

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ KULLANILARAK BÖLGESEL SUÇ
ANALİZİ

Abdullah GENÇAY

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ANKARA
2024

Her hakkı saklıdır

ÖZET

Doktora Tezi

MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ KULLANILARAK BÖLGESEL SUÇ ANALİZİ

Abdullah GENÇAY

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman : Prof. Dr. Recep ERYİĞİT

Suç insanlığın başlangıcından beri hayatın içinde varolagelmış ve toplumlar suçla mücadele etmişlerdir. Suçun henüz oluşmadan engellenmesi, oluşuktan sonra faillerin daha çabuk tespiti dünya genelinde kolluk kuvvetlerinin önemli önceliklerindendir. Suçun önceden tipi, yeri veya sayısı gibi niteliklerinin doğru tahmin edilebilmesi suçla mücadeleye önemli katkılar sağlayacaktır. Suç disiplinlerarası bir olgudur ve her disiplinden farklı ölçülerde etkilendiği gibi bölgesindeki ekonomik durumdan da etkilenerek ortaya çıkmaktadır. Ekonomik göstergelerle suç arasındaki ilişki geçmişten günümüze kadar farklı istatistik yöntemleriyle açıklanmaya çalışılmıştır. Artan veriyle birlikte suçla farklı göstergeler arasındaki ilişkinin makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi yöntemlerle açıklanabilmesi kolaylaşmıştır.

Bu tez çalışması kapsamında geniş bir literatür taraması gerçekleştirilmiş ve suç tahmini alanında kullanılan istatistik, makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleri çok yönlü olarak incelenmiştir. Türkiye'nin İBBS2 (26 bölge) sınıflandırması doğrultusunda oluşturulan özgün veri setiyle çalışma yürütülmüştür. Veri seti kullanılarak literatürde yoğun olarak kullanıldığı tespit edilen Rastgele Orman, K-en Yakın Komşu, Naive Bayes algoritmalarıyla suç oranı tahminlemesi yapılmıştır. Tahmin işlemi farklı eğitim seti ve test seti bölümlenmesi, farklı yıllardaki suçun tahmini gibi çok yönlü olarak gerçekleştirilmiştir. 10 farklı suçla ilgili yapılan tahminlerde Hırsızlık, Sahtecilik ve Yağma suçları başarılı olarak tahmin edilen suçlar olmuştur. Bu suçların üçünün ortalama tahmin başarısı belirtilen yöntemler kullanılarak sırasıyla 0,99, 0,98 ve 0,93 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca 1 ve 2 yıl sonrasının suç oranı tahmininde aynı yıla kıyasla daha iyi tahmin başarısı elde edilmiştir. Rastgele Orman algoritmasının tüm suçlar ve tüm bölgeler açısından diğer algoritmalara kıyasla daha başarılı tahmin yapabildiği görülmüştür. Ayrıca bazı bölgelerde diğer bölgelere kıyasla daha iyi tahmin sonuçları elde edilmiştir.

Temmuz 2024, 107 sayfa

Anahtar Kelimeler : Suç Tahminleme, Makine Öğrenmesi, Yapay Zeka, Sınıflandırma, Kriminolojik Analiz

ABSTRACT

PhD Thesis

REGIONAL CRIME ANALYSIS USING MACHINE LEARNING METHODS

Abdullah GENÇAY

Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Computer Engineering

Supervisor : Prof. Dr. Recep ERYİĞİT

Crime has existed since the beginning of humanity and societies have struggled against crime. Preventing crime before it occurs and identifying perpetrators more quickly after it occurs are important priorities of law enforcement agencies around the world. Accurate prediction of the characteristics of the crime such as type, location or number will make significant contributions to the fight against crime. Crime is an interdisciplinary phenomenon and is affected by each discipline to different extents, as well as by the economic situation in the region. The relationship between economic indicators and crime has been tried to be explained with different statistical methods from past to present. With increasing data, it has become easier to explain the relationship between crime and different indicators with methods such as machine learning and deep learning.

Within the scope of this thesis, an extensive literature review has been conducted and statistics, machine learning and deep learning methods used in the field of crime prediction have been analyzed in a multidimensional manner. The study was conducted with the unique data set created in line with Turkey's NUTS2 (26 regions) classification. Using the data set, crime rate prediction was made with Random Forest, K-Nearest Neighbor, Naive Bayes algorithms, which are found to be used frequently in the literature. The prediction process was carried out in multiple dimensions such as different training set and test set partitioning, prediction of crime in different years. In the predictions of 10 different crimes, theft, forgery and robbery were the most successfully predicted crimes. The average prediction success of three of these crimes was calculated as 0.99, 0.98 and 0.93 respectively, using the mentioned methods. In addition, better prediction success was obtained in predicting the crime rate 1 and 2 years ahead compared to the same year. It was observed that the Random Forest algorithm was able to make more successful predictions for all crimes and all regions compared to other algorithms. Furthermore, certain locations yielded superior prediction outcomes in contrast to others.

July 2024, 107 pages

Key Words: Crime Prediction, Machine Learning, Artificial Intelligence, Classification, Criminological Analysis

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimimin başından tez çalışmamın tamamlanmasına kadar yaptığım tüm araştırmalarda deneyimi ve yardımlarıyla yol gösteren danışman hocam Prof. Dr. Recep ERYİĞİT'e sonsuz teşekkür ederim.

Tez dönemi boyunca çalışmalarına rehberlik eden Tez İzleme Komitesi üyelerim Prof. Dr. Süleyman TOSUN'a ve Prof. Dr. Semra GÜNDÜÇ'e çok teşekkür ederim.

Çalışmanın her anında her ihtiyaç duyduğumda desteklerini esirgemeyen çalışmalarımı titizlikle inceleyen ve katkı sunan Olcay TOSUN'a ve Doç. Dr. Ayça KARTAL hocama çok teşekkür ederim.

Bu süreçte her zaman destek aldığım, varlıklarını ve tecrübelerini esirgemeyen anneme, babama, kardeşlerime, Onur CERAN'a ve Hüseyin Altuğ AYDOĞDU'ya çok teşekkür ederim.

Tüm lisansüstü eğitim hayatım boyunca her zaman yanımda olan sevgili eşim Arife GENÇAY ve kızım Zeynep GENÇAY'a sonsuz teşekkür ederim.

Abdullah GENÇAY
Ankara, Temmuz 2024

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI

ETİK.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	iv
KISALTMALAR DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ	ix
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Kapsamı.....	3
1.2 Tezin Özgün Değeri	4
1.3 Tezin Yapısı	5
2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ÖZETLERİ	7
2.1 Suç Tahminlemesi	7
2.1.1 Suç veri setleri.....	8
2.1.2 Suç tahminlemesi yöntemleri.....	20
2.2 Suç Tahminlemesi Literatürü	24
2.2.1 Literatürün şekil yönünden incelenmesi	25
2.2.2 Literatürün veri setleri, metodlar, alt veri türleri yönünden incelenmesi	26
2.2.3 İstatistik yöntemlerinin suç tahmini ve suçla ilişki göstergelerin belirlenmesine ilişkin çalışmalar	33
2.2.4 Makine öğrenmesi yöntemlerinin suç tahmini ve suçla ilişki göstergelerin belirlenmesine ilişkin çalışmalar	35
2.2.5 Derin öğrenme yöntemlerinin suç tahmini ve suçla ilişki göstergelerin belirlenmesine ilişkin çalışmalar	40
3. MATERYAL ve YÖNTEM.....	54
3.1 Makine Öğrenmesi.....	54
3.1.1 Rastgele Orman (Random Forest - RF) Algoritması	54
3.1.2 K-en Yakın Komşu (K-Nearest Neighbour – KNN) Algoritması.....	56
3.1.3 Naive Bayes (Naive Bayes - NB) Algoritması.....	58
3.2 Makine Öğrenmesiyle Türkiye’de Suç Tahminlemesi	59
3.2.1 Çalışma veri seti.....	59

3.2.2 Suç tahminleme çalışması	70
4. BULGULAR ve TARTIŞMA.....	72
4.1 Suç Türlerine ve Yöntemlere Göre Bulgular	72
4.2 Bölgelere Göre Bulgular	79
4.3 Tartışma.....	87
5 . SONUÇ.....	90
KAYNAKLAR	94
ÖZGEÇMİŞ.....	107



KISALTMALAR DİZİNİ

ABD	Amerika Birleşik Devletleri
xGBoost	Aşırı Gradyan Artırma
UN	Birleşmiş Milletler
GAN	Çekişimli Üretici Ağ
MP	Çok Katmanlı Perceptron
SVM	Destek Vektör Makineleri Algoritması
DL	Derin Öğrenme
DNN	Derin Sinir Ağları
AUC	Eğri Altındaki Alan Metriği
OLS	En Küçük Kareler
CNN	Evrişimsel Sinir Ağları
GSYİH	Gayrisafii Yurt İçi Hasıla
GBR	Gradyan Artırma Regresyonu
POI	İlgi Alanı Noktası
İBBS	İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflandırması
KNN	K-En Yakın Komşu Algoritması
GRU	Kapı Özyinelemeli Geçitler
DT	Karar Ağacı Algoritması
RMSE	Kök Ortalama Kare Hatası
UyKul	Kullanmak İçin Uyğundur Veya Uyarıcı Madde Satın Almak, Kabul Etmek Veya Bulundurmak Ya Da Uyğundur Veya Uyarıcı Madde Kullanmak
LR	Lineer Regresyon
Log.R	Lojistik Regresyon
ML	Makine Öğrenmesi
NB	Naive Bayes Algoritması
NBR	Negatif Binom Regresyon
MOORA	Oran Analizinde Çok Amaçlı Optimizasyon
MSE	Ortalama Kare Hatası
MAE	Ortalama Mutlak Hata
MASE	Ortalama Mutlak Ölçekli Hata
MAPE	Ortalama Mutlak Yüzde Hata
ARIMA	Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama
FE	Sabit Etkiler
RF	Rastgele Orman Algoritması
CART	Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları
TCK	Türk Ceza Kanunu
TÜİK	Türkiye İstatistik Kurumu
IEEE	Uluslararası Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Topluluğu
STRN	Uzamsal Zamanlı Kalıntı Ağı
LSTM	Uzun Kısa Süreli Bellek
RNN	Yinelemeli Sinir Ağı

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1	2020 yılı Dünya geneli kasten öldürme suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranı	11
Şekil 2.2	2020 yılı Dünya geneli hırsızlık suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi	12
Şekil 2.3	2020 yılı Dünya geneli gözaltında, hükümlü, tutuklu sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi	13
Şekil 2.4	İBBS1 düzeyinde coğrafi bölümlleme	16
Şekil 2.5	İBBS2 düzeyinde coğrafi bölümlleme	17
Şekil 2.6	2020 yılı Türkiye İBBS2 cinayet suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi	18
Şekil 2.7	2020 yılı Türkiye İBBS2 hırsızlık suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi	19
Şekil 2.8	Literatür incelemesi kapsamında incelenen yayınların yayın yıllarına göre dağılımı	25
Şekil 2.9	Veri setlerinin kullanımını gösterir koroplet harita	27
Şekil 2.10	Veri setlerinin kapsadığı yıllar	27
Şekil 2.11	Birden fazla kullanılan alt veri türleri grafiği	29
Şekil 2.12	Makine öğrenmesi alanında kullanılan ön sınıflandırma tercihlerinin dağılımı	30
Şekil 2.13	Sınıflandırma ve regresyon uygulamalarının dağılımı	31
Şekil 2.14	Çalışmalarda kullanılan yöntemlerin dağılımı	32
Şekil 2.15	Performans değerlendirme metriklerinin dağılımı	32
Şekil 2.16	Eğitim ve test oranlarının dağılımı	33
Şekil 3.1	Örnek RF tahmin gösterimi	56
Şekil 3.2	Örnek KNN tahmin gösterimi	58
Şekil 3.3	Gayrisafii yurt içi hasıla İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	64
Şekil 3.4	İşsizlik oranı İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	64
Şekil 3.5	Kasten öldürme suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	65
Şekil 3.6	Hırsızlık suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	65
Şekil 3.7	Kaçakçılık suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	66
Şekil 3.8	Sahtecilik suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	66
Şekil 3.9	Uyılmal suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	67
Şekil 3.10	UyKul suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	67
Şekil 3.11	Yağma suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	68
Şekil 3.12	Yağma suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	68
Şekil 3.13	Dolandırıcılık suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	69
Şekil 3.14	Hakaret suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması	69
Şekil 4.1	Tahmin sonuçlarının eğitim ve test seti bölümlleme oranları açısından kıyaslanması	76
Şekil 4.2	Tahmin sonuçlarının yöntemler ve yıllar açısından kıyaslanması	77
Şekil 4.3	1 ve 2 yıl sonrası tahmin doğruluk oranının tüm yöntemler açısından kıyaslanması	78
Şekil 4.4	En başarılı tahmin edilen 4 suç	79
Şekil 4.5	KNN yöntemiyle 1 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu	82
Şekil 4.6	KNN yöntemiyle 2 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu	82
Şekil 4.7	RF yöntemiyle 1 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu	83
Şekil 4.8	RF yöntemiyle 2 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu	83
Şekil 4.9	KNN yöntemiyle yapılan tahminlere ilişkin confusion matrix	85
Şekil 4.10	NB yöntemiyle yapılan tahminlere ilişkin confusion matrix	86
Şekil 4.11	RF yöntemiyle yapılan tahminlere ilişkin confusion matrix	87

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1	Chicago polis departmanı suç veri seti alanları	10
Çizelge 2.2	2020 yılı dünya geneli kasten öldürme suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması	10
Çizelge 2.3	2020 yılı dünya geneli hırsızlık suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması	11
Çizelge 2.4	2020 yılı dünya geneli anlık gözaltında, hükümlü, tutuklu sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması	12
Çizelge 2.5	2020 yılı Türkiye ibbs2 kasten öldürme suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması	18
Çizelge 2.6	2020 yılı Türkiye İBBS2 hırsızlık suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması	19
Çizelge 2.7	Türk Ceza Kanunu sınıflandırması doğrultusunda ABD, Kanada ve Türkiye’de daha fazla meydana gelen suçlar	21
Çizelge 2.8	Literatür incelemesi kapsamında incelenen yayınların türlerine göre dağılımı.....	25
Çizelge 2.9	İncelenen makalelerin dizin türlerine göre dağılımı	26
Çizelge 2.10	Alt veri türlerinin detaylı kullanım sayıları	29
Çizelge 2.11	İstatistik yöntemiyle yapılan çalışmalar.....	35
Çizelge 2.12	İngiltere’de yapılan çalışma bulguları	38
Çizelge 2.13	Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılan tahmin çalışmaları.....	40
Çizelge 2.14	Derin öğrenme yöntemleri kullanılan tahmin çalışmaları.....	42
Çizelge 3.1	Veri setinde bulunan veri / alt veri türleri ve açıklamaları	60
Çizelge 3.2	Veri setinde bulunan bazı verilerin ortalamaları.....	63
Çizelge 3.3	Suç tahminleme çalışması girdi ve çıktı verileri.....	70
Çizelge 3.4	Örnek çalışma süreleri	71
Çizelge 4.1	Türkiye geneli suç oranı tahminleme sonuçları	73
Çizelge 4.2	26 bölge geneli ortalama suç oranı tahminleme sonuçları.....	74
Çizelge 4.3	27 bölge ortalama suç oranı tahminleme sonuçları.....	75
Çizelge 4.4	%80-% 20 eğitim-test seti 27 bölge ortalama tahmin sonuçları	77
Çizelge 4.5	Tüm yöntemlerde başarı oranı yüksek 3 suç.....	79
Çizelge 4.6	Bölgelere göre tahmin başarısı (tüm yöntemler, tüm yıllar).....	80
Çizelge 4.7	Bölgelere göre tahmin başarısı (2 yöntem, 2 yıl).....	81

1. GİRİŞ

İnsanlık tarihi kadar eski suçun işlenme sıklığının artması, toplumsal düzene olan olumsuz etkileri toplumları ve araştırmacıları nedenini anlamaya yönlendirmiştir. Suç hukuki olmasının yanında ekonomik, psikolojik ve sosyal yönleri olan bir olgudur. Bu çok yönlülük sadece suçu araştırma sırasında değil ayrıca suçla mücadele sürecinde de dikkatle ele alınmasını gerektirmektedir (Adebayo 2013; Emsley 2018).

Suçun ortaya çıkış nedenini açıklamaya çalışan teorilerden Rutin Aktivite Teorisi (Routine activities/lifestyle theory) sahip olunan bir takım kişisel özelliklerin suç işlemeye sebep olduğunu savunurken Rasyonel Teori (Rational Theory) ise suçlunun çevresinde gelişen olaylara verdiği tepkilerle ortaya çıktığını savunur (Nagin ve Paternoster 1993). Rasyonel tercih bakış açısıyla suçtan elde edilecek kar ile cezadan ortaya çıkacak acı saiklerinden güçlü olan suçun işlenip işlenmeyeceğini ortaya çıkaracaktır (Eide vd. 2006). Ayrıca bir rasyonel suçlunun zamanını yasal faaliyetlerden elde edebileceği getirilerle yasal olmayan faaliyetlerden elde edebileceği getirileri kıyaslayarak yöneteceği söylenebilir. Rasyonel bir suçlunun gözünden bu duruma suçun fayda maliyet analizi olarak bakılabilir (Raphael ve Winter-Ebmer 2001).

