW, P., Location and Scatter”, **Computational Statistics &**
VANPAEMEL, D., & **Data Analysis**, 81, 64–75.

VERDONCK, T., 2015

HUBERT, M., “ROBPCA: A New Approach to Robust Principal
ROUSSEEUW, P.J. & Component Analysis”, **Technometrics**, 47/1, 64-79.

BRANDEN, K. V., 2005

HUGHES, L. A., “Economic Dominance, the “American Dream,” and
SCHAIBLE, L. M., & Homicide: A Cross-national Test of Institutional
GIBBS, B. R., 2015 Anomie Theory”, **Sociological Inquiry**, 85/1, 100–128.

ILANGO, V., “A Five Step Procedure for Outlier Analysis in Data
SUBRAMANIAN, R. & Mining”, **European Journal of Scientific Research**,
VASUDEVAN, V., 2012 75/3, 327-339.

ISHAK, S., & BANI, Y., “Determinants of Crime in Malaysia: Evidence from
2017 Developed States”, **International Journal of**
Economics & Management, 11 /S3 : 607– 622.

JACKSON, D. A., & “Robust Principal Component Analysis and Outlier
CHEN, Y., 2004 Detection with Ecological Data”, **Environmetrics**,
15/2, 129–139.

JAMES, B. R., JAMES, “An Efficient R-Estimator for the ED50”, **Journal of**
K. L., & **the American Statistical Association**, 79/385, 164–
WESTENBERGER, H., 173.
1984

JANG, S. J., & “General Strain and Non-Strain Theories: A Study of
RHODES, J. R., 2012 Crime in Emerging Adulthood”, **Journal of Criminal**
Justice, 40/3, 176–186.

- JENSEN, G., 2002 “Institutional anomie and societal variations in crime: a critical appraisal”, **International Journal of Sociology and Social Policy**, 22(7/8), 45–74
- JENSEN, W. A., BIRCH, J. B., & WOODALL, W. H., 2007 “High Breakdown Estimation Methods for Phase I Multivariate Control Charts”, **Quality and Reliability Engineering International**, 23/5, 615–629.
- JIA, J. & YU, B., 2010 “On Model Selection Consistency of the Elastic Net When $p \gg n$ ”, **Statistica Sinica**, 20/2, 595-611.
- JIN, X., ZHANG, Y., LI, L., & HU, J., 2008 “Robust PCA-Based Abnormal Traffic Flow Pattern Isolation and Loop Detector Fault Detection”, **Tsinghua Science and Technology**, 13/6, 829–835.
- JOLLIFFE, I. T., TRENDAFILOV, N. T. & UDDIN, M., 2003 “A Modified Principal Component Technique Based on the LASSO”, **Journal of Computational and Graphical Statistics**, 12 /3, 531-547
- JOURNEE, M., NESTEROV, Y., RICHTARIK, P., & SEPULCHRE, R., 2010 “Generalized Power Method for Sparse Principal Component Analysis”, **Journal of Machine Learning Research**, 11, 517-553.
- JURECKOVA, J.:1984 “M-, L-, and R-estimators”, **Handbook of Statistics** (yayımlayan P.R. Krishnaiah and P.K. Sen), North Holland, Amsterdam, s. 463-485.
- JUREČKOVÁ, J., SEN, P.K. & PICEK, J., 2013 **Methodology in Robust and Nonparametric Statistics**, Boca Raton, CRC Press.
- KALINA, J.: 2013 “Highly Robust Methods in Data Mining”, **Serbian Journal of Management**, 8 /1, 9 – 24.
- KANTARDZIC, M.: 2020 **Data Mining: Concepts, Models, Methods and Algorithms** (3 rd ed.). John Wiley, Canada.
- KASHYAP, R. L., & EOM, K.-B., 1988 “Robust Image Modeling Techniques with An Image Restoration Application”, **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, 36/8, 1313–1325.
- KELLY, D. H., & “Social Origins and School Failure: A Reexamination of Cohen’s Theory of Working-Class Delinquency”,

- BALCH, R. W., 1971 **Sociological Perspectives**, 14/4, 413–430.
- KHAN, N., AHMED, J., “The socio-economic determinants of crime in Pakistan:
NAWAZ, M., & New evidence on an old debate”, **Arab Economic and
ZAMAN, K.**, 2015 **Business Journal**, 10/2, 73-81.
- KIM, J., “Application of the Least Trimmed Squares Technique
KRISHNAPURAM, R., to Prototype-Based Clustering”, **Pattern Recognition
& DAVÉ, R.**, 1996 **Letters**, 17/6, 633–641.
- KINGSTON, B., “A Test of Social Disorganization Theory in High-Risk
HUIZINGA, D., & Urban Neighborhoods”, **Youth & Society**, 41/1, 53-79.
ELLIOTT, D. S., 2009
- KIZMAZ, Z.:2003 “Ekonomik Yapı ve Suç: Bazı Araştırma Bulguları
Üzerine Genel Bir Değerlendirme”, **Fırat Üniversitesi
Sosyal Bilimler Dergisi**, 13/2, 279-304.
- KLEIN, D., & KRESS, “Any Woman's Blues A Critical Overview of Women,
J., 1981 Crime and the Criminal Justice System”, **Crime and
Social Justice** (yayımlayan T. Platt and P. Takagi),
London, Macmillan, s.152-183.
- KOCH, I.: 2014 **Analysis of Multivariate and High-Dimensional
Data**, USA, Cambridge University Press.
- KONDYLIS, A., & “Derived Components Regression Using the BACON
HADI, A. S.: 2006 Algorithm”, **Computational Statistics & Data
Analysis**, 51/2, 556–569.
- KPOSOWA, A. J., “Reassessing the Structural Covariates of Violent and
BREault, K. D., & Property Crimes in the USA: A County Level
HARRISON, B. M., Analysis”, **The British Journal of Sociology**, 46/1, 79-
1995 105
- KUTNER, M. H., **Applied Linear Statistical Models** (5 th ed.). New
NACHTSHEIM, C. J., York, McGraw-Hill/Irwin.
- NETER, J. & LI, W., 2005
- LAKSHMINARAYAN, “Imputation of Missing Data in Industrial
K., HARP, S. A., & Databases”, **Applied Intelligence**, 11/3, 259-275.
SAMAD, T., 1999
- LANIER, M. M., & **Essential Criminology** (3 rd ed.), Philadelphia,

- HENRY, S., 2010 Westview
- LEDOLTER, J. :2013 **Data Mining and Business Analytics with R**, USA, John Wiley & Sons.
- LEVITT, S. D.:1998 “Why Do Increased Arrest Rates Appear to Reduce Crime: Deterrence, Incapacitation, Or Measurement Error?”, **Economic Inquiry**, 36/3, 353–372.
- 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.
- LI, J. & VALLIANT, R., 2009 “Survey Weighted Hat Matrix and Leverages”, **Survey Methodology**, 35/1, 15-24.
- LILLY, J.R., CULLEN, F.T. & BALL, R.A., 2019 **Criminological Theory Context and Consequences** (7th ed.). USA, Sage.
- LIN, M.-C., TSERNG, H. P., HO, S.-P., & YOUNG, D.-L., 2011 “Developing a Construction-Duration Model Based on a Historical Dataset for Building Project”, **Journal of Civil Engineering and Management**, 17/4, 529–539.
- LISKA, A. E., CHAMLIN, M. B., & REED, M. D., 1985 “Testing the Economic Production and Conflict Models of Crime Control”, **Social Forces**, 64/1, 119–138.
- LIU, Y., ZHANG, G., & XU, B., 2017 “Compressive sparse principal component analysis for process supervisory monitoring and fault detection”, **Journal of Process Control**, 50, 1–10.
- 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* (Vol. 632, No. 5, p. 052027). IOP Publishing.
- LOPUHAA, H.P.: 1989 “On the Relation between S-Estimators and M-Estimators of Multivariate Location and Covariance”, **The Annals of Statistics**, 17/4, 1662-1683.
- DURKHEIM, E.: 2013 “Rules for the Distinction of the Normal from the