Rutin Aktivite Teorisi daha çok suçun kişisel özelliklerden kaynaklandığını söylerken, Rasyonel Teori kişisel özellikler yerine çevresel etkilerin daha önemli olduğunu savunur. Suçluların suçla elde edeceği faydayla legal faaliyetlerle elde edeceği faydayı kıyaslama eğiliminde olduğu ve kıyaslama sonucunda fayda maliyet analizleri yaparak suça karar verdiklerine ilişkin araştırmalar yapılmaktadır (Raphael ve Winter-Ebmer 2001; Miceli 2013).

Öte yandan suçun işlenmesi mağdurda panik ve refah kaybına yol açarken, mağdur dışındaki çevrede korku ve güvende hissetmeme durumlarının oluşmasına yol açar. İşlenen suçun türüne ve seviyesine göre toplumdaki ekonomik politik ve sosyal güvenlik gibi açılardan toplumdaki güven duygusu zarar görür. Ayrıca uluslararası alanda yabancı yatırımların kaybedilmesine, devletler arası ilişkilerin zarar görmesine sebep olarak kalkınmayı olumsuz yönde etkiler (Adebayo 2013; Aytekin ve İbrahim 2022).

Bir suçlunun suça neden karıştığıının ya da suçu neden işlediğinin tespit edilebilmesi ve elde edilen nedenlerin suça yönlendirme konusunda etkilerinin belirlenebilmesi suçla mücadele sürecine katkı sağlayacaktır. Ayrıca farklı suç tipleri için mücadelenin, suça etki nedenlerinin, bölgeler seviyesinde etkilerinin aynı olmayacağının bilinmesi önemlidir (Becker 1968).

Suç kavramı köklerini insanlığın başlangıcından almaktadır. Suç, işlendiği toplumda toplumsal düzeni ve ahlaki düzeni bozması nedeniyle devletler tarafından mazur görülmeyen ve yasal olarak ceza karşılığı planlanmış eylemlerdir (Emsley 2018; TDK 2022).

Bir bölgedeki ekonomik durumun iyileşmesinin suçun ortaya çıkışını durdurabileceği konusu araştırmalar sonucunda elde edilmiş olan önemli bulgulardandır. Belirtilen ekonomik durumun iyileşmesi enflasyon, işsizlik gelir durumu gibi ekonomik göstergelerdeki farklılıklar dikkate alınarak hesaplanabilmektedir (H. Wang vd. 2016; B. Wang vd. 2019). Doğruluk oranı yüksek bir suç tahmin modelinin oluşturulduktan sonra benzer tahmin oranlarına başka bölgelerde ulaşılabilmesi, oluşturulacak suç tahmin modelinin güçlülüğünü sağlayacak önemli bir husustur. (X. Zhang vd. 2020; Safat vd. 2021). Tahmin yapısı güçlü bir yapının kurulması sonrasında hem polis hem jandarma kuvvetleri açısından yürütülecek devriye faaliyetlerinin etkinliği önemli derecede artacak ve dolaylı olarak yargı makamlarının da iş yükünde önemli bir rahatlama sağlanabilecektir (Gerber 2014; Kang ve Kang 2017).

Ayrıca herhangi bir olayın olmadan önce tahmin edilmesine dönük çalışmalar gibi suçun da işlenmeden önce yerine, zamanına, türüne ya da sıklığına yönelik yenilikçi tahmin çalışmaları yapılmaya devam etmektedir. Yapılan çalışmalar sonucunda doğru bir tahmin yapısının oluşturulmuş olmasıyla, daha güvenli bir yaşam alanı oluşturulması hedeflenmektedir (Wang vd. 2016; Wang vd. 2019).

Bir bölgedeki suçun fazlalığı kamu güvenliğini, çocuk gelişimini ve yetişkinlerin sosyoekonomik durumlarını dolayısıyla genel yaşam kalitesini olumsuz olarak etkilemektedir. Bir suçun neden meydana geldiğini, hangi sosyal etkenin suçla doğrudan

ilişkili olduğunun belirlenmesinin yanında bir sonraki suçun ne zaman ve nerede meydana geleceğinin tahmin edilmesine dair birçok araştırma önemli veriler sunmaktadır (Wang vd. 2016).

Sosyal etkenlerin ve ekonomik göstergelerin de suçla ilişkisinin araştırıldığı çalışmalar bulunmaktadır. Bu çalışmalarda özellikle suç göstergesi olarak Malvarlığına Karşı İşlenen Suçlar diğer göstergeler olarak işsizlik, ücret, yoksulluk, enflasyon ve kişi başı gelir gibi veriler kullanılmaktadır. Bunun yanında hukukun işleyişi, adalet algısı, sosyo-kültürel yapının da suçu etkileyen faktörler arasında olacağı değerlendirilmektedir (Yılmaz 2022).

Disiplinlerarası bir olgu olan suçla ilgili çalışmalarda diğer disiplinlere ait verilerin de çalışmalara dahil edildiği incelenen çalışmaların büyük bölümünde göze çarpmaktadır. Özellikle ekonomik, sosyal, meteorolojik, ıslah rejimi etkileri gibi göstergelerin suçla ilgisine ilişkin birçok çalışma yapılmıştır (Dash vd. 2018; Ma vd. 2022; B. Zhou vd. 2022).

Bu çalışmaya başlanırken kolluk kuvvetlerinin önemi bir ihtiyacı olan suç tahmininin başarılı bir şekilde yapılması sağlanarak, yatırım ve karar süreçlerine destek olunacak yapıların kurulması motivasyonu ile yola çıkılmıştır. Bu tür yapıların oluşturulması sürecinde geleneksel yöntemlerle yapılmış uygulamalar incelenmiş, artan veriye uygun güncel metotlar kullanılarak suç tahminlemesi yapılmaya çalışılmıştır. Çalışma kapsamında oluşturulmuş veri seti başka bir çalışmada kullanılmamış ve yazar tarafından oluşturulmuş olması nedeniyle özgün bir yapıdadır.

1.1 Tezin Kapsamı

Suçun önlenmesi için oluşturulmuş olan yasaların her alanda olması, ayrıca suçun önlenmesi aşamasında sosyoloji, psikoloji, kriminoloji ve hukuk gibi bilim alanlarının etkileşim içerisinde çalışmasının gerekliliği suçun disiplinler arası olduğunun göstergesidir (Filiztekin 2013; Tunca 2022). Suçu etkileyen göstergelerin ortaya konulabilmesi, suçun nedenleriyle ilişkili mevcut bilgilerin güncellenebilmesinin

sağlanması suçla mücadele sürecinde önemi büyük hususlardır. Suçun disiplinler arası bir olgu olması, mücadele sürecinde farklı disiplinlerden faydalanılarak ortak çalışmalar ortaya konulmasını gerektirmektedir. Hangi suç türünün ilerleyen dönemde ne kadar meydana geleceği, tüm suçlar açısından gelecekteki durumun nasıl olacağı konusu birçok araştırmanın odağındadır.

Bu çalışma da, literatürde gözlemlenen ekonomik gösterge-suç ilişkisinin makine öğrenmesi (ML) yöntemleriyle tespit edilebilmesi amacıyla kapsamlı bir literatür taraması yapılmıştır. Tarama işlemi kapsamında literatür örnekleri türleri, indekslendikleri dizinler, veri setleri, bu veri setlerinin kapsadığı yıllar, veri setlerindeki alt veri türleri, kullanılan yöntemler, kullanılan metrikler gibi birçok açıdan kapsamlı bir şekilde incelemeye tabi tutulmuştur. Literatür taraması sırasında istatistik, makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleriyle yapılmış çalışmalardaki önemli bulgular çalışma içerisinde özetlenmiştir.

Literatür taraması sonrasında Türkiye'ye özel bir veri seti hazırlanmış ayrıca taramada ortaya çıkmış olan sık kullanılan yöntemler, performans değerlendirme kriterleri, veri setleri dikkate alınarak çalışma yürütülmüştür. Çalışma sonrasında elde edilen bulgular suç türlerine göre ve yöntemlere göre detaylı bir şekilde incelenmiş ve son olarak yine aynı bulgular bölgeler açısından değerlendirilmiştir.

Yapılmış olan tüm bu çalışmalarla her yöntemin etkinliğinin ve her bölgenin suç tahmini sonuçlarının detaylı bir şekilde ortaya konulması amaçlanmıştır. Ayrıca bu amaca ilave olarak bu alanda araştırma, değerlendirme, uygulama gibi çalışmalar yapmak isteyen araştırmacılara yol gösterici olunması hedeflenmiştir.

1.2 Tezin Özgün Değeri

Çalışma kapsamında oluşturulan veri seti Türkiye'deki 26 bölgeye ilişkin verileri sunan içerisinde 10 farklı suç, Gayrisafii Yurt İçi Hasıla, Gini, İşsizlik Oranı, Nüfus, Okuma Yazma Bilmeyen Nüfus (15 Yaş Üstü) verilerini 17 yıllık dönemi kapsayacak şekilde

barındıran ilk veri seti olması nedeniyle özgün bir niteliktedir. Ayrıca başka ülkelerdeki veri setlerinde denenmiş olmasına rağmen Türkiye için oluşturulmuş olan özgün veri seti kullanılarak makine öğrenmesi yöntemleriyle suç tahminlemesi yapılması çalışmanın başka bir özgün değeridir.

Bir diğer özgün değer benzer çalışmalardan farklı olarak suç tahminin aynı yıldaki suçun tahmininin yanında 1 ve 2 yıl sonrası suçun tahmini şeklinde üç farklı tahmin sonucu şeklinde ortaya konulmuş olmasıdır.

Sonuç olarak literatür örneklerinde yoğun bir şekilde kullanıldığı tespit edilen Rastgele Orman (RF), K-en Yakın Komşu (KNN) ve Naive Bayes (NB) yöntemleriyle 26 bölge ve Türkiye genelinde üç farklı yıl hedefli suç tahmini yapılmış ve yine literatür örneklerinin yoğun bir şekilde kullanıldığı tespit edilen veri setinin %80-%20 eğitim seti-test seti şeklinde bölünmesiyle başarılı bir tahmin yapıldığı görülmüştür. Bazı bölgelerde daha başarılı tahmin sonucuna ulaşılması bazı bölgelerde ise başarı oranının artırılma ihtiyacının varlığı önemli tespitlerdendir.

1.3 Tezin Yapısı

Tez, ayrıntılı bir şekilde hazırlanmış olan Giriş, Tezin Kapsamı, Tezin Özgün Değeri ve Tezin yapısı bölümleriyle başlamıştır. Devamında Kuramsal Temeller ve Literatür başlığı altında Suç veri setleri detaylı olarak anlatılmış, Dünya geneli ve Türkiye geneli harita görünümüne yer verilmiştir.

Çalışmanın devamında detaylı bir literatür taraması sunulmuştur. Literatür taraması kısmında Google Scholar, IEEE, ACM ve Science Direct global kütüphanelerinden tarama yapılarak detaylı incelenmesi gerektiği tespit edilen 155 farklı yayın incelenmiş bu yayınların şekil, veri setleri, metodlar, alt veri türleri yönleriyle analizi yapılmıştır. Ayrıca istatistik, makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleri kullanılarak yapılmış suç tahminlemesi çalışmalarından önemli olarak görülenler detaylı olarak anlatılmıştır.

Çalışmanın Materyal ve Yöntem bölümünden uygulanacak 3 farklı makine öğrenmesi yöntemi anlatılmış, tahmini yapılacak 10 farklı suç ve diğer göstergeler açıklanmış, göstergelerin ve suçların bölgelere göre yoğunluk haritaları sunulmuştur. Yapılan suç tahminleme çalışmasının detayları açıklanmıştır.

Dördüncü bölüm olan Bulgular ve Tartışma bölümünde suç tahminleme çalışması sonucunda elde edilen bulgular detaylı olarak kıyaslanmıştır. Kıyaslama işlemi suç türlerine göre kıyaslama, yöntemlere göre kıyaslama ve bölgelere göre kıyaslama şeklinde olmuştur. Bulguların kıyaslanması sonucunda bulgular tartışma bölümünde detaylı bir şekilde açıklanmıştır. Ve son olarak Sonuç bölümünde çalışma boyunca elde edilmiş tüm deneyim açıklanmış ve gelecekte aynı alanda yapılacak araştırmacılara yön gösterici fikirler sunulmuştur.

2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ÖZETLERİ

2.1 Suç Tahminlemesi

Suç tahminlemesi ve suçla ilişkili göstergelerin ortaya konulması geçmişten beri önemli bir araştırma konusu olmuştur. Hangi göstergenin suçu ne kadar etkilediğini belirlemek, bu gösterge verilerine göre meydana gelecek suçları sayı, yer, tarih konusunda tahmin ederek uygun önlemler almak bu araştırmaların temel hedefini oluşturmaktadır. Suç tahminlemesi yaparken mevcut teknolojik yöntem ve veri setleri kullanılmıştır.

1990lı yıllarda başlamış olan suç tahminleme çalışmaları günümüzde ilk başladığı yıllara göre hem kullanılan yöntemler açısından hem de veri miktarı açısından değişimler yaşamıştır. Suç tahminlemesi ilk yıllarında istatistik yöntemleri kullanılarak yapılmıştır (Allan ve Steffensmeier 1989; Tsushima 1996).

Yıllar içerisinde suçla ilgili verinin artan kullanılabilirliği araştırmacıları suç tahmini konusunda genel istatistik yöntemlerinden makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi alanlara yönlendirmiştir. Bu alandaki son gelişmeler de dikkate alınarak Suç tahminlemesi literatürü bölümünde 1990'lardan günümüze araştırmacıların kullandıkları yöntemlerde değişen eğilimler, son teknolojik yöntemler tartışılacak ve mevcut duruma geniş bir bakış açısı sunulacaktır (Allan ve Steffensmeier 1989; Feng vd. 2019; Saraiva vd. 2022).

Suç tahmini hem yöneticiler hem de bilim insanları için cazip bir konudur. Veri setleri kullanılarak tahmini işlemi birkaç ana adımdan oluşmaktadır. Tahmin işlemi veri toplama ile başlayıp test ile sonuçlanan titiz bir işlemdir. Bu adımlar veri toplama, toplanmış veri içerisinde uygun veri alt türlerinin seçimi, veri ön işleme, model geliştirme, eğitim, test ve sonuçlara göre modelin iyileştirmesi adımlarını içermektedir. Veri toplama işlemi için farklı birçok veri seti bulunmaktadır. Açık kaynaklardan ulaşılabilen bu veri setlerinin ihtiyaca göre seçilerek veri alt türleri incelenir ve bu alt türlerden çalışmaya dahil edilecekler kullanılır. Devamında veri ön işleme sırasında veri temizlenip dönüştürülerek

modele uygun hale getirilmesi işlemleri uygulanır. Eğitim aşamasında geliştirilmiş olan modele hazır hale gelmiş veri uygulanarak test aşamasında geçilir. Test sonrasında modelin performansı değerlendirilerek ihtiyaç varsa iyileştirmeler uygulanır. Belirtilen sürecin tamamı sırasında araştırmacının geçmiş deneyimleri, titizliği, yöntemi, yapılan seçimler, araştırma ekibi gibi detaylar sonuçları etkilemektedir.

Suç tahmini alanında yapılan bu tahmin çalışması sonrasında elde edilecek başarının suçla mücadele eden birimlerinin karar süreçlerine destek vermek için kullanılabilir. Suçun önlenmesi için doğru bir tahmin yapısının kurulması geçmiş suç patternleri, göç, eğitim, suç işleme sıklığı, ekonomik veriler gibi verilerin doğru değerlendirilmesini gerektirmesi nedeniyle birçok zorluk içermektedir. Bu zorlukların yanında birden fazla coğrafi alanda doğruluğu kanıtlanmış bir yapı, suçla mücadele eden tüm kurumların karar destek mekanizmalarına önemli bir katkı sağlayacaktır (Zhang vd. 2020; Safat vd. 2021).

Tahmin yapısı güçlü bir mekanizmanın kurulmuş olması suçun önlenmesi açısından etkin bir polis devriyesinin icrası, yargılama süreci işgücünün ortadan kalkması gibi anlamlı getirilerin elde edilmesini sağlayacaktır (Kang ve Kang 2017; Tunca 2022).

2.1.1 Suç veri setleri

Suç veri setleri içerisinde suçlara ilişkin farklı öznelilikler barındıran farklı boyutlarda olabilen, farklı formatlara sunulabilen ve soruşturmanın farklı anlarında toplanabilen verilerden oluşan veri setleridir. Ülkeye bağlı olarak, veriler suç istatistiklerine dahil edilmek üzere suçun polise ilk bildirildiği anda veya suçun ilk bildirilmesinden sonra ancak tam bir soruşturmadan önce veya suç soruşturulduktan sonra toplanır. Ülkemizde açık kaynaklardan yayınlanan suç veri setleri adalet bakanlığının yıllık yayınladığı hükümlü sayılarından oluşmakta dolayısıyla soruşturma ve kovuşturma evresi bitip fail ceza aldıktan elde edilmiş olan veri sunulmaktadır (TÜİK 2024; UN 2024).