- Pathological”, **The Rules of Sociological Method and Selected Texts on Sociology and its Methods** (yayımlayan Lukes, S.), UK, Macmillan, s. 50-68.
- LYNCH, M. J.: 2010 “Radical Explanations of Penal Trends: The Rate of Surplus Value and the Incarceration Rate in the U.S., 1977-2004”, **Journal of Crime and Justice**, 33/2, 63–94.
- LYNCH, M. J.: 2017 “Conflict And Crime: Marx, Engels, Marxist/Radical Criminology, and the Explanation of Crime”, **The Handbook of the History and Philosophy of Criminology**, 84–101.
- MADLEY-DOWD, P., HUGHES, R., TILLING, K., & HERON, J., 2019 “The Proportion of Missing Data should not Be used to Guide decisions on Multiple Imputation”, **Journal of Clinical Epidemiology**, 110, 63-73
- MADYUN, N. H.: 2011 “Connecting Social Disorganization Theory to African-American Outcomes to Explain the Achievement Gap”, **Educational Foundations**, 25/3–4, 21.
- MAGIS, D., & DE BOECK, P., 2011 “Identification of Differential Item Functioning in Multiple-Group Settings: A Multivariate Outlier Detection Approach”, **Multivariate Behavioral Research**, 46/5, 733–755.
- MAGUIRE, B.: 1988 “The Applied Dimension of Radical Criminology: A Survey of Prominent Radical Criminologists”, **Sociological Spectrum**, 8/2, 133–151.
- MALAKONDAIAH, M., & MURTY, K. R., 2007 “Street Gangs in Guntur: A Study in the Sociology of Deviance and Crime”, **Sociological Bulletin**, 56/3, 158–169.
- MANDHARE, H.C. & IDATE, S.R., 2017 A comparative study of cluster based outlier detection, distance based outlier detection and density based outlier detection techniques,” in International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, Madurai, India, 931–935.
- MARONNA, R. A., & YOHAI, V. J., 1995 “The Behavior of the Stahel-Donoho Robust Multivariate Estimator”, **Journal of the American Statistical Association**, 90/429, 330–341.

- MARONNA, R. A., & YOHAI, V. J., 2016 "Robust Estimation of Multivariate Location and Scatter", **Wiley StatsRef: Statistics Reference Online**, 1–12.
- MARSH, I., **Theories of crime** (1st ed.), Abingdon, Routledge.
- MELVILLE, G.,
- MORGAN, K.,
- NORRIS, G., &
- WALKINGTON, Z., 2006
- MCNEELEY, S.: 2013 "Social Disorganization Theory", **The Encyclopedia of Criminology and Criminal Justice**, 1–5.
- MEERA, A. K., & JAYAKUMAR, M. D., 1995 "Determinants of Crime in A Developing Country: A Regression Model", **Applied Economics**, 27/5, 455–460.
- MELDE, C.: 2006 "MCJA Social Disorganization and Violent Crime in Rural Appalachia", **Journal of Crime and Justice**, 29/2, 117–140.
- MERTON, R.K.: 1938 "Social Structure and Anomie", **American Sociological Review**, 3/5, 672-682.
- MERTON, R.K.: 1968 **Social Theory and Social Structure**, New York, Macmillan.
- MESSERSCHMIDT, J. W.: 1988 "From Marx to Bonger: Socialist Writings on Women, Gender, and Crime", **Sociological Inquiry**, 58/4, 378–392.
- MESSNER, S. F., & ROSENFELD, R., 2009 "Institutional Anomie Theory: A Macro-Sociological Explanation of Crime", **Handbook on Crime and Deviance** (yayımlayan M.D. Krohn, A.J. Lizott ve G. P. Hall), New York, Springer, 209-224.
- MESSNER, S. F., VE ROSENFELD, R.: 1994 **Crime and the American Dream**, California, Wadsworth.
- MILLER, W. B.: 1958 "Lower Class Culture as a Generating Milieu of Gang Delinquency", **Journal of Social Issues**, 14/3, 5–19.
- MOFFATT, R.: 1983 "Crime Prevention through Environmental Design - A Management Perspective", **Canadian J. Criminology**,

25/1, 19–31.

- MOHAMADI, M. S., “From the Individual’s Fault to the Construct of Power
BABAEI, H., & (Development and changes of Crime Theories)”,
KHALEDIAN, M., 2014 **International Letters of Social and Humanistic
Sciences**, 27, 96–107.
- MOLLER, S. F., VON “Robust Methods for Multivariate Data Analysis”,
FRESE, J., & BRO, R., **Journal of Chemometrics**, 19/10, 549–563.
2005
- MOORE, M. D., & “Social Capital, Type of Crime, and Social Control”,
RECKER, N. L., 2013 **Crime & Delinquency**, 62/6, 728–747.
- MORIARTY, L. J.: 1992 “Social Disorganization Theory, Community
Empowerment, and Coalition Building: Exploring the
Linkages”, **Criminal Justice Policy Review**, 6/3, 229–
240.
- MYERS, S. L., & “Business Cycles and Racial Disparities in
SABOL, W. J., 1987 Punishment”, **Contemporary Economic Policy**, 5/4,
46–58.
- NEVITT, J. & TAM, “A Comparison of Robust and Nonparametric
H.P., 1998 Estimators Under the Simple Linear Regression
Model”, **Multiple Linear Regression Viewpoints**, 25,
54–69.
- NIKOLAOS, D. & “The Effect of Socio-Economic Determinants on Crime
ALEXANDROS, G., Rates: An Empirical Research in the Case of Greece
2009 with Cointegration Analysis”, **International Journal of
Economic Sciences and Applied Research**, 2 /), 51–
64.
- NOGUEIRA, T. P., A Statistical Method for Detecting Move, Stop, and
ANDRADE, R. M. C., Noise Episodes in Trajectories. In VXIII Brazilian
AND MARTIN, H., Symposium on Geoinformatics. Salvador, Brazil, s.
2017 210–221.
- O’GORMAN, T. W., “An Adaptive Test of a Subset of Regression
2006 Coefficients Using Permutations of Residuals”, **Journal
of Statistical Computation and Simulation**, 76/12,
1095–1103.

- OGUTU, J. O., SCHULZ-STREECK, T., & PIEPHO, H.-P., 2012 "Genomic selection using regularized linear regression models: ridge regression, lasso, elastic net and their extensions", **BMC Proceedings**, 6/Suppl 2, 1-6.
- ORR, J. M., SACKETT, P. R., & DUBOIS, C. L. Z., 1991 "Outlier Detection and Treatment in I/O Psychology: A Survey of Researcher Beliefs and an Empirical Illustration", **Personnel Psychology**, 44/3, 473–486.
- ORTIZ, M.C., SARABIA, L.A., & HERRERO, A., 2006 "Robust Regression Techniques A Useful Alternative for the Detection of Outlier Data in Chemical Analysis", **Talaha**, 70, 499-512.
- OSGOOD, D. W., & CHAMBERS, J. M., 2000 "Social Disorganization Outside the Metropolis: an Analysis of Rural Youth Violence", **Criminology**, 38/1, 81–116.
- PATERNOSTER, R., & BACHMAN R., 2001 **Explaining Criminals and Crime Essays in Contemporary Criminological Theory**, New York, Oxford University.
- PECK, J. H.: 2015 "Subcultural Theories", **The Encyclopedia of Crime and Punishment**, 1–6.
- PENA, D., & YOHAI, V. J., 1995 "The detection of influential subsets in linear regression by using an influence matrix", **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, 57/1, 145-156.
- PENNY, K. I.: 1996 "Appropriate Critical Values When Testing for a Single Multivariate Outlier by Using the Mahalanobis Distance", **Applied Statistics**, 45/1, 73-81.
- PFAFFENBERGER, R. C., & DIELMAN, T. E., 1991 "Testing Normality of Regression Disturbances", **Computational Statistics & Data Analysis**, 11/3, 265–273.
- RAHMATULLAH IMON, A. H. M.: 2005 "Identifying Multiple Influential Observations in Linear Regression", **Journal of Applied Statistics**, 32/9, 929–946.
- 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.