Suç veri seti oluşurken soruşturma ve kovuşturmanın hangi aşamasında verinin toplandığı veri setine eklenebilecek alanları etkilemektedir. Suç olduğu anda ilk giden kolluk

personelinin veriyi toplaması durumunda suç tipi/adı (ilk tespit edilen), suç tarihi, suç saati, suç koordinatları, suç adresi, hangi polis devriyesinin mıntıkasında olduđu, fail belli/meçhul, fail yakalandı/yakalanamadı gibi bilgileri toparlayarak veri setini oluştururken, suç kovuşturmasının (yargılama süreçleri) tamamlanması sonrasında verilen hükümle veri toplanması durumunda suç tipi/adı, hüküm yılı gibi veriler veri setini oluşturmaktadır. Veri setlerinin tamamında mahremiyete dikkat edildiđi açık adresi, kiři bilgisi gibi alanların çıkarılarak verinin açık erişimli hale getirildiđi görölmektedir. Geniş bir veri setinde **çizelge 2.1'**de bulunan alanlar bulunabilmektedir. Ayrıca bu veri setindeki alanlara ilave olarak failin yaşı, failin cinsiyeti, mağdurun yaşı, mağdurun cinsiyeti gibi bilgileri farklı veri setlerinde görmek mümkündür (CPD 2024; TÜİK 2024).

Ayrıca suçun meydana gelmesi sonrasında alınan ifadelerden, suç tipinden kaynaklı olarak oluşturulmuş farklı türde veri setlerini görmek mümkündür. Bu veri setleri daha özelleşmiş alanları içerdiđinden bu alanda çalışan araştırmacıların ve kamu kurumları tarafından kullanılmaktadır. Örnek olarak Ülkelere Göre Kanabinoid Ticareti Veri seti, Nükleere Santrallere Yönelik Gerçekleştirilen Siber Saldırıları Veri Seti gibi veri setleri özelleşmiş veri setleri olarak gösterilebilir (UN 2024).

Suç veri setleri oluşturulurken mağdurun suçu bildirmemesi, suç kaydını giren veri giriş personelinin eksik, yanlış veri girmiş olması, suç bilgisinde ad, bölge gibi alanların güncellenmesinin veri setine yansımamış olması gibi durumlar veri setinin sağlıklı oluşmasında önemli kısıtlardır.

Birleşmiş Milletler Uyuşturucu ve Suç Ofisi tarafından üye ülkelerin tamamından alınan suç verileriyle oluşturulan veri setleri dünya genelinde ülkelerin suç ve suçluyla mücadelelerine ilişkin önemli veriler sunmaktadır. Bu veriler ışığında cinayet suçu, hırsızlık suçu ve gözaltında, hükümlü, tutuklu, şahıs sayısını gösteren farklı yıllardaki veriler önemli bilgiler sunmaktadır. Bu yıllardan 2020 yılına ait veriler derlenerek ilgili şekil ve çizelgelerde sunulmuştur (**Çizelge 2.2-2.4, Şekil 2.1-2.3**).

Çizelge 2.1 Chicago polis departmanı suç veri seti alanları

Veri Seti Alanı	Alan Açıklaması
Kayıt Numarası	Suç kayıt numarası
Dosya Numarası	Dosya Numarası
Tarih	Tarih ve saat
Blok	Suç bloğu. Haritalama altyapısı için bölgenin bloklandırılması sonrasında suçun meydana geldiği blok bilgis
Suç Kodu	Bölgeye özel suç veritabanlarında Suç kategorisiyle eşleştirilmiş olan kod bilgisi
Suç Tipi / Adı	Suç kategorisi
Açıklama	Suç alt kategorisi
Olay Yeri Açıklaması	Olay yerine ilişkin genel bilgi. İleride uygun kategorilendirme için. Sokak, AVM, metruk bina vb.
Yakalama Durumu	Failin yakalanıp yakalanmadığı
Aile İçi Kaydı	Fail ve kurban arasındaki ilişkinin aile içi ilişki olup olmadığı
Devriye Mıntıka Kodu	Mıntıkadan sorumlu polis devriyesi kodu
Bölge	Bölge bilgisi
Semt	Semt bilgisi
Mahalle	Mahalle bilgisi
FBI Code	Bölgeye özel raporlama sistemindeki suç tipi kodu
X Koordinat	Bölge projeksiyonundaki X koordinatı
Y Koordinat	Bölge projeksiyonundaki Y koordinatı
Yıl	Olayın meydana geldiği yıl
Son Güncelleme	Son güncelleme saat ve tarihi
Enlem	Olayın meydana geldiği yerin enlemi
Boylam	Olayın meydana geldiği yerin boylamı
Lokasyon	Haritaların ve diğer coğrafi işlemlerin oluşturulmasına olanak tanıyan bir formatta olayın meydana geldiği konum.

Çizelge 2.2 2020 yılı dünya geneli kasten öldürme suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması

S.N.	Ülke Adı	Oran	S.N.	Ülke Adı	Oran
1	Jamaika	49,14	126	İtalya	0,48
2	Honduras	38,57	127	Makao	0,44
3	Guyana	36,13	128	Katar	0,43
4	Güney Afrika	33,96	129	Hong Kong	0,37
5	SV ve Grenadinler	31,54	130	Singapur	0,36
6	Saint Lucia	31,24	131	Japonya	0,34
7	Meksika	30,51	132	Vanuatu	0,32
8	Venezuela	29,43	133	Umman	0,31
9	Colombia	28,91	134	Kuwait	0,25
10	Belize	27,85	135	Tayland	0,01
35	Türkiye	9,51			

Kasten Öldürme Suçu - 2020

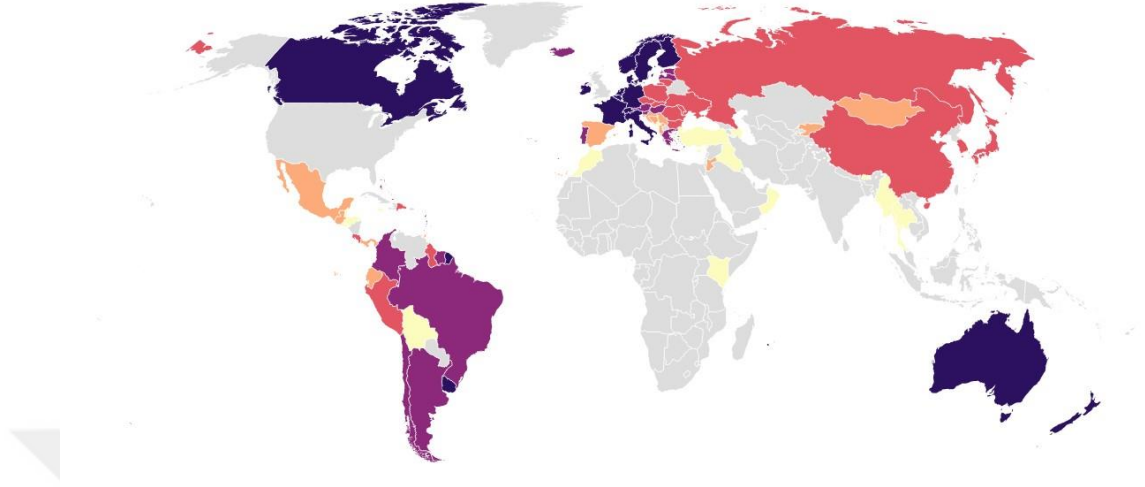
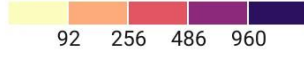


Şekil 2.1 2020 yılı dünya geneli kasten öldürme suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranı

Çizelge 2.3 2020 yılı Dünya geneli hırsızlık suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması

S.N.	Ülke Adı	Oran	S.N.	Ülke Adı	Oran
1	Uruguay	3458,56	76	Umman	28,22
2	İsveç	2999,70	77	Fas	27,26
3	Yeni Zelanda	2650,51	78	Bolivya	26,94
4	Finlandiya	2438,41	79	Honduras	24,22
5	Danimarka	2438,22	80	Jamaika	21,06
6	Grenada	2210,04	81	Azerbaycan	18,31
7	Avustralya	1888,08	82	Kenya	16,75
8	Norveç	1608,21	83	Belize	10,13
9	İsviçre	1452,49	84	Myanmar	5,78
10	SV ve Grenadinler	1385,80	85	Irak	0,32
72	Türkiye	46,97			

Hırsızlık Suçu - 2020

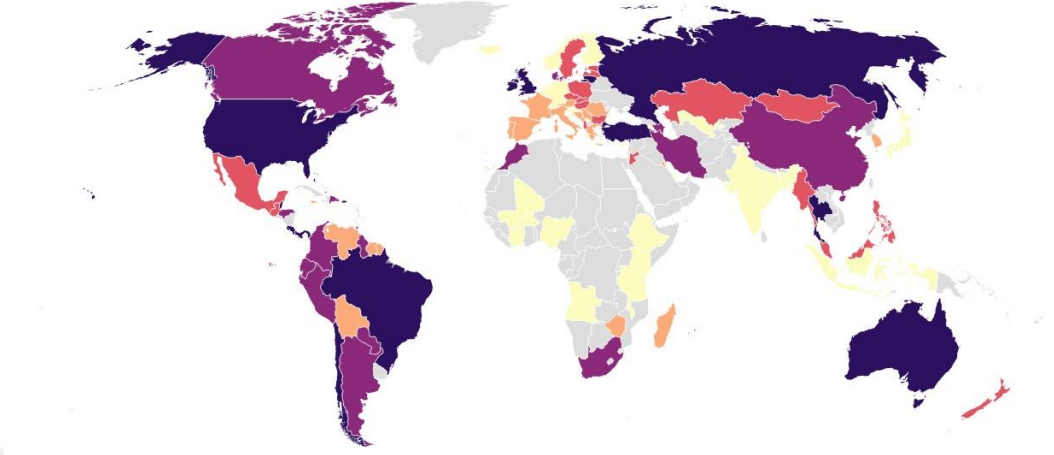
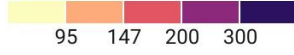


Şekil 2.2 2020 yılı dünya geneli hırsızlık suçu olay sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi

Çizelge 2.4 2020 yılı Dünya geneli anlık gözaltında, hükümlü, tutuklu sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması

S.N.	Ülke Adı	Oran	S.N.	Ülke Adı	Oran
1	ABD	1656.42	104	Tanzanya	52.57
2	Litvanya	735.29	105	Finlandiya	50.22
3	SV ve Grenadinler	676.65	106	Bangladeş	49.64
4	Antigua ve Barbuda	514.76	107	Güney Kıbrıs Rum Kesimi	48.56
5	Şili	511.11	108	Filistin	39.91
6	Tayland	509.28	109	Japonya	37.15
7	Dominik	508.37	110	Mali	35.44
8	Belize	481.62	111	Hindistan	34.98
9	Türkiye	481.06	112	Burkina Faso	34.39
10	Avustralya	475.07	113	Nijerya	29.95

Gözetiminde, Hükümlü, Tutuklu Oranı - 2020



Şekil 2.3 2020 yılı dünya geneli gözetiminde, hükümlü, tutuklu sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi

Cinayet suçu açısından 133 ülke versinin bulunduğu **çizelge 2.2**'de yüz bin nüfustaki olay sayısı 30'un üzerinde olan Jamaika, Honduras, Guyana, Güney Afrika, Saint Vincetn ve Grenadinler, Saint Lucia ve Meksika en fazla cinayet suçunun işlendiği ülkeler, yüz bin nüfustaki olay sayısı 0.5'in altında olan İtalya, Makao, Katar, Hong Kong, Singapur, Japonya, Vanuatu, Umman en az cinayet suçunun işlendiği ülkeler olduğu görülmektedir. Bu tabloda ülkemiz yüz binde 9.51 ile 35. sırada yer almaktadır.

Hırsızlık suçu açısından 133 ülke versinin bulunduğu **çizelge 2.3**'te yüz bin nüfustaki olay sayısı 1500'ün üzerinde olan Uruguay, İsveç, Yeni Zelanda, Finlandiya, Danimarka, Grenada, Avustralya, Norveç en fazla hırsızlık suçunun işlendiği ülkeler, yüz bin nüfustaki olay sayısı 25'in altında olan Honduras, Jamaika, Azerbaycan, Kenya, Belize, Myanmar, Irak en az hırsızlık suçunun işlendiği ülkeler olduğu görülmektedir. Bu tabloda ülkemiz yüz binde 46.97 ile 72. sırada yer almaktadır.

Benzer bir şekilde Dünya geneli anlık yüz bin nüfustaki gözetiminde, hükümlü, tutuklu oranlarının gösterildiği **çizelge 2.4** ve **şekil 2.3** incelendiğinde ABD, Litvanya, Saint

Vincent ve Grenadinler, Antigua ve Barbuda, Şili, Tayland anlık olarak 500’den fazla kişinin, Filistin, Japonya, Mali, Hindistan, Burkina Faso ve Nijerya’nın ise anlık olarak 40’ın altında kişinin güvenlik gereği özgürlük sınırlamasına tabi tutulduğu ülkeler olduğu görülmektedir. Ülkemiz bu listede 481,06 kişiyle 9. sıradadır.

Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) ülkemizdeki suç verileri farklı periyotlarda ve farklı bölge sınıflamalarına göre yayınlanmaktadır. TÜİK veritabanlarında 3 farklı bölgesel ayırım bulunmaktadır. İBBS1 (İstatistiki Bölge Birimleri Sınıflandırması), İBBS2, İBBS3 sınıflandırmaları sırasıyla 12 bölgeli sınıflandırma, 26 bölgeli sınıflandırma, 81 bölgeli sınıflandırma (81 il) olarak planlanmıştır. Bu sınıflandırmalara ait detaylı bilgiler **şekil 2.4-2.5**’te gösterilmiştir. Bu sınıflandırma sistemine Avrupa Birliği Bölgesel İstatistik Sistemine uygunluğun sağlanabilmesi amacıyla Bakanlar Kurulu Kararı’ya geçiş yapılmıştır. Söz konusu karar 2002/4720 sayılı karardır (Kurulu 2002).

Suç verisi açısından paylaşılan veriler incelendiğinde geçmişe dönük yıllık suçun işlendiği yere göre hükümlü verisinin en geniş şekilde İBBS2 bölümlemesine göre sunulduğu görülmüştür. Ülkemizdeki suç oranlarına genel olarak bakıldığında İBBS2 sınıflandırmasında cinayet ve hırsızlık suçu 2020 hükümlü verileri **çizelge 2.5-2.6, şekil 2.6-2.7**’de sunulmuştur.

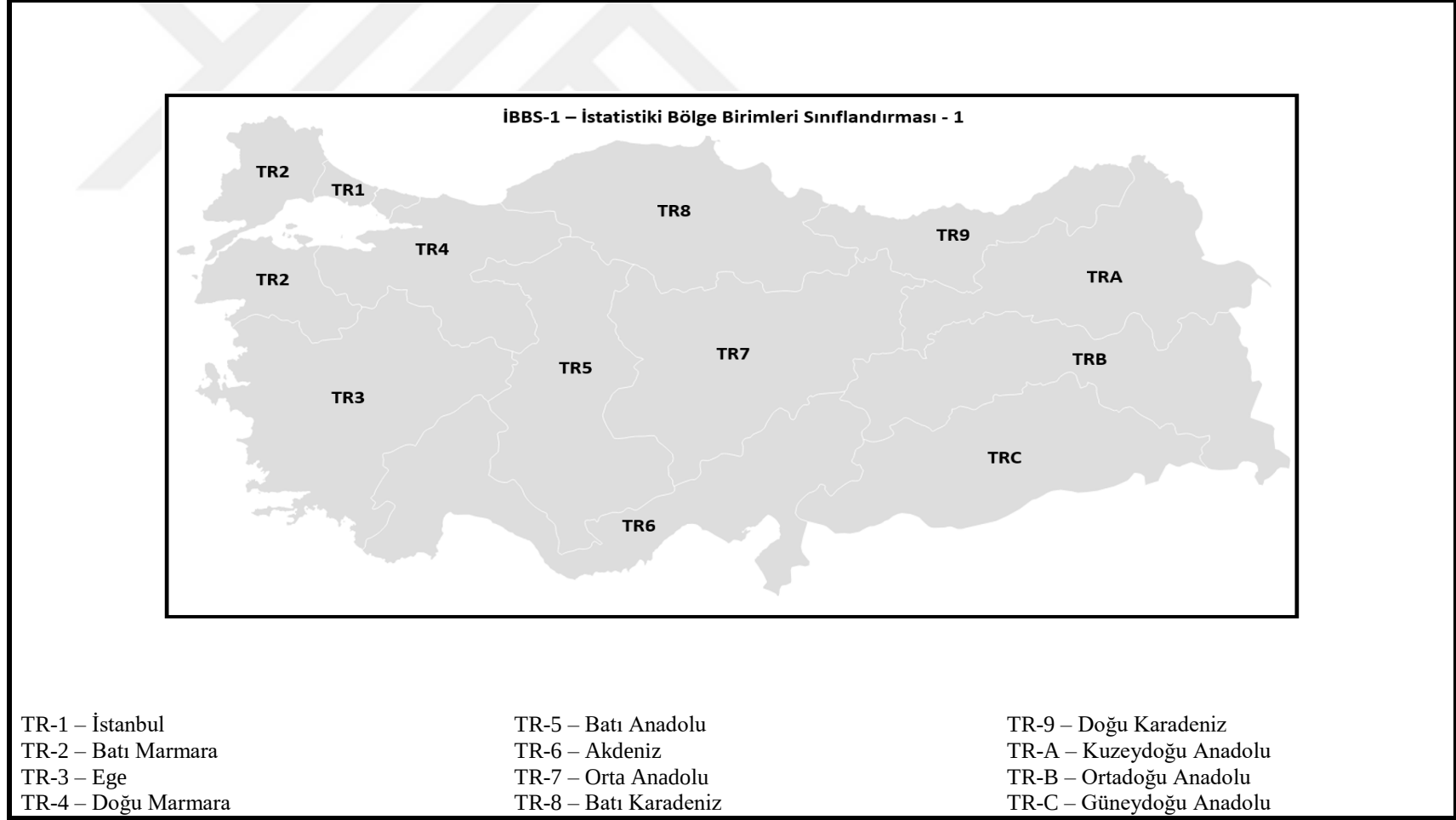
Çizelgeler incelendiğinde cinayet suçunun en çok işlendiği bölgelerin Ağrı, Kars, Iğdır, Ardahan, Manisa, Afyon, Kütahya, Uşak, Adana, Mersin, Antalya, Isparta, Burdur illerinin bulunduğu bölgeler olduğu ve bu bölgelerde 100bin kişideki hükümlü oranının 10’un üzerinde olduğu görülmektedir. Cinayet suçunun en az işlendiği bölgelerin Bursa, Eskişehir, Bilecik, Zonguldak, Karabük, Bartın, Mardin, Batman, Şırnak, Siirt illerinin bulunduğu bölgeler olduğu ve bu bölgelerde 100bin kişideki hükümlü oranının 5’in altında olduğu görülmektedir.