- RANGANAI, E.: 2016 "On Studentized Residuals in the Quantile Regression Framework", *SpringerPlus*, 5/1, 1-11.
- REIFFENSTEIN, T.: 2017 "Concentric Zone Theory", **The Wiley-Blackwell Encyclopedia of Social Theory**, 1-2.
- ROCKE, D. M.: 1996 "Robustness Properties of S -Estimators of Multivariate Location and Shape in High Dimension", **The Annals of Statistics**, 24/3, 1327-1345.
- ROUSSEEUW, P. AND HUBERT, M., 2013 "High-Breakdown Estimators of Multivariate Location and Scatter", **Robustness and Complex Data Structures Festschrift in Honour of Ursula Gather** (yayımlayan Claudia Becker, Roland Fried& Sonja Kuhnt), Berlin, Springer, s.49-66.
- ROUSSEEUW, P. J., & DRIESSEN, K. V., 1999 "A Fast Algorithm for the Minimum Covariance Determinant Estimator", **Technometrics**, 41/3, 212-223.
- ROUSSEEUW, P. J., & HUBERT, M., 2011 "Robust statistics for Outlier Detection", **Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery**, 1/1, 73-79.
- ROUSSEEUW, P. J., & VAN DRIESSEN, K., 2006 "Computing LTS Regression For Large Data Sets", **Data Mining And Knowledge Discovery**, 12/1, 29-45.
- 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.
- ROUSSEEUW, P., & YOHAI, V., 1984 "Robust Regression by Means of S-Estimators", *Lecture Notes in Statistics* (yayımlayan D. Brillinger, S. Fienberg, J. Gani, J. Hartigan, and K. Krickeberg), Berlin, Springer, s.256-272.
- ROUSSEEUW, P.J.: 1984 "Least Median of Squares Regression", **Journal of the American Statistical Association**, 79/388, 871-880.

- ROUSSEEW, P.J. & HUBERT, M., 1997 "Recent Developments in PROGRESS", **Lecture Notes-Monograph Series**, 31, 201-214.
- ROUSSEEW, P.J. & LEROY, A.M., 1987 **Robust Regression and Outlier Detection**, Canada, John Wiley & Sons.
- RUIZ-GAZEN, A.: 2012 "Robust Statistics: A Functional Approach", **Annales de l'I.S.U.P.**, 56, 49–64. <https://www.tse-fr.eu/articles/robust-statistics-functional-approach>
- BERRANI, S. A., & GARCIA, C., 2005 Enhancing face recognition from video sequences using robust statistics. In *IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, s. 324-329.
- SAMPSON, R. J., & GROVES, W. B., 1989 "Community Structure and Crime: Testing Social-Disorganization Theory", **American Journal of Sociology**, 94/4, 774–802.
- 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.
- SCHOEPFER, A. (2015). "Institutional Anomie Theory", **The Encyclopedia of Crime and Punishment**, 1–4. <https://doi.org/10.1002/9781118519639.wbecpx026>
- SCHRECK, C. J., MCGLOIN, J. M., & KIRK, D. S., 2009 "On the Origins of the Violent Neighborhood: A Study of the Nature and Predictors of Crime-Type Differentiation Across Chicago Neighborhoods", **Justice Quarterly**, 26/4, 771–794.
- SERNEELS, S., CROUX, C., & VAN ESPEN, P. J., 2004 "Influence Properties of Partial Least Squares Regression", **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 71/1, 13–20.
- SIEGEL, L.J. & MCCORMICK, C., 2016 **Criminology in Canada: Theories, Patterns, and Typologies** (6 th ed.), Toronto, Nelson.
- SIEGEL, L.J.: 2016 **Criminology: Theories, Patterns, and Typologies** (12 th ed.), Boston, Cengage Learning.
- SIEGMUNT, O.: 2016 **Neighborhood Disorganization and Social Control Case Studies from Three Russian Cities**, Cham, Springer.

- SIGFUSDOTTIR, I. D., “A Comparative Analysis of General Strain Theory”, KRISTJANSSON, A. L., **Journal of Criminal Justice**, 40/2, 117–127. & AGNEW, R., 2012
- SIMPSON, J. R., & “A Robust Regression Technique Using Compound MONTGOMERY, D. C., Estimation”, **Naval Research Logistics**, 45/2, 125–139. 1998
- SINDEN, P. G.: 1979 “Political Instability, Durkheim, and the Division of Labor: A Cross-National Analysis”, **Humboldt Journal of Social Relations**, 6/2, 46-78.
- SINHARAY, S., “The Use of Multiple Imputation for the Analysis of STERN, H. S., & Missing Data”, **Psychological Methods**, 6/4, 317–329. RUSSELL, D., 2001
- SJÖSTRAND, K., “Sparse Decomposition and Modeling of Anatomical ROSTRUP, E., Shape Variation”, **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 26/12, 1625–1635. RYBERG, C., LARSEN, R., STUDHOLME, C., BAEZNER, H., FERRO, J., FAZEKAS, F., PANTONI, L., INZITARI, D. & WALDEMAR, G. (2007)
- SMITH, H. P., & “Beyond Anomie: Alienation and Crime”, **Critical BOHM, R. M. (2008). Criminology**, 16/1, 1–15.
- SPERRIN, M., “Missing Data should be Handled Differently for MARTIN, G.P., SISK, Prediction than for Description or Causal Explanation”, **Journal of Clinical Epidemiology**, 125, 183-187. R. & PEEK, N., 2020
- SPLANSKY, J. B.: 1966 “The Concentric Zone Theory of City Structure as Applied to an African City: Ibadan”, **Yearbook of the Association of Pacific Coast Geographers**, 28, 135–146.
- STAUDTE, R.G. & **Robust Estimation and Testing**, Canada, John Wiley SHEATHER, S.J.: 1990 & Sons.
- STROMBERG, A. J.: “Computing the Exact Least Median of Squares Estimate and Stability Diagnostics in Multiple Linear 1993