Çizelgeler hırsızlık suçu açısından incelendiğinde bu suçun en çok işlendiği bölgelerin Denizli, Antalya, Burdur, İzmir, Isparta, Mersin, Muğla, Adana, Aydın illerinin bulunduğu bölgeler olduğu ve bu bölgelerde 100bin kişideki hükümlü oranının 60’ın üzerinde olduğu görülmektedir. Hırsızlık suçunun en az işlendiği bölgelerin Ardahan,

Giresun, Gümüşhane, Trabzon, Ağrı, Erzurum, Bayburt, Ordu, Artvin, Kars, Rize, Iğdır, Erzincan, Kastamonu, Çankırı, Sinop illerinin bulunduğu bölgeler olduğu ve bu bölgelerde 100bin kişideki hükümlü oranının 30'un altında olduğu görülmektedir.

Her 2 çizelge incelendiğinde cinayet suçundan farklı olarak hırsızlık suçuyla ilgili Akdeniz ve Ege Denizine sınırı olan illerimizde bu suçun ülkenin kalanına göre daha fazla işlendiğini, yine Doğu Karadeniz ve Kuzey Doğu Anadolu bölgelerinde bu suçun ülkenin kalanına göre daha az işlendiğini söylemek mümkündür.





Şekil 2.4 İBBS1 düzeyinde coğrafi bölümlendirme



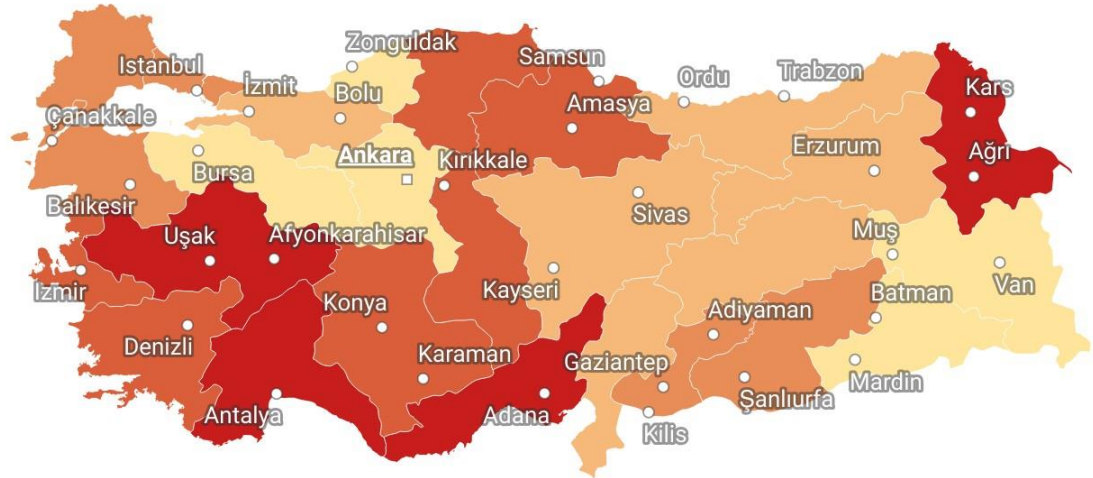
Şekil 2.5 İBBS2 düzeyinde coğrafi bölümler

Çizelge 2.5 2020 yılı Türkiye İBBS2 kasten öldürme suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması

S.N.	Bölge Adı	Oran	S.N.	Bölge Adı	Oran
1	TRA2	11.27	14	TR10	6.80
2	TR33	11.14	15	TRC2	6.64
3	TR62	11.02	16	TR90	6.39
4	TR61	10.35	17	TR42	6.18
5	TR32	9.46	18	TRB1	6.14
6	TR82	9.42	19	TRA1	6.05
7	TR52	9.26	20	TR72	5.98
8	TR83	8.65	21	TR63	5.81
9	TR31	8.44	22	TRB2	5.34
10	TR71	8.07	23	TR51	5.05
11	TR22	7.63	24	TR41	4.70
12	TR21	7.35	25	TR81	4.64
13	TRC1	7.02	26	TRC3	3.88

Cinayet Suçu - Türkiye - 2020

■ < 5.36
 ■ 5.36-6.4
 ■ 6.4-8
 ■ 8-10
 ■ ≥ 10

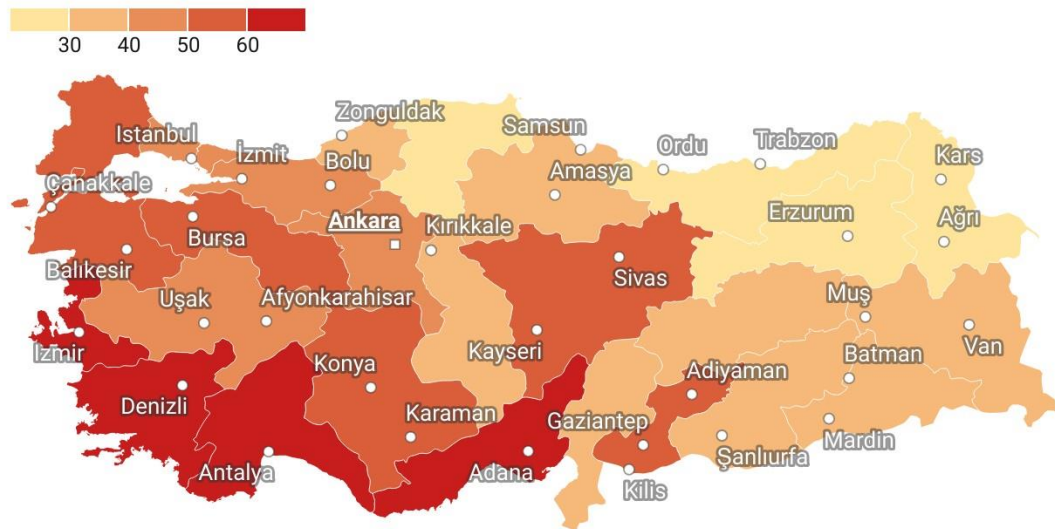


Şekil 2.6 2020 yılı Türkiye İBBS2 cinayet suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi

Çizelge 2.6 2020 yılı Türkiye İBBS2 hırsızlık suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranına göre ülke sıralaması

S.N.	Bölge Adı	Oran	S.N.	Bölge Adı	Oran
1	TR61	83.42	14	TR51	40.89
2	TR31	68.01	15	TR71	39.52
3	TR32	66.15	16	TRC2	37.71
4	TR62	60.45	17	TR63	37.14
5	TRC1	57.99	18	TR81	36.56
6	TR72	56.41	19	TRB1	33.88
7	TR22	55.45	20	TRC3	33.15
8	TR52	53.73	21	TR83	30.86
9	TR21	52.74	22	TRB2	30.52
10	TR41	50.27	23	TR90	27.08
11	TR33	48.86	24	TRA2	25.85
12	TR10	43.93	25	TRA1	24.29
13	TR42	43.74	26	TR82	21.14

Hırsızlık Suçu - Türkiye - 2020



Şekil 2.7 2020 yılı Türkiye İBBS2 hırsızlık suçu hükümlü sayısının yüz bin nüfustaki oranı harita gösterimi

Birçok suç tipinin yanında araştırmacılar tarafından Cinayet, Hırsızlık, Şiddet Suçları, Cinsel Suçlar, Soygun, Yağma, Toplam Malvarlığına Karşı İşlenen Suç Sayısı, Toplam Suç Sayısı gibi ön sınıflandırmalar yapılarak suç tahmini yapıldığı görülmektedir. Diğer

suçlara kıyasla daha fazla gerçekleşen bu suçlar/suç grupları kolluk kuvvetlerinin de suçla mücadelede daha fazla işgücü harcadığı suçlardır.

Türk Ceza Kanunu içeriğindeki sınıflandırmaya bakıldığında suçların; Kişilere, Millete, Topluma, Devlete Karşı Suçlar olarak 4 ayrı kısımda sınıflandırıldığı görülmektedir. Meydana gelen suçlar açısından ABD, Kanada ve Türkiye'deki suç verileri incelenmiş ve sonrasında elde edilen bu suç verileri TCK'daki suç gruplamasına uyarlanmıştır. Uyarlama sonrasında Hayata, Cinsel Dokunulmazlığı, Vücut Dokunulmazlığına, Malvarlığına, Kamu Sağlığına ve Hürriyete Karşı Suçların diğer suçlara kıyasla daha fazla meydana geldiği görülmektedir. Bu sebeple kolluk birimlerince bu suçlarla mücadele, bu suçların meydana geliş sebeplerinin araştırılması, bu suçların önlenmesi, işlendikten sonra aydınlatılması gibi konulara ayrılan iş gücü diğer suç tiplerine göre daha fazladır. Aynı doğrultuda yapılan akademik çalışmalarda da bu suçların sebeplerinin, bu suçlara ilişkin patternlerin daha fazla araştırıldığı görülmektedir (Turkish_Government 2004; Mohler 2014; Rosenfeld ve Levin 2016; Elluri vd. 2019; FBI 2022; Zhonghang Li vd. 2022; Canadian_Government 2023).

2.1.2 Suç tahminlemesi yöntemleri

Suçla ilgili göstergelerin araştırılması, bilimsel yöntemlerle farklı gösterge türlerinin suça olan etkilerinin ortaya konulması süreci 20. Yüzyılın son kısmından beri akademik araştırmaların odağındadır. Suç tahminlemesi ise ilk başlarda temel istatistik metodlarıyla yapılmaktayken 2010lara gelindiğinde artan veri ile birlikte istatistik yöntemlerine makine öğrenmesi yöntemleri eşlik etmeye başlamıştır (Allan ve Steffensmeier 1989; Tsushima 1996; Carmichael ve Ward 2000; Yu vd. 2011; Gerber 2014; Mohler 2014). Suç tahmini yapılan çalışmalar bu kısımda farklı yönleriyle özetlenmiştir.

Çizelge 2.7 Türk Ceza Kanunu sınıflandırması doğrultusunda ABD, Kanada ve Türkiye’de daha fazla meydana gelen suçlar

TÜRK CEZA KANUNU SUÇ SINIFLANDIRMASI		Kolluk Birimlerince; Meydana Gelen Suçların Sayısı Açısından En Çok Odaklanılan Suç Tipleri		
		Türkiye	ABD	Kanada
“1. Kısım – Uluslararası Suçlar”	“1. Bölüm – Soykırım ve İnsanlığa Karşı S.”			
	“2. Bölüm – Göçmen Kaçakçılığı ve İnsan Ticareti”			
“2. Kısım – Kişilere Karşı S.”	“1. Bölüm – Hayata Karşı S.”	X	X	X
	“2. Bölüm – Vücut Dokunulmazlığına Karşı S.”	X	X	X
	“3. Bölüm – İşkence ve Eziyet”			
	“4. Bölüm – Koruma, Gözetim, Yardım Yükümlülüğünün İhlali”			
	“5. Bölüm – Çocuk Düşürme, Düşürme ve Kısırlaştırma”			
	“6. Bölüm – Cinsel Dokunulmazlığa Karşı S.”	X	X	X
	“7. Bölüm – Hürriyete Karşı S.”	X		X
	“8. Bölüm – Şeref Karşı S.”			
	“9. Bölüm – Özel Hayata ve Hayatın Gizli Alanına Karşı S.”			
	“10. Bölüm – Malvarlığına Karşı S.”	X	X	X
“3. Kısım – Topluma Karşı S.”	“1. Bölüm – Genel Tehlike Yaratan S.”			
	“2. Bölüm – Çevreye Karşı S.”			
	“3. Bölüm – Kamunun Sağlığına Karşı S.”	X	X	
	“4. Bölüm – Kamu Güvenine Karşı S.”			
	“5. Bölüm – Kamu Barışına Karşı S.”			
	“6. Bölüm – Ulaşım Araçların veya Sabit Platformlara Karşı S.”			
	“7. Bölüm – Genel Ahlaka Karşı S.”			
	“8. Bölüm – Aile Düzenine Karşı S.”			
	“9. Bölüm – Ekonomi, Sanayi ve Ticarete İlişkin S.”			
	“10. Bölüm – Bilişim Alanında S.”			

Çizelge 2.7 Türk Ceza Kanunu sınıflandırması doğrultusunda ABD, Kanada ve Türkiye’de daha fazla meydana gelen suçlar (devam)

“4. Kısım – Millete ve Devlete Karşı S. ve Son Hükümler”	“1. Bölüm – Kamu İdaresinin Güvenirliğine ve İşleyişine Karşı S.”			
	“2. Bölüm – Adliye Karşı S.”			
	“3. Bölüm – Devletin Egemenlik Alametlerine ve Organlarının Saygınlığına Karşı S.”			
	“4. Bölüm – Devletin Güvenliğine Karşı S.”			
	“5. Bölüm – Anayasal Düzene ve Bu Düzenin İşleyişine Karşı S.”			
	“6. Bölüm – Milli Savunmaya Karşı S.”			
	“7. Bölüm – Devletin Sırlarına Karşı S. ve Casusluk”			
	“8. Bölüm – Yabancı Devletlerle İlişkilere Karşı S.”			
	“9. Bölüm – Son Hükümler”			

Suç tahminlemesi için istatistik, makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleri kullanılarak çok sayıda çalışma yapılmıştır. İstatistik bilimi verinin toplanması, özetlenmesi, sonuçların yorumlanması ve değerlendirilmesi işlemlerini kapsamaktadır. Sonuçlar yorumlanırken grafiklerin kullanılması yorumlama kolaylığı sağlamaktadır. İstatistik bilimi sonuçların güven derecelerinin ortaya çıkması, her bir özelliğin birbiri arasındaki ilişkinin araştırmasına olanak sağlamaktadır. İstatistik biliminin belirtilen faydalarıyla gelecekle ilgili tahmin, düzenleme gibi işlemler yapılabilir. Yapay Zekâ evreninin içerisinde yer alan Makine Öğrenmesi farklı modelleri ve algoritmaları kullanarak analiz ve tahminler yapar. Derin Öğrenme ise kendi hatalarından öğrenen daha karmaşık ve büyük veriler arasındaki ilişkileri modellemek için kullanılan Makine öğrenmesinin alt dalıdır. Tüm bu yöntemler birlikte kullanılarak suç tahminlemesi sürecine önemli katkılar sağlama potansiyeline sahiptir (James vd. 2013; Janiesch vd. 2021; Safat vd. 2021).

Enflasyon, işsizlik, gelir durumu, okullaşma, şehirleşme, göç gibi farklı göstergelerin suçla ilişkisini ortaya koymak için istatistik yöntemlerinden yararlanılmıştır. Uzun

dönemli yapılan bu çalışmalar sonrasında suçla ekonomik göstergeler arasındaki ilişkileri gösteren önemli bulgular ortaya konulmuştur. Devam eden süreçte verinin miktar ve çeşitlilik olarak artmış olması, gelişmiş analitik araçlara ihtiyaç duyulması, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme yöntemlerinin yaygınlaşmış olması araştırmacıları bu yöntemlere yönlendirmiştir. Veri çeşitliliği açısından belirtilen göstergelere ek olarak taksi güzergahları, anlık hava durumu, ev fiyatları, sosyal medya platformlarının sağladığı gece ve gündüz ilgi gören yerler, detaylı haritalar gibi yeni birçok veri tahmin çalışmalarına katkı sağlamaktadır. Çeşitlilik ve miktar açısından artmış olan verinin eğitilmesi ve doğru tahminlerin ortaya konulabilmesi suçla mücadele sürecinde değerli içgörüler sağlayabilir. Bu faydalar kolluk kuvvetlerinin kaynaklarının verimli kullanılmasına, doğru zamanda doğru yerde bulunulmasına ve bölgenin güvenliğinin sağlanmasına olanak tanır (Speziale 2014; Wang ve Li 2017; Zhang vd. 2020).

Makine öğrenmesi yöntemleri (örneğin RF, KNN, DT, NB, SVM) kullanılarak doğru tahmin için verinin eğitilmesi sağlanmıştır. Tahmine dayalı güvenlik hizmetleri suçun azaltılması için son teknoloji yöntemleri kullanan ve bu doğrultuda kolluk kuvvetlerinin çabasını şekillendiren çalışmalardır. Bu yöntem içerisinde Makine öğrenmesi algoritmaları bir bölgedeki suç verisini analiz etmek, suç noktalarını belirlemek, bu verilerin diğer göstergelerle ilişkisini gözönüne alarak suçu tahmin etmek için kullanılır. Böylece kolluk kuvvetlerinin eldeki personel, araç, yakıt gibi kaynaklarının verimli kullanılması sağlanabilir (Kang ve Kang 2017; He ve Zheng 2021; Safat vd. 2021).

Makine Öğrenmesinin yanında Derin Öğrenme yöntemleri de suç tahminlemede kullanılmaktadır. Bu yöntemlerle suç zamanı, yeri ve türü de dikkate alınarak yeni oluşacak suçun yer, zaman, tür gibi bilgileri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Lokasyon ve zaman bilgisinin daha detaylı kullanılabildiği bu yöntemlerle bir bölgedeki suçu analiz etmek, harita altyapılarına uygun sıcak noktaları belirlemek ve bunları eğitmek mümkün olmaktadır. Bu yöntemlerle gelecekteki suç yeri ve zamanına ilişkin otomatikleşmiş gerçek zamanlı bir tahmin modeli oluşturmak hedefi mümkün hale getirilmeye çalışılmaktadır (Stec ve Klabjan 2018; Zhonghang Li vd. 2022).

Tüm bu yöntemlerin vaatlerine rağmen suç tahminlemesi işlemi çeşitli zorluklar barındırmaktadır. En önemli zorluk yüksek kaliteli suç verisinin olmayışıdır. Suç verilerinin elde edilmesi ve güvenilir olması titiz bir hazırlık süreci gerektirmektedir. Suç verisinin oluşturulurken eksik raporlama başlığı altında suç lokasyonu, zamanı, adı, sayısı gibi verilerin farklı girilmesinin yanında suç verisinin hangi sıklıkta yayımlanacağı, hangi veri alanlarının yayımlanacağı gibi önemli zorluklar bulunmaktadır (Altındag 2012). Her ülkede yayımlanmış suç verisi alanlarının farklılık göstermesi makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri tarafından yorumlanabilirliğini etkilemektedir. Tüm bu zorluklar karar verme sürecini sınırlandırmaktadır. Çalışmaların suç tahmini sürecine etkili bir şekilde uygulanabilmesi için, tahminlere ilişkin net açıklamalar sağlayabilen yorumlanabilir modeller geliştirmek önemlidir.

Makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanındaki son gelişmeler suç tahmini sürecinin sağlıklı yapılabilmesine ilişkin umut vaat etse de hala bu alanda çok çalışmaya ihtiyaç duyulmaktadır (Kounadi vd. 2020). Bu bölümde geçmişten günümüze suç tahmini alanındaki trendlere geniş bir bakış açısı sağlanmış ve günümüz yöntemlerinin uygulamalarına ilişkin bilgiler sunulmuştur. Bu yöntemlerin potansiyeli, alandaki zorluklar belirtilerek bu çalışma suç tahmininde geçmişteki yöntemler ve son teknoloji yöntemlere ilişkin anlayışımızı geliştirmektedir. Bu bölümde yöntemlerin kullanış trendi, hangi bölgelerdeki verilerin daha çok tercih edildiği, kullanılan yöntemler, sık tercih edilen metrikler, alandaki önemli çalışmalar ortaya konularak gelecekteki araştırmalar için önemli bir bilgi kaynağı sağlanmaya çalışılmıştır.

2.2 Suç Tahminlemesi Literatürü

Bu bölümde gösterilecek literatür seçilirken sistematik bir yöntem izlenmiştir. İlk olarak araştırmanın bir parçası olarak suç tahminiyle ilgili birden fazla veri tabanını taranmış, elde edilen yayın havuzundan mükerrer ve ilgisiz yayınlara filtreleme yapılarak detaylı incelenmesi gereken yayınlara karar verilmiştir. Tarama işlemi Google Scholar, IEEE, ACM ve Science Direct kütüphanelerinden yapılmıştır (ACM 2024; GoogleScholar 2024; IEEE 2024; ScienceDirect 2024). Bu kütüphanelerden araştırma yaparken anahtar terimler belirlenmiş, bu anahtar terimlerle sorgu yapılmıştır. Belirtilen filtreleme işlemi

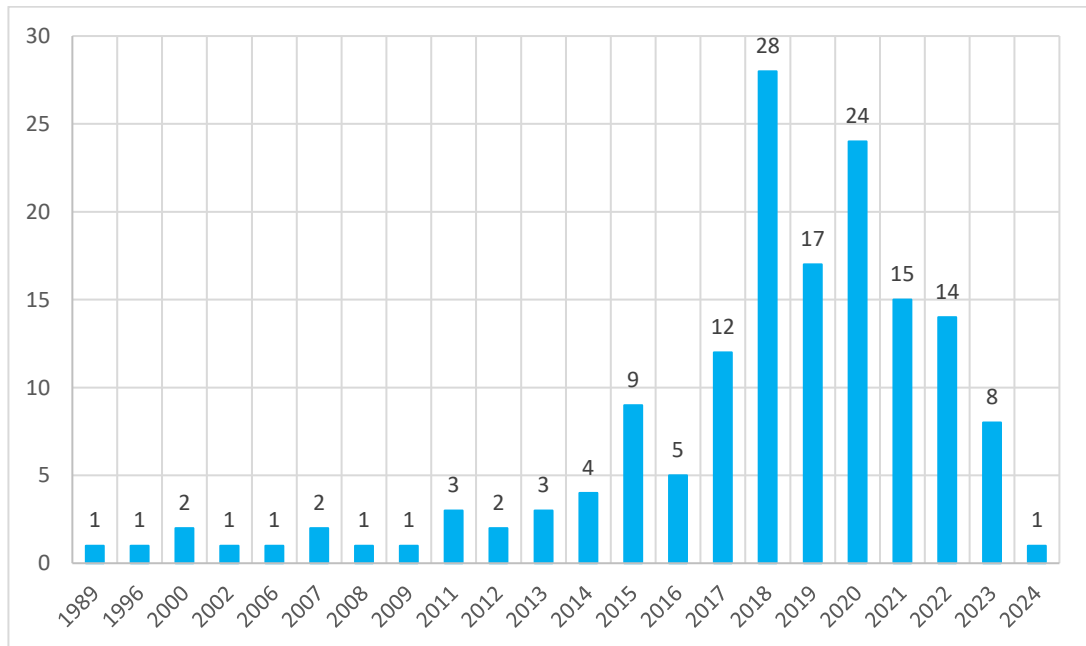
sonrasında toplamda 155 yayın detaylı incelenmiştir. Bu yayınlar incelenirken temel olarak yayının odak noktası veya amacı, veri kümeleri, kullanılan metotlar, metrikler gibi temel unsurlar değerlendirilmiştir.

2.2.1 Literatürün şekil yönünden incelenmesi

Yapılan araştırma ile istatistik bilimi, makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemlerini hepsini kapsayacak bir inceleme yapılmıştır. İncelemesi yapılan toplam 155 yayının yayın türü açısından dağılımı **çizelge 2.8**'de sunulmuştur. Yayınların çoğunluğunun makale olduğu görülmektedir. Yayın yılı açısından 1989 yılında başlayan araştırmaların günümüze kadar seyri incelenmiştir. Şekil-3 gösterilen yıllara göre araştırmaların 2018-2020 arasında en yüksek noktaya ulaştığı görülmektedir.

Çizelge 2.8 Literatür incelemesi kapsamında incelenen yayınların türlerine göre dağılımı

Yayın Türü	Adet
Makale	89
Konferans Bildirisi	64
Kitap Bölümü	2
TOPLAM	155



Şekil 2.8 Literatür incelemesi kapsamında incelenen yayınların yayın yıllarına göre dağılımı

İncelenen çalışmalardan 89 makalenin tarandıkları dizinleri incelendiğinde SCIE (Science Citation Index Expanded- 37 yayın) ve SSCI (Social Sciences Citation Index – 25 yayın) dizinlerinde taranan yayınlardan oluştuğu görülmektedir (**Çizelge 2.9**).

Çizelge 2.9 İncelenen makalelerin dizin türlerine göre dağılımı

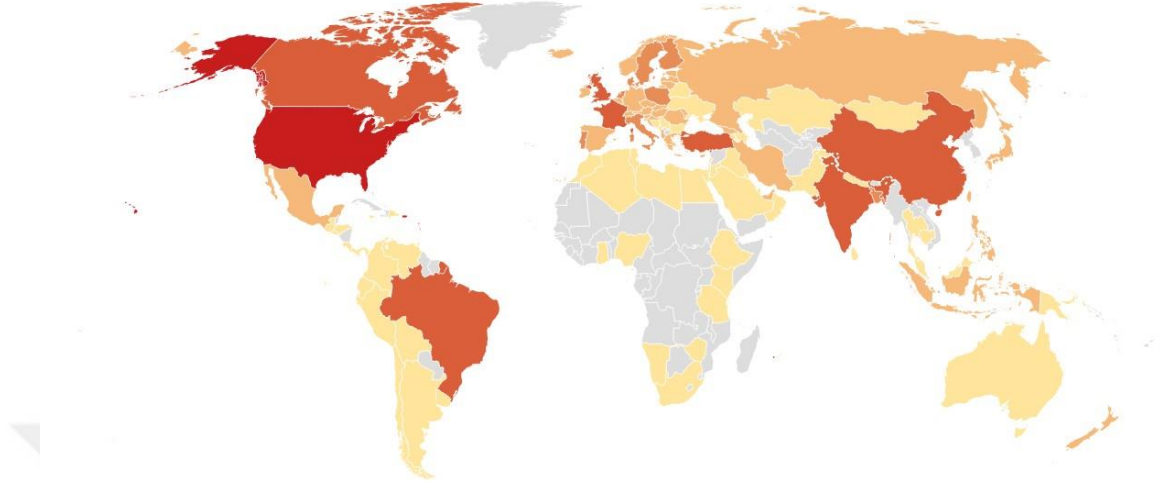
Dizin	Adet
SCIE	37
SSCI	25
Scopus	10
arxiv	6
ESCI	4
TR-Dizin	3
EBSCO	2
Copernicus	1
WOS Zoological Record	1
TOPLAM	89

2.2.2 Literatürün veri setleri, metodlar, alt veri türleri yönünden incelenmesi

Bu bölümde incelenen yayınlar içerik yönünden değerlendirilmiştir. İçerik olarak kullanılan veri setleri, metodlar, metrikler ve alt veri türlerine bakılmıştır. Bu içeriğin önceki bölümde olduğu gibi alanda araştırma yapacak araştırmacılara araştırmacılara katkı sağlaması hedeflenmiştir.

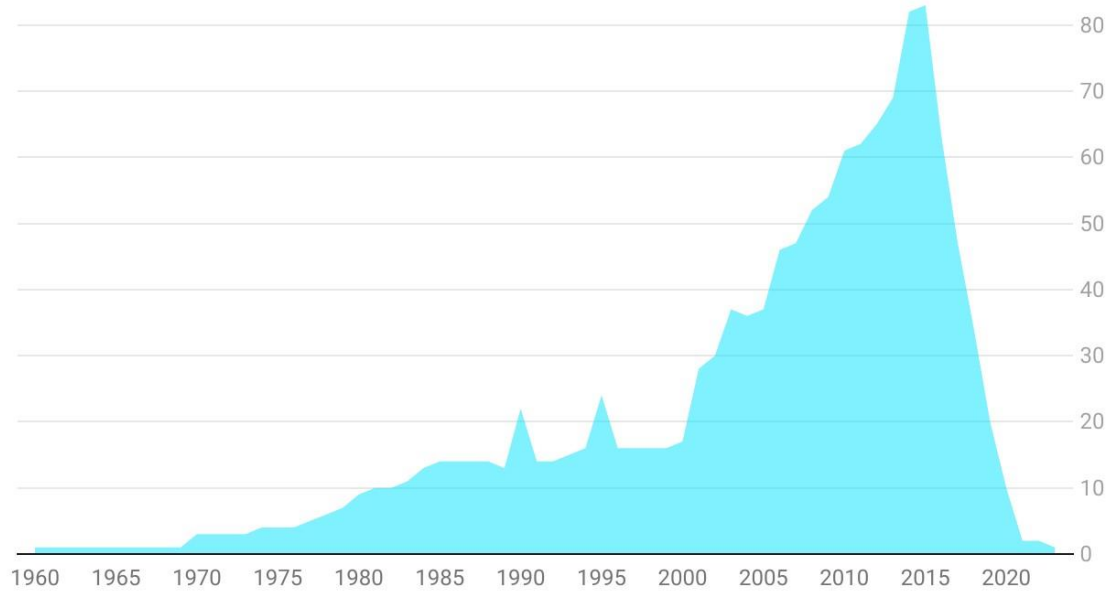
Çalışmalarda 107 farklı ülkeye ait suç, işsizlik, Gayrisafi Yurt İçi Hasıla (GSYH), sosyal medya platformlarınca sağlanan veriler, demografik veriler gibi birçok veri türünün kullanıldığı görülmüştür. Bu ülkelerden bazılarında tüm ülkenin, bazılarında ülkedeki tüm şehirlerin bazılarında ise ülkedeki bir bölgenin verilerinin kullanıldığı çalışmalar bulunmaktadır. Şekil-2.9’da 107 ülkenin tamamının kullanım oranına göre hazırlanmış koroplet harita sunulmuştur. Bu ülkelerden en fazla veri seti kullanılanı Amerika Birleşik Devletleri’dir (ABD). ABD’nin veri seti 96 defa kullanılmış olup sonrasında veri seti en fazla kullanılan ülke 9 çalışmada veri seti kullanılan İngiltere’dir.

Veri Setleri Kullanımı



Şekil 2.9 Veri setlerinin kullanımını gösterir koroplet harita

Veri Setlerinin Kapsadığı Yıllar



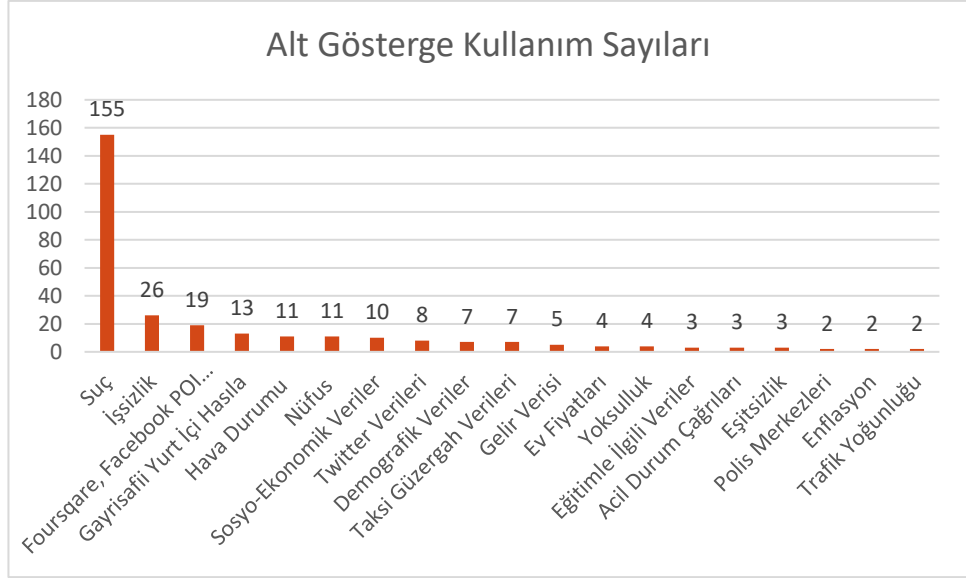
Şekil 2.10 Veri setlerinin kapsadığı yıllar

Şekil 2.10’da veri setlerinin kapsadığı yılları gösterilmiştir. 1960’lı yıllara veriler daha az tercih ediliyorken 2000’li yıllardan sonra verilerin daha fazla tercih edildiği görülmektedir. Dijital depolama ortamlarının yaygınlaşmasıyla basılı materyallerde veri

tutmanın zorluğu ortadan kalkmıştır. Ayrıca bilgisayarların yaygınlaşmasıyla kolluk kuvvetleri en uçtaki birimini/personelini bir veri giriş kaynağı olarak kullanabilmektedir. Tüm bu gelişmeler özellikle 2000’li yıllardan sonraki veri setlerini daha geniş içerik barındıran setler haline getirmiştir. İçerik olarak zenginleşen bu veri setlerinin araştırmacılar tarafından her geçen yıl daha yoğun ilgili gördüğü değerlendirilmektedir. Ülkelerin verilerini açık kaynak alanlardan paylaşırken ABD’nin diğer ülkelere göre daha fazla detayı paylaştığını gözlemlenmektedir.