- Regression”, **SIAM Journal on Scientific Computing**, 14/6, 1289–1299.
- STROMBERG, A. J., “The Least Trimmed Differences Regression Estimator and Alternatives”, **Journal of the American Statistical Association**, 95/451, 853–864
- HÖSSJER, O., & HAWKINS, D. M., 2000
- SUBRAMANI, J. & “Modified Ratio Estimators for Population Mean Using Function of Quartiles of Auxiliary Variable”, **Bonfring International Journal of Industrial Engineering and Management Science**, 2/2, 19-23.
- KUMARAPANDIYAN, G., 2012
- SULE, A.M. & “Best Practices to Achieving Peace Justice and Strong Institutions (Sdg 16)”, **EPRA International Journal of Multidisciplinary Research (IJMR)**, 8/3, 69-71.
- NATHANIEL, J., 2022
- SUSANTI, “M Estimation, S Estimation, and MM Estimation in Robust Regression”, **International Journal of Pure and Applied Mathematics**, 91/3, 349-360.
- Y.,PRATIWI, H., SULISTIOWATI, S. &LIANA, T., 2014
- TADJOEDDIN, M. Z., “Inequality and violent conflict: new evidence from selected provinces in Post-Soeharto Indonesia”, **Journal of the Asia Pacific Economy**, 26/3, 552-573.
- YUMNA, A., GULTOM, S. E., RAKHMADI, M. F., & SURYAHADI, A., 2020
- TARLING, R., & “Socio-Economic Determinants of Crime Rates: Modelling Local Area Police-Recorded Crime”, **The Howard Journal of Crime and Justice**, 55/1-2, 207–225.
- DENNIS, R., 2016
- THIO, A., TAYLOR, J.D. & SCHWARTZ, M.D., 2012
- Deviant Behavior** (11th ed.), Boston, Pearson.
- THORSON, J. A.: 1994 “The Use of Least Median of Squares in the Estimation of Land Value Equations”, **The Journal of Real Estate Finance and Economics**, 8/2, 183–190.
- TIERNEY, J.: 2006 **Criminology Theory and Context** (2nd ed), England, Pearson.
- TISCHLER, H.L.: 2010 **Introduction to Sociology** (10 th ed.), Belmont, CA:

Wadsworth.

- TITTLE, C. R.: 1983 “Social Class and Criminal Behavior: A Critique of the Theoretical Foundation”, **Social Forces**, 62/2, 334–358.
- TODOROV, V. & FILZMOSER, P.(2013) “Comparing Classical And Robust Sparse Pca”, **Synergies of Soft Computing and Statistics for Intelligent Data Analysis**(yayımlayan R. Kruse, M. R. Berthold, C. Moewes, M.A. Gil, P. Grzegorzewski & O. Hryniewicz), Berlin, Springer, s.283-291.
- TODOROV, V., & FILZMOSER, P. , 2009 “An object-oriented framework for robust multivariate analysis”, **Journal of Statistical Software**, 32, 1-47.
- TOKA, O., & ÇETİN, 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., ÇETİN, M., & ARSLAN, O., 2021 “Robust Regression Estimation and Variable Selection when Cellwise and Casewise Outliers are Present”, **Hacettepe Journal of Mathematics & Statistics**, 50/1, 289 – 303.
- TREVINO, A. J.: 1989 “Teaching the Sociology of Delinquency Using Films Based on the Novels of S.E. Hinton”, **Humanity & Society**, 13/2, 222–226.
- TUFFERY, S.: 2011 **Data Mining and Statistics for Decision Making**, UK, John Wiley & Sons.
- 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 Peace, Justice and Strong Institutions (t.y.) Erişim Tarihi Ağustos 16, 2022, from <https://www.un.org/sustainabledevelopment/peace-justice>.
- V.E., S., PARK, J., & “Using Data Mining Techniques or Bike Sharing Demand Prediction in Metropolitan City”, **Computer**