ABD suça ilgili veri seti örneklerinde 1960lı yılları içeren veri setlerinde suç türü, suçun gerçekleştiği kent/eyalet, tarih gibi genel detayları görebilmekteyiz (Rosenfeld ve Levin 2016). Ancak 2000li yıllara geldiğimizde suça ilgili veri setlerinin suç türü, fail kurban ilişkisi, çözülme durumu, kurban yaş/cinsiyet/ırk bilgisi, kurban sayısı, ateşli silah kullanma durumu, fail yaş/cinsiyet/ırk bilgisi, hafta içi/hafta sonu bilgisi, x-y koordinat bilgisi, mahalle, sokak, ilçe, il, eyalet gibi çok daha detaylı bilgiler edinilebilmektedir (Shermila vd. 2018). Ayrıca yine ABD özelinde POI veriler, hava durumu veri seti, detaylı harita, ekonomik veriler, trafik verileri, ulaşım verileri, ev sahipliği verileri ve demografik verilere erişmek mümkün olduğundan araştırmacıların daha geniş inceleme yapabileceği bu veri setlerini daha çok tercih ettiklerini değerlendirmekteyiz (Almanie vd. 2015; Yi vd. 2018; Zhang vd. 2020).

Veri setleri çok geniş alt veri türlerini barındırmaktadır. Bu alt verilerden araştırmacılar amaçları doğrultusunda uygun olanını seçerek çalışmalarını yürütmektedir. Yapılan incelemede çok farklı alt veri türü seçimleriyle karşılaşmıştır. Bunların hepsini tekilleştirmek için suç başlığı altında toplanmış ayrıca suç dışında diğer veri setlerinde de benzer bir gruplama yapılmıştır. Araştırma evrenindeki farklı veritabanlarını kullanan araştırmacıların kullandıkları alt veri türü gruplarını ve bunların kullanıldığı çalışma sayıları **şekil 2.11** ve **çizelge 2.10**’da gösterilmiştir.



Şekil 2.11 Birden fazla kullanılan alt veri türleri grafiği

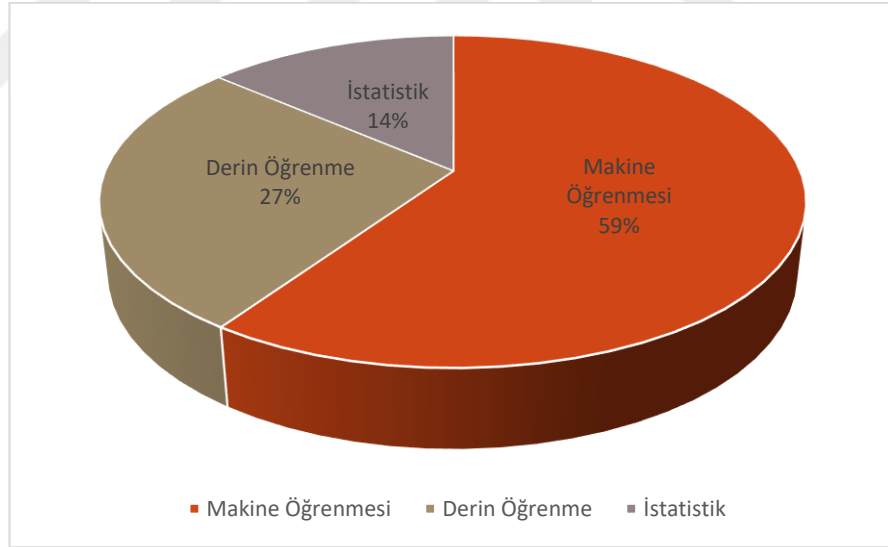
Çizelge 2.10 Alt veri türlerinin detaylı kullanım sayıları

Alt Veri Türü	Adet	Alt Veri Türü	Adet
Suç	155	Polis Merkezleri	2
İşsizlik	26	Enflasyon	2
Foursquare, Facebook POI Verileri	19	Trafik Yoğunluğu	2
Gayrisafii Yurt İçi Hasıla	13	Polis Mıntıka Haritası	1
Hava Durumu	11	Harita Verileri	1
Nüfus	11	Dünya Bankası Gelişmişlik Sıralaması	1
Sosyo-Ekonomik Veriler	10	Mülteci Oranı	1
Twitter Verileri	8	Caydırıcılık Verisi	1
Demografik Veriler	7	Uyuşturucu Kullanım Oranı	1
Taksi Güzergah Verileri	7	Alkol Tüketimi	1
Gelir Verisi	5	Kentleşme	1
Ev Fiyatları	4	Toplu Ulaşım	1
Yoksulluk	4	Park Lokasyonları	1
Eğitimle İlgili Veriler	3	Büyüme Oranı	1
Acil Durum Çağrıları	3	Yol Ağı	1
Eşitsizlik	3	Arazi Kullanım Verisi	1

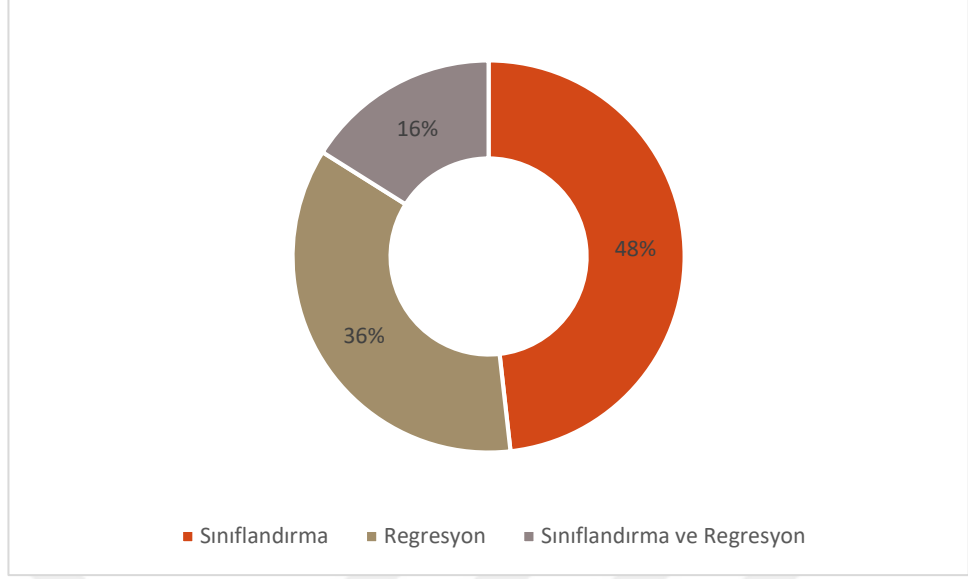
Şekil 2.12’de çalışma kapsamında incelenen yayınlarda İstatistik, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme alanlarının dağılımı görülmektedir. İncelenen her çalışmada kullanılan metotların belirtilen alanların hangisinin kapsamında olduğunu detaylı olarak

araştırılmıştır. Makine öğrenmesi alanının daha çok tercih edildiği görülmektedir. Her ne kadar Derin Öğrenme, Makine Öğrenmesi alanının bir alt dalı olsa da bu çalışma kapsamında ayrı bir alan gibi istatistiksel değerlendirme yapılmıştır. Çalışmaların %59'u Makine Öğrenmesi görevine, %27'si Derin Öğrenme görevine ve %14'ü İstatistik görevine odaklanmıştır.

Çalışmanın devamında Makine Öğrenmesi alanında yapılan tahmin çalışmalarında araştırmacıların sınıflandırma ve regresyon tercihleri incelenmiştir. Bazı çalışmalarda çalışmanın bir bölümünde sınıflandırma sonraki bölümünde başka metotlarda regresyon yapıldığı görüldüğünden hem regresyon hem sınıflandırma içeren çalışmalar ayrı bir grup olarak gösterilmiştir. Burada da sınıflandırma çalışmalarının regresyon çalışmalarından fazla olduğu gözlemlenmiştir. Çalışmaların %48'i sadece sınıflandırma, %36'sı sadece regresyon ve %16'sı ise hem sınıflandırma hem de regresyon görevine odaklanmıştır (Şekil 2.13).



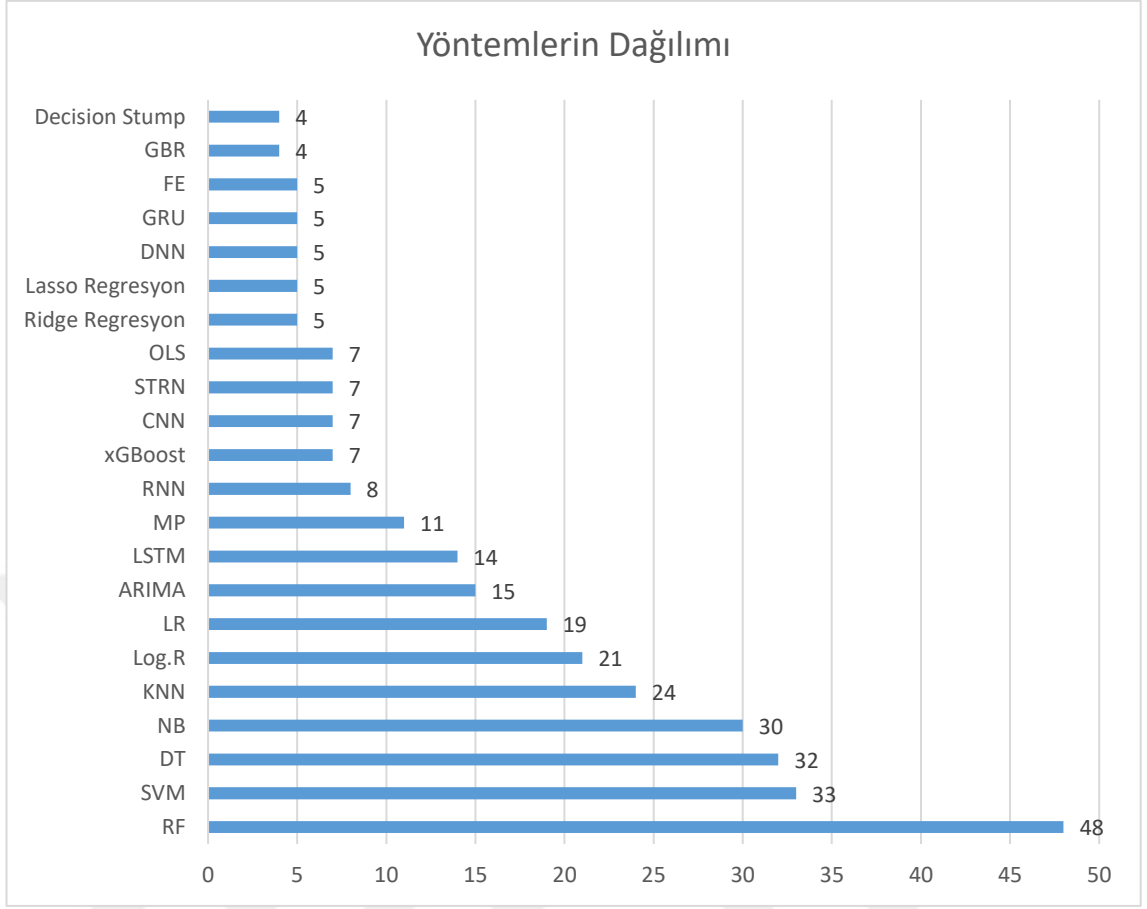
Şekil 2.12 Makine öğrenmesi alanında kullanılan ön sınıflandırma tercihlerinin dağılımı



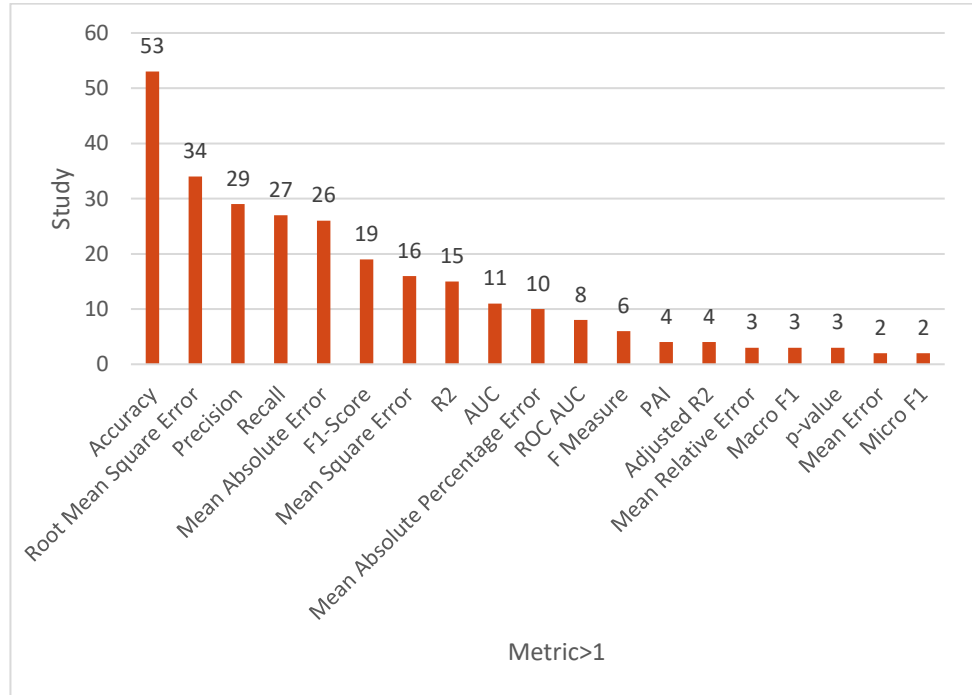
Şekil 2.13 Sınıflandırma ve regresyon uygulamalarının dağılımı

İstatistik, Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme başlıkları altların birçok farklı yöntemi barındırmaktadır. İncelediğimiz çalışmalarda **şekil 2.12** ile orantılı olarak sınıflandırma öncelikli bir eğilim olduğu tespit edilmiştir. RF, SVM, DT, NB, KNN gibi yöntemlerin diğer yöntemlere kıyasla sıklıkla tercih edildiği ve toplamda 82 farklı yöntemin kullanıldığı görülmüştür. Bu yöntemlerden 3'ten fazla kere kullanılanlar **şekil 2.14**'te gösterilmiştir.

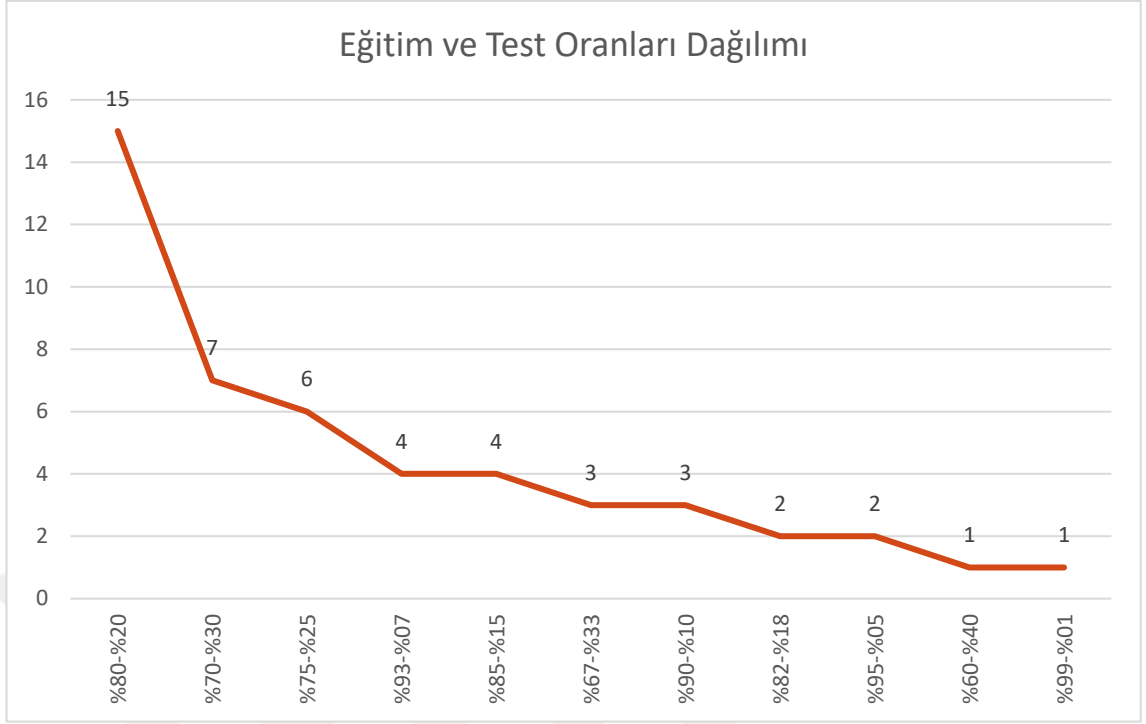
Kullanılan her yöntemin performans değerlendirmesi istatistik, ML ve DL alanların ve sınıflandırma ve regresyon alt alanlarında farklı metriklerle gösterilmektedir. Metriklerin araştırmacılar tarafından tercih ediliş trendi **şekil 2.15**'te sunulmuş olup, sırasıyla Accuracy, Root Mean Square Error ve Precision metriklerinin en sık kullanılan metrikler olduğu görülmüştür. Accuracy metriği sınıflandırma problemlerinin performansının değerlendirilmesinde kullanılırken RMSE metriği ise regresyon problemlerinin değerlendirilmesi için kullanılır. Çalışmaların büyük kısmında kullanılan veri setlerinden verinin hangi miktarlarda eğitim ve test için ayrıldığı detayı belirtilmemiştir. Bu detayın belirtildiği 48 çalışmada yüzdelik oranlara bakılarak uygun yuvarlama yapılmış ve bu 48 çalışmanın eğitim ve test oranları **şekil 2.16**'da grafik olarak sunulmuştur.