- CHO, Y., 2020 **Communications**, 153, 353-366.
- VAN AELST, S., “A Stahel–Donoho Estimator Based on Huberized
VANDERVIEREN, E., Outlyingness”, **Computational Statistics & Data
& WILLEMS, G., 2012 Analysis**, 56/3, 531–542.
- VAN GINKEL, J. R., “Rebutting Existing Misconceptions About Multiple
LINTING, M., RIPPE, Imputation as a Method for Handling Missing Data”,
R. C. A., & VAN DER **Journal of Personality Assessment**, 102/3, 297-308.
VOORT, A., 2020
- BRANDEN, K. V., & “Robustness Properties of A Robust Partial Least
HUBERT, M., 2004 Squares Regression Method” **Analytica Chimica Acta**,
515/1, 229–241.
- VERARDI, V.& “Robust regression in Stata”, **The Stata Journal**, 9/3,
CROUX, C., 2009 439-453.
- VERARDI, V., & “Multivariate Outlier Detection in Stata”, **The Stata
DEHON, C., 2010 Journal**, 10/2, 259–266.
- VERBOVEN, S., “Sequential Imputation for Missing Values”,
BRANDEN, K. V., & **Computational Biology and Chemistry**, 31, 320–327.
GOOS, P., 2007
- WISEK, J. A.: 2006 “The Least Trimmed Squares. Part I: Consistency”,
Kybernetika, 42/1, 1—36.
<https://dml.cz/handle/10338.dmlcz/135697>.
- VITO, G.F. VE **Criminology : Theory, Research, and Policy** (4th
MAAHS, J.R. (2017). ed.), Burlington, Jones & Bartlett.
- WALKLATE, S.: 2007 **Understanding Criminology Current Theoretical
Debates** (3rd ed), England, McGraw-Hill.
- WALSH, A.: 2009 **Biology and Criminology : the Biosocial Synthesis**
(1st ed.), New York, Routledge.
- WANG, H., BAH, M. J., “Progress in Outlier Detection Techniques: A Survey”,
& HAMMAD, M., 2019 **IEEE Access**, 7, 107964–108000.
- WARNER, B. D.: 1999 “Whither Poverty? Social Disorganization Theory in an
Era of Urban Transformation”, **Sociological Focus**,
32/1, 99–113.

- WARNER, B. D.: 2007 “Directly Intervene or Call the Authorities? A Study of Forms of Neighborhood Social Control within A Social Disorganization Framework”, **Criminology**, 45/1, 99–129.
- WILCOX, R.R.: 2003 **Applying Contemporary Statistical Techniques**, Academic Press, USA.
- WILCOX, R.R.: 2005 **Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing** (2 nd ed), Academic Press.
- WILLIAMS III, F.P. VE MCSHANE, M.D.: 2018 **Criminological Theory** (7 th ed), Boston, Pearson.
- WISNOWSKIA J. W., MONTGOMERY, D. C. & SIMPSON, J. R., 2001 “A Comparative Analysis of Multiple Outlier Detection Procedures in the Linear Regression Model”, **Computational Statistics & Data Analysis**, 36, 351–382.
- WONG, K. C.: 2008 “The Study of Criminology in China, Part II: Contemporary Developments”, **China Report**, 44/4, 323–346.
- WU, G., CHEN, C., & YAN, X., 2011 “Modified Minimum Covariance Determinant Estimator and Its Application to Outlier Detection of Chemical Process Data”, **Journal of Applied Statistics**, 38/5, 1007–1020.
- XANTHOPOULOS, P., PARDALOS, P.M. & TRAFALIS, T. B., 2010 **Robust Data Mining**, New York, Springer.
- YALE, C. & FORSYTHE, A.B., 1976 “Winsorized Regression”, **Technometrics**, 18/3, 291–300.
- YANG, S., & BERDINE, G., 2016 “Outliers”, **The Southwest Respiratory and Critical Care Chronicles**, 4/13, 52–56.
- YOHAI, V. J.: 1987 “High Breakdown-Point and High Efficiency Robust Estimates for Regression”, **The Annals of Statistics**, 15/20, 642–656.
- YOHAI, V. J., & ZAMAR, R. H., 1988 “High Breakdown-Point Estimates of Regression by Means of the Minimization of an Efficient Scale”, **Journal of the American Statistical Association**,

83/402, 406–413.