Şekil 2.14 Çalışmalarda kullanılan yöntemlerin dağılımı



Şekil 2.15 Performans değerlendirme metriklerinin dağılımı



Şekil 2.16 Eğitim ve test oranlarının dağılımı

2.2.3 İstatistik yöntemlerinin suç tahmini ve suçla ilişki göstergelerin belirlenmesine ilişkin çalışmalar

Bu bölümde suçun tahmini ve suçla ilişkili göstergelerin ortaya konulması araştırmalarında istatistik yöntemlerinin kullanıldığı çalışmalar anlatılmıştır. Ekonomik göstergelerin her bölgede aynı olmamakla birlikte suç üzerinde etkili olduğu görülmüştür. İşsizlik sürelerinin bazı suç türlerinin daha fazla etkilediği bu durumun bölgeden bölgeye değişebildiği ortaya konulmuş olan başka bir önemli noktadır.

Panel data analizinin de yapıldığı Fransa ve İngiltere'deki suç verilerinin kullanıldığı bir çalışmada işsizlik şoklarının şiddet içermeyen suçlar üzerinde pozitif bir etkisinin olduğu belirtilmiştir. İşsizliğin artması sonucunda sadece suçla değil ayrıca işsizlikle de mücadele edilmesi gerektiğinin belirtildiği çalışmada göç korkusunun son yıllarda daha fazla suç artışına neden olduğu belirtilmiş ve ekonomik istikrarın suçla mücadelede önemine vurgu yapılmıştır (Jawadi vd. 2021).

Suç başına mahkumların cezaevine kabulü gibi farklı bir veriye de bakan başka bir çalışmada ABD'deki 1978-2013 yılları arasındaki veriler kullanılmıştır. Polisin önleyici faaliyetlerinin malvarlığına karşı suçlar üzerinde etkisi olduğu vurgulanırken bu faaliyetlerin şiddet suçlarında önemli bir düşüş sağlamayacağı belirtilmiştir. Dezavantajlı kişilerin gelirini artırmaya yönelik politikaların dolaylı olarak suçu da azaltmaya yardımcı olabileceği belirtilmiştir. Hapis cezalarının arttırmanın sürdürülemez bir sosyal zararlara neden olabileceği değerlendirilmiştir (Costantini vd. 2018).

İşsizlikle suç arasındaki ilişkinin araştırıldığı başka bir çalışmada uzun dönemli işsizliğe odaklanılmıştır. Uzun süreli işsizliğin, döneminin şiddet davranışını arttırdığı savunulmaktadır. İsveç'te bulunan 2885 farklı belediye bölgesine ait verilerin dahil edildiği çalışmada birden fazla istatistik yöntemi kullanılmıştır. Uzun süreli işsizliğin şiddet suçları üzerinde önceki çalışmalarda tespit edilmiş olan toplam işsizliğin malvarlığına karşı suçlar üzerinde olan etkisinden daha büyük bir etkisi olduğu tespit edilmiştir (Nordin ve Almén 2017).

18 farklı ülkede uzun dönemli verilerin kullanılarak yapıldığı başka bir çalışma yine önemli bulgulara sahiptir. Özellikle ekonomik durgunluk dönemi olan 2008 ile 2012 yılları arasında işsizlik oranındaki 4 puanlık artışın yine aynı yıllardaki suç oranlarını %5,2 artırdığı tespit edilmiştir (Buonanno vd. 2014).

Los Angeles şehrindeki evsizlerle ilgili suçların incelendiği başka bir çalışmada 4 farklı model üzerinde çalışılmıştır. Evsizler tarafından işlenen şiddet suçları, Evsizler tarafından işlenen malvarlığına karşı suçlar, Evsizlere karşı şiddet suçları, Evsizlere karşı malvarlığına karşı suçlar. Çalışmanın devamında Suçu Üreten Bölge (Crime Generator) ve Suçu Çeken Bölge (Crime Attractor) olarak belirlenen 26 farklı tipteki bölgede belirtilen suçların işlendiği yerlerin yakınlık ve yoğunluk analizi yapılmıştır. Çalışma sonucunda suçu üretme ve suçu çekme bölgelerinde 4 farklı modele bakılmış ve ilk sırada geçmişte uyuşturucu kullanılan yerler, ikinci sırada ise evsiz barınaklarının bulunduğu yerlerin yer aldığı görülmüştür. Devamında ise sırasıyla Ring Otobüs Durakları, Otobüs Durakları, İçki Mekanları, Eski Fuhuş Suçu Yakalama Noktaları gibi yerlerin de diğer öncelikli yerler olduğu görülmüştür (Yoo ve Wheeler 2019).

Polisler tarafından silahlı soygun suçlarında soyguncuların öldürüldüğü ya da yaralandığının ve bu yöntemin silahlı soygun suçunu azaltmadığı belirtilen çalışmada Nijerya'daki 36 farklı eyaletin 10 yıllık verisi kullanılmıştır. İşsizliğin adam kaçırmaya, oto hırsızlığı, silahlı soygun ve tüm suçlar üzerindeki etkisi ayrı ayrı araştırılmıştır. 5 farklı istatistik metodunun kullanıldığı çalışma sonucunda işsizliğin tüm suçlar üzerinde etkisi olmasa da silahlı soygun ve toplam suç üzerinde etkili olduğu tespit edilmiştir (Kilishi vd. 2014).

Bahsedilen çalışmalar **çizelge 2.11**'de Gösterge, Veri Seti Ülkesi ve Dönemi, Kullanılan Metodlar açısından derlenerek sunulmuştur.

Çizelge 2.11 İstatistik yöntemiyle yapılan çalışmalar

Gösterge	Veri Seti Ülke	Dönem	Kaynakça	Metod/Model
Suç, İşsizlik, GSYİH, Polis Oranı, Nüfus, Büyüme, Göç Korkusu	Fransa, Birleşik Krallık	1975-2013 1983-2018	37	TVP-VAR
Evsizlerle İlgili Suçlar	ABD	201-2018	344	RTM
Suç, Gelir, Eşitsizlik, İşsizlik, Polis Hizmetleri Harcamaları, GSYİH	ABD	1978-2013	42	CUP-FM
Suç, İşsizlik	İsveç	1998-2010	44	2SLS, Quadratic Effect, Linear Time Trends
Suç, İşsizlik	Nijerya	1996-2005	105	OLS, WLS, Between estimator, Fixed effect, Random Effect

2.2.4 Makine öğrenmesi yöntemlerinin suç tahmini ve suçla ilişki göstergelerin belirlenmesine ilişkin çalışmalar

Sosyal bilimlerde başlayan suçla ilişkili göstergelerin ve suçun tahmin edilmesi araştırmaları makine öğrenmesi yöntemlerinin artışı ve bu problemlere uygulanabilmesi sonrasında suç tahmininde makine öğrenmesi yöntemleri de sık tercih edilir hale

gelmiştir. Suç tahmini problemleri çözümü çalışmaları, araştırmacılar tarafından sadece suç verisinin tahminin yanında başka veri türlerinin de eklenerek geniş bir alanda devam etmektedir. Özellikle harita verisi ve suç zamanı verisiyle tahminlerin yapıldığı çalışmalar günden güne artmaktadır. Verinin oluşması ve kullanılması verinin ilk oluşturulması sürecinden başlamakta araştırmacının tercihleriyle son bulmaktadır. Bu süreçteki verinin doğru girilmesi, verinin kalitesi, veri ön işleme, özellik seçimi, makine öğrenmesi modelinin seçimi gibi birçok adım sürecin başarıya ulaşmasında etkilidir. İstatistik yöntemlerine kıyasla makine öğrenmesi daha fazla veriyle yapılabilir. Bu durum yıllar içerisinde artan verinin yöntemleri de etkilediğini göstermektedir. Ayrıca derin öğrenmeden farklı olarak da makine öğrenmesi uygulamaları daha az veriyle de yapılabilir ve yorumlaması daha kolaydır. Bu bölümde öğrenmesi yöntemleri kullanarak yapılan tahmin çalışmalarından bir bölümünün önemli noktaları değerlendirilmiştir.

ABD’de bulunan 9 ayrı şehirdeki soygun, hırsızlık ve saldırı suçlarına ilişkin verilerin kullanıldığı bir çalışmada makine öğrenmesi yöntemleri kullanarak sosyal medya platformlarından alınan verilerin suça olan etkisi araştırılmıştır. 9 Şehirin¹ seçimi 2010 nüfus sayımında en kalabalık 25 şehir arasından yapılmıştır. Suç verilerine ilave olarak, Facebook İlgi Alanları (POI) verileri ve demografik veriler (yaş, gelir, ırksal birleşim ve eğitim durumu) kullanılmıştır. Çalışma sonucunda yaş grubu ayırt etmeden tüm nüfus üzerinde (genç yaş grubuna kıyasla) Facebook ilgi alanları bilgilerinin suç tahmininde daha belirleyici olduğu ölçülmüştür. Bununla birlikte, Facebook ilgi alanlarının suç oranlarını tahmin etme gücünün birey davranışından ziyade bölgenin genel davranış ekolojisinde yattığı belirtilmiştir (Fatehkia vd. 2019).

Coğrafya, ekonomi, eğitim, konut, kentleşme, nüfus yapısı ve suç kategorilerinde suç, işsizlik, işgücü gibi toplam 18 göstergeye bakılarak bu göstergelerin suç riski üzerindeki etkisinin analiz edildiği çalışmada makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır. Extra Trees ve LASSO regresyon modelleriyle tahmin yapılan çalışmada doğru tahmin başarıları sırasıyla %51 ve %83 olarak hesaplanmıştır. Çin’in büyük vilayet düzeyindeki

¹ Los Angeles, Baltimore, Chicago, Boston, San Francisco, Dallas, Philadelphia, New York and Washington

şehirlerinde yapılan bu çalışma ayrıca yaşam alanı olarak kullanılan arazi, işsiz olmayan nüfus ve mobil telefon abonesi göstergelerinin suç üzerinde önemli etkileri olduğunu vurgulamıştır (Wang vd. 2020).

Bangladeş'te bulunan Chittagong, Khulna, Mymensingh, Dhaka, Rangpur, Barisal, Sylhet isimli 8 ayrı büyük şehirdeki 10 yıllık verinin kullanıldığı başka bir suç tahminleme çalışmasında makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır. SVM, LR ve RF yöntemlerinin kullanıldığı çalışmada RF yönteminin diğer yöntemlerden daha başarılı tahmin yaptığı görülmüştür. Yöntemlerin başarı oranı sırasıyla %48, %74, %91 olarak hesaplanmıştır (Raza ve Victor 2021).

Hindistan'da kadınlara karşı işlenen suçlarla ilgili çalışmada makine öğrenmesi yöntemlerinin etkinliği araştırılmıştır. Çalışmada 29 farklı Hindistan eyaletine ait veriler kullanılmıştır. KNN yönteminin diğer yöntemlerden daha başarılı olduğu görülmüştür (Tamilarasi ve Rani 2020).

İngiltere'de bulunan 4 kentsel² bölgenin 4 yıllık suç ve harita verisi kullanılarak suç tahmini yapılan başka bir çalışmada Makine Öğrenmesi olarak RF, DT, SVM, LR yöntemleri kullanılmıştır. Tüm suçlar arasından şiddet ve cinsel saldırılar (ŞİD), evden hırsızlık(EV), diğer hırsızlık türleri (DİĞ), soygun (SYG), işyerinden hırsızlık(İŞY), antisosyal davranışlar(ASD) suçları kullanılmıştır. Sınıflandırmanın yapıldığı çalışmada açık erişime sahip OpenStreeMap platformundan alınan harita tabanlı POI verisi kullanılmıştır. POI verileri doğrultusunda oluşturulan mikro alanlardaki suç kayıtları dikkate alınarak sınıflandırma yapılmıştır. 4 bölgenin her birinde 6 suçun ayrı ayrı tahmin edildiği toplamda 24 tahmin bölgesinden oluşan çalışmada **çizelge 2.12**'de gösterilen sonuçlar elde edilmiştir. 1'e yakınlığın daha başarılı anlamına geldiği AUC metriğiyle yapılan performans değerlendirmesinde RF yönteminin diğer yöntemlere kıyasla daha fazla başarı gösterdiği tespit edilmiştir (Cichosz 2020).

² West Yorkshire Polisi, Merseyside Polisi, Greater Manchester Polisi, Dorset Police

Çizelge 2.12 İngiltere’de yapılan çalışma bulguları

Bölge	Manchester				Bournemouth			
Suç\ Method	SVM	DT	LR	RF	SVM	DT	LR	RF
ŞİD	0,73	0,66	0,66	0,74	0,79	0,74	0,7	0,79
EV	0,73	0,67	0,68	0,76	0,76	0,71	0,7	0,78
DİĞ	0,78	0,71	0,71	0,81	0,81	0,74	0,72	0,81
SYG	0,77	0,72	0,73	0,81	0,74	0,73	0,67	0,8
İŞY	0,78	0,7	0,72	0,8	0,79	0,78	0,7	0,84
ASD	0,75	0,67	0,68	0,76	0,81	0,75	0,74	0,81
Bölge	Liverpool				Wakefield			
Suç\ Method	SVM	DT	LR	RF	SVM	DT	LR	RF
ŞİD	0,76	0,69	0,71	0,77	0,87	0,82	0,85	0,88
EV	0,72	0,68	0,67	0,72	0,87	0,83	0,85	0,88
DİĞ	0,78	0,7	0,72	0,8	0,87	0,82	0,85	0,87
SYG	0,77	0,68	0,71	0,79	0,8	0,79	0,78	0,87
İŞY	0,78	0,71	0,74	0,8	0,86	0,83	0,83	0,93
ASD	0,77	0,7	0,72	0,79	0,87	0,83	0,85	0,88

Chicago Polis Departmanı tarafından sağlanan CLEAR (Citizen Law Enforcement Analysis and Reporting) veri setindeki verilerin kullanıldığı başka bir çalışmada Chicago bölgesinde 20 yıllık suç verisinden tüm suç kategorileri arasından 5 suç³ seçilerek yürütülmüştür. 4 farklı makine öğrenmesi yöntemiyle ayrı ayrı ilk denemeler yapıldıktan sonra Naive Bayes yöntemi RFE (Özyineli Özellik Eleme -Recursive Feature Elimination) geliştirilerek (NB+RFE) tekrar test yapılmıştır. RF %96.13, Extra-trees %84.5, NB+ RFE %96.6 doğruluk (accuracy) sonucu hesaplanarak NB+RFE yönteminin en başarılı yöntem olduğu belirtilmiştir (May vd. 2021).

Chicago Polis Departmanı tarafından sağlanan CLEAR (Citizen Law Enforcement Analysis and Reporting) veri setindeki verilerin kullanıldığı başka bir çalışmada ise Chicago bölgesinde 5 yıllık suç verisi kullanılmıştır. 2 farklı makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak suç tahminlemesi yapılmış ve bu yöntemler kıyaslanmıştır. Veri Setinde bulunan 22 farklı alt veri türünden 10'u⁴ ve suç tipi alanından 4 farklı suç⁵ seçilerek

³ Hırsızlık, Darp, Kriminal Zarar, Narkotik Suçlar, Saldırı

⁴ Blok, Bölge, Açıklama, Aile İçi Bilgisi, Polis Devriye Mıntıkası, Cadde, Yer Açıklaması, X Koordinat, Y Koordinat, Suç Tipi

⁵ Hırsızlık, Yasak Eylemler, Saldırı, Toplumsal Düzenin İhlali

tahmin işlemi yürütülmüştür. DT yöntemiyle %91 doğruluk(accuracy), NB yöntemiyle %83 doğruluk elde edilmiştir (Aldossari vd. 2020).

Portekiz’de bulunan ve Avrupanın önemli turist şehirlerinden biri olan Porto şehrini kapsayan başka bir çalışmada suç verilerine coğrafi veriler, nüfusla ilgili veriler ve X(Twitter) platformundan alınana veriler eşlik etmiştir. Üç aşamada yürütülen çalışmada coğrafi analiz, makine öğrenmesi modellemesi ve doğal dil işleme adımları sırasıyla uygulanmıştır. Coğrafi bölümlendirme yapıldıktan sonra tüm veriler mekânsal olarak birleştirilmiştir. Sıcak harita noktalarının ortaya çıkmasını sağlayan bu süreç sonrasında LASSO yöntemiyle özellik seçimi yapılmıştır. Seçilen özelliklerle makine öğrenmesi yöntemleri uygulanarak sınıflandırma tahmini yapılmıştır. Tahminlerin doğruluk değerleri Log.R 0.65, DT 0.61, RF 0.83, SVM 0.80 olup en başarılı yöntem RF olarak belirlenmiştir. Devamında ek olarak tweet verileri incelenerek duygu analizi yapılmıştır (Saraiva vd. 2022).