YORULMAZ, Ö. & “Türkiye’de Suç Oranını Etkileyen Sosyoekonomik
GIRAY YAKUT, S., Faktörlerin İncelenmesi: Path Analizine Dayanıklı
2017 Yaklaşım”, **Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari
Bilimler Dergisi**, 39 /1, 307-322.

YORULMAZ, Ö.: 2003 Robust Regresyon ve Mathematica Uygulamaları.
Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal
Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

YORULMAZ, Ö.: 2016 **Dayanıklı İstatistiksel Yöntemler ve R
Uygulamaları**, İstanbul, Beta.

YU, C., & YAO, W. “Robust linear regression: A review and comparison”,
(2017). **Communications in Statistics - Simulation and
Computation**, 46/8, 6261–6282.

YUAN, K. AND “Structural Equation Modeling with Robust
BENTLER, P., 1998 Covariances”, **Sociological Methodology**, 28, 363-396.

YUAN, K.-H., & “Outliers, Leverage Observations, and Influential Cases
ZHONG, X., 2008 in Factor Analysis: Using Robust Procedures to
Minimize Their Effect”, **Sociological Methodology**,
38/1, 329–368.

ZAMAN, T VE BULUT, “Modified Ratio Estimators Using Robust Regression
H., 2019 Methods”, **Communications in Statistics - Theory
and Methods**, 48/8, 2039-2048.

ZHANG, J.: 2013 “Advancements of Outlier Detection: A Survey”, **ICST
Transactions on Scalable Information Systems**,
13/01-03, 1-26.

ZHANG, Y., “Outlier Detection Techniques for Wireless Sensor
MERATNIA, N. & Networks: A Survey”, **IEEE Communications
HAVINGA, P., 2010 Surveys & Tutorials**, 12/ 2, 159-170.

ZHANG, Z.: 1997 “Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with
Application to Conic Fitting”, **Image and Vision
Computing**, 15/1, 59–76.

ZHAO, Y., “Sparse Principal Component Based High-Dimensional
LINDQUIST, M. A., & Mediation Analysis”, **Computational Statistics &**

- CAFFO, B. S., 2020 **Data Analysis**, 142, 1-10.
- ZOU, H., & ZHANG, H. H., 2009 “On the Adaptive Elastic-Net with A Diverging Number of Parameters”, **The Annals of Statistics**, 37/4, 1733–1751.
- ZOU, H., HASTIE, T., & TIBSHIRANI, R., 2006 “Sparse Principal Component Analysis”, **Journal of Computational and Graphical Statistics**, 15/2, 265–286.
- ZOUBIR, A. M., KOIVUNEN, V., CHAKHCHOUKH, Y., & MUMA, M., 2012 “Robust Estimation in Signal Processing: A Tutorial-Style Treatment of Fundamental Concepts”, **IEEE Signal Processing Magazine**, 29/4, 61–80.

ÖZGEÇMİŞ

Eğitim Bilgileri

Derece	Bölüm/Program	Üniversite	Yıl
Lisans	Ekonometri	Uludağ Üniversitesi	2004-2008
Yüksek Lisans	İşletme	Düzce Üniversitesi	2011-2015
Doktora	Sayısal Yöntemler	İstanbul Üniversitesi	2016-2022

Yüksek Lisans Tez Başlığı ve Tez Danışmanı:

Tez Başlığı : Para Politikalarının Bankaların Bireysel Kredileri Üzerindeki Etkisi

Tez Danışmanı : Yrd.Doç.Dr. Oğuz KARA

Akademik Görev(ler):

Görev Unvanı	Görev Yeri	Yıl
Öğretim Görevlisi	Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi Alaplı Meslek Yüksekokulu	Nisan 2017 – Devam Ediyor