ABD’nin San Francisco eyaletindeki 12 yıllık verinin analiz edildiği başka bir tahmin çalışmasında öncelikli olarak 2 farklı makine öğrenmesi yöntemi denenmiştir. Tahmin sonuçlarının düşük çıkması sonrasında random forest ve adaboost yöntemleri eklenerek tahmin çalışması yeniden yapılmıştır. Tahmin sonuçlarının yeniden düşük çıkması sonrasında veri kümesinin daha dengeli hale gelebilmesi için oversampling ve undersampling uygulanmıştır. Yapılan tüm bu çalışmalar sonrasında tahmin başarısının RF yöntemiyle 0.99 ya çıktığı görülmüştür (Hossain vd. 2020).

Bahsedilen çalışmalara ilave olarak makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak suç tahminlemesi yapılan çalışmalar **çizelge 2.13**’te Gösterge, Veri Seti Ülkesi ve Dönemi, Kullanılan Metodlar açısından derlenerek sunulmuştur.

Çizelge 2.13 Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılan tahmin çalışmaları

Gösterge	Ülke	Veri Seti Dönemi	Kaynakça	Metod/Model
Suç, İşsizlik, Yoksulluk, Yetişkin Nüfus	Meksika	2009-2010	366	RF, Bag, XGBoost, BURC
Suç, Gelir, İşsizlik, Nüfus	ABD	1980-2014	372	SVM, RF, DT
Suç, GSYİH, Nüfus, Çocuk İşçi Oranı, Gelir,	Brezilya	2001-2010	215	RF
Suç, İşsizlik, 16 Farklı Alt Veri Türü ⁶	Çin	2013-2016	335	LASSO, Extra-trees
Suç	Bangladeş	2010-2019	181	LR, SVM, RF
Suç	Hindistan	2001-2012	187	DT, SVM, KNN, NB, LR, CART
Suç, Posta Kodları, Nüfus, Facebook İlgi Alanı, Demografik Veriler	ABD	2011-2018	87	LASSO
Suç, İlgi Alanı	İngiltere	2016-2019	272	Log.R, SVM, DT, RF
Suç	ABD	2001-2020	364	NB, RF, Extra-trees
Suç	ABD	2013-2017	357	DT, NB
Suç, Nüfus Verisi, Twitter Verisi, İşgücü	Portekiz	2016-2018	185	DT, RF, LASSO, Log.R, SVM
Suç	ABD	2003-2015	184	DT, KNN, RF, Adaboost

2.2.5 Derin öğrenme yöntemlerinin suç tahmini ve suçla ilişki göstergelerin belirlenmesine ilişkin çalışmalar

Derin öğrenme yöntemleri suç tahminlemesi çalışmalarında sıklıkla makine öğrenmesi yöntemleriyle birlikte kullanılmaktadır. Makine öğrenmesi yöntemlerinden farklı olarak derin öğrenme yöntemlerinin suç saati, tam harita konumu gibi daha yoğun verinin var olduğu ve hesaplamalarda daha yoğun işlemci gücüne ihtiyaç olan durumlarda tercih edildiği görülmektedir.

ABD'nin 2 farklı şehrindeki (Chicago, Los Angeles) 9'ar yıllık verinin analiz edildiği bir çalışmada önce makine öğrenmesi yöntemleri uygulanmış sonrasında derin öğrenme yöntemleri uygulanmıştır. 22 alt özellikten oluşan ve 7 milyondan fazla veri barındıran Chicago veri seti ve 17 alt özellikten oluşan 2.6 milyondan fazla instance barındıran Los Angeles suç veri setleri suç veri setleri açısından büyük veri setlerindendir. Her 2 veri seti

⁶ GSYİH, Ücretler, Öğrenci Sayısı, Telefon Abonesi Sayısı, Endüstriyel Tesis Sayısı, İnternet Abonesi Sayısı, Toplam Su Kaynağı, Kentleşme Oranı, Nüfus Yoğunluğu, Yaşam Alanı Bölgesi Miktarı, Toplam Gaz Kaynağı, Çalışan Nüfus, Yaşlı Nüfus, Erkek Nüfusu, Toplam Nüfus

de suçları 35 farklı suç tipinde tanımlamaktadır. Veri setlerine veri önışleme adımları uygulandıktan sonra suç tahmini için 8 farklı makine öğrenmesi algoritması (KNN, Log.R, DT, RF, MLP, NB, SVM, XGBoost, KNN) uygulanmıştır. XGBoost yönteminin başarılı olduđu ilk aşamadan sonra RNN (Yinelemeli Sinir Ağı)nın bir varyasyonu olan LSTM (Uzun Kısa Süreli Bellek) yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntemle zaman periyodu açısından 5 farklı periyotla her iki veri seti için sonuç frekansları incelenmiştir. Chicago'nun aksine Los Angeles'ta son yıllarda suç oranında artış görüldüğü belirtilmiştir (Safat vd. 2021).

2020 yılında yapılan ve 106 farklı ülkedeki 2018 yılına ait Suç Endeksi, İşsizlik, GSYİH verilerinin de kullanıldığı çalışmada (Başar ve Genç 2020) logistik regresyon, yapay sinir ağıları ve MOORA (Oran Analizi Temelinde Çok Amaçlı Optimizasyon) kullanılmıştır. MOORA yönteminin daha başarısız, yapay sinir ağlarının daha başarılı olduđu gözlemlenmiştir (Başar ve Genç 2020).

Suç dağılımıyla ilişkili faktörlerin birden fazla olduğunu belirten ve Philadelphia'daki 13 yıllık suç verisini ve harita resimlerini kullanan başka bir tahmin çalışmasında derin öğrenme metodu kullanılmıştır. Çalışma güvenlik planlaması ve tasarımı süreçlerine temel sağlamak amacıyla yapılmıştır. GAN (Çekişmeli Üretici Ağ) yöntemi kullanılan çalışmada 2000'den fazla harita görüntüsüyle ve 2 milyondan fazla suç bilgisi kullanılmıştır. Harita üzerinde her bölge yol, yeşil alan, akarsu gibi kategorilere ayrılmış ve bu alanların her birinin geçmiş suç oranlarına göre model eğitilmiştir. Eğitim sonrasında test setindeki suçlar tahmin edilmeye çalışılmıştır. Başarı oranlarının bölgeden bölgeye değıştiği görülmüştür (He ve Zheng 2021).

Los Angeles'taki 6 aylık verinin kullanıldığı çalışmada ise suç verisinin yanında hava durumu verisi kullanılmıştır. Hava durumu verisi saatlik bazda sıcaklık, rüzgâr hızı, sis, yağmur, fırtına gibi detayları barındırmaktadır. Çalışma içerisinde ilk olarak suç verisinin uygun bir temsili üzerine çalışılmıştır. Sonrasında derin öğrenme yöntemlerinden ST-ResNet kullanılarak yakın bölgelerde saat ölçeğinde suç dağılımını tahmin etmek için bir uyarılama yapılmıştır. Elde edilen sonuçlara KNN, Historical Average, ARIMA (Otomatik Regresif Entegre Hareketli Ortalama) gibi yöntemlerle kıyaslanmıştır. Suç

yoğunluğu tahmininde ST-ResNet'in daha az hatayla en başarılı yöntem olduğu tespit edilmiştir (Wang vd. 2019).

Çin'deki büyük bir bölgedeki 4 yıllık suç verisinin, şehir ulaşım yollarının yoğunluğu, ilgi alanları (yemek, alışveriş mağaza vb) verilerinin kullanıldığı bir çalışmada makine öğrenmesi yöntemlerine ek olarak derin öğrenme yöntemleri kullanılmıştır. LSTM yöntemi makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla daha başarılı bir tahmin performansı göstermiştir (Zhang vd. 2020).

Bu çalışmalar derin öğrenme yöntemlerinin tek başına tercih edilmediği daha çok makine öğrenmesi yöntemleriyle birlikte kullanıldığını göstermektedir. Bahsedilen çalışmalar **çizelge 2.14**'te Gösterge, Veri Seti Ülkesi ve Dönemi, Kullanılan Metodlar açısından derlenerek sunulmuştur.

Çizelge 2.14 Derin öğrenme yöntemleri kullanılan tahmin çalışmaları

Gösterge	Ülke	Veri Seti Dönem	Kaynakça	Metod / Model
Suç, Harita	ABD	2001-2019	1	LSTM, KNN, Log.R, DT, RF, MLP, NB, SVM, XGBoost, KNN
Suç, İşsizlik, GSYİH, Nüfus, Enflasyon, Göç Oranı, Mülteci Oranı	106 Ülke	2018	13	Log.R, MOORA
Suç, Harita	ABD	2006-2018	3	GAN
Suç, Hava Durumu, Harita	ABD	2015	61	ST-ResNet, KNN, Historica Average, ARIMA
Suç, İlgi Alanı, Kent Ulaşım Ağı Yoğunluğu, Harita	Çin	2015-2018	65	LSTM, KNN, RF, SVM, NB, CNN
Suç, Hava Durumu, Harita	ABD	2014-2015	95	DNN, ARIMA, KNN, HA, GSRNN

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
1	5	SCIE	Dergi Makalesi	2017	ABD	Suç, Yer Zaman, Demografik Veriler, Harita Resimleri, Ev Fiyatları, Ekonomik Veriler, Eğitim Verileri, Hava Durumu	ML ⁷ , DL ⁸	(Kang ve Kang 2017)
2	2	Scopus	Dergi Makalesi	2020	İran	Suç (Evden Soygun, Açık Alan Soygunu, Otodan Hırsızlık, Oto Hırsızlığı, Yer, Zaman	ML	(Farjami ve Abdi 2021)
3	1	SCIE	Dergi Makalesi	2021	ABD	Suç Tipi, Zaman, Yer, Suç Açıklaması, Posta Kodu, Polis Mıntıkası	ML, DL	(Safat vd. 2021)
4	3	SCIE	Dergi Makalesi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(He ve Zheng 2021)
5	6	ESCI	Dergi Makalesi	2021	ABD	Suç, Zaman, Acil Durum Çağrıları	ML, DL	(Akçayol ve Muhammet 2022)
6	7	arxiv	Dergi Makalesi	2017	ABD	Suç, Zaman, Yer	DL	(Wang vd. 2017)
7	9	EBSCO	Dergi Makalesi	2015	ABD	Suç, Yer Zaman, Ev Fiyatları, Nüfus	ML	(Almanie vd. 2015)
8	11	ESCI	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML, DL	(Stalidis vd. 2021)
9	13	Copernicus	Dergi Makalesi	2020	106 Ülke	Suç İndeksi, İşsizlik, GSYİH, Nüfus, Enflasyon, Dünya Bankası Gelişmişlik Sıralaması, Mülteci Oranı, Göç Oranı	ML, DL	(Başar ve Genç 2020)
10	202	SCIE	Dergi Makalesi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Butt vd. 2021)
11	19	TR Index	Dergi Makalesi	2021	Türkiye	Suç, GSYİH, İşsizlik	S ⁹	(Şirin ve Feride 2022)
12	25	SSCI	Dergi Makalesi	2002	ABD	Suç, İşsizlik, Ücretler	S	(Gould vd. 2002)

⁷ Makine Öğrenmesi (ML)⁸ Derin Öğrenme (DL)⁹ İstatistik (S)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
13	26	Scopus	Dergi Makalesi	2012	Litvanya	Suç, İşsizlik, Yoksulluk	-	(Šileika ve Bekerytė 2013)
14	27	SSCI	Dergi Makalesi	2007	ABD	Suç, İşsizlik, GSYİH	S	(Rosenfeld ve Fornango 2007)
15	35	SSCI	Dergi Makalesi	1989	ABD	Suç, İşsizlik	S	(Allan ve Steffensmeier 1989)
16	36	SSCI	Dergi Makalesi	2000	İngiltere, Galler	Suç, İşsizlik	S	(Carmichael ve Ward 2000)
17	37	SSCI	Dergi Makalesi	2019	Fransa, İngiltere	Suç, İşsizlik, GSYİH, Nüfus Büyüme Oranı, Polis Oranı	S	(Jawadi vd. 2021)
18	40	SSCI	Dergi Makalesi	2009	Fransa,	Suç, İşsizlik	S	(Fougère vd. 2009)
19	41	SSCI	Dergi Makalesi	2015	Kanada	Suç, İşsizlik, GSYİH	S	(Andresen 2015)
20	42	SSCI	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, İşsizlik, Eşitsizlik, Caydırıcılık	S	(Costantini vd. 2018)
21	43	SSCI	Dergi Makalesi	2012	33 AB Ülkesi	Suç, İşsizlik, GSYİH, Uyuşturu Kullanım Oranı, Alkol Tüketimi	S	(Altindag 2012)
22	44	SSCI	Dergi Makalesi	2017	İsveç	Suç, İşsizlik	S	(Nordin ve Almén 2017)
23	45	TR Index	Dergi Makalesi	2007	Türkiye	Suç, İşsizlik, GSYİH, Okul Kayıt Oranı, Kentleşme, Polis Oranı, Yoksulluk	S	(Cömertler ve Muhsin 2007)
24	49	scopus	Dergi Makalesi	2000	Yeni Zelanda	Suç, İşsizlik	S	(Papps ve Winkelmann 2000)
25	60	SSCI	Dergi Makalesi	1996	Japonya	Yoksulluk, Ekonomik Eşitsizlik, İşsizlik, Suç	S	(Tsushima 1996)
26	61	SCIE	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç, Zaman, Yer, Hava Durumu (Anlık rüzgar hızı, Sis, Yağmur, Fırtına)	ML, DL	(Wang vd. 2019)
27	62	arxiv	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, Hava Durumu, Nüfus, Toplu Taşıma	DL	(Stec ve Klabjan 2018)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
28	63	arxiv	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Najjar vd. 2018)
29	64	ConfP	Konferans Bildirisi	2016	ABD	Suç, Yer, Zaman, İlgi Noktası (Sosyal Medya Platformları), Taksi Güzergahları, Demografik Veriler	ML	(Wang vd. 2016)
30	65	SCIE	Dergi Makalesi	2020	Çin	Suç, İlgi Noktası, Kent Ulaşım Ağı Yoğunluğu	ML, DL	(Zhang vd. 2020)
31	69	SCIE	Dergi Makalesi	2013	ABD	Suç, Yer, Zaman, Twitter Verileri (GPS Etiketli)	ML	(Gerber 2014)
32	77	EBSCO	Dergi Makalesi	2015	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML	(McClendon ve Meghanathan 2015)
33	78	ConfP	Konferans Bildirisi	2017	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML	(Mohd ve Noor 2017)
34	79	WOS Zoological Record	Dergi Makalesi	2013	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML	(Iqbal vd. 2013)
35	80	Book Section	Kitap Bölümü	2015	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML, DL	(Anuar vd. 2015b)
36	82	Book Section	Kitap Bölümü	2015	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML, DL	(Anuar vd. 2015a)
37	83	ConfP	Konferans Bildirisi	2015	ABD	Suç (Hırsızlık), Hava durumu (en yüksek, en düşük, ortalama, nem, görüş, rüzgar hızı, hava durumu tipi)	ML	(Chen vd. 2015)
38	84	ConfP	Konferans Bildirisi	2016	ABD	Suç, Yer, Posta Kodları	ML	(Boni ve Gerber 2016)
39	85	arxiv	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman, Foursquare Check-in Verileri	ML	(Rumi vd. 2019)
40	86	SSCI	Dergi Makalesi	2014	ABD	Suç (Cinayet, Silah Kullanılan Olaylar (Soygun, Saldırı, Darp, Silah İhlalleri, Cinsel Saldırıları)), Yer, Zaman	ML	(Mohler 2014)
41	87	SCIE	Dergi Makalesi	2019	ABD	Posta Kodu, Suç (Saldırı, Hırsızlık, Soygun) Facebook İlgi Alanı, Demografik Veriler (Yaş, Gelir, Irk, Eğitim)	ML	(Fatehkia vd. 2019)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
42	88	ConfP	Konferans Bildirisi	2016	ABD	Suç, Foursquare Verisi, Twitter Verisi (GPS Etiketli)	ML	(Al Boni ve Gerber 2016)
43	90	SCIE	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman, Aile içi/Değil Durumu	ML, DL	(Feng vd. 2019)
44	91	SCIE	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman, Coğrafi Etki, İlgi Alanı, Taksi Güzergahları, Demografik Veriler	ML	(Wang vd. 2017)
45	92	ConfP	Konferans Bildirisi	2017	ABD	Taksi Güzergahları, Demografik Veriler, İlgi Alanı Verisi, Ev Fiyatları	ML	(Wang ve Li 2017)
46	93	ConfP	Konferans Bildirisi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Zhou vd. 2021)
47	95	arxiv	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, Hava Durumu (Rüzgar Hızı, Sis, Yağmur, Fırtına, Trafik Yoğunluğu)	ML, DL	(Wang vd. 2018)
48	96	SSCI	Dergi Makalesi	2016	ABD	Suç (Şiddet Suçları, Düzensizlik Suçları, Uyuşturucu Suçları) Park Lokasyonları)	ML	(Tower ve Groff 2016)
49	100	arxiv	Dergi Makalesi	2021	ABD	Suç (Şiddet Suçları (Cinayet, Tecavüz, Soygun, Ağırlaştırılmış Saldırı)), Zaman, Yer	ML	(Balocchi vd. 2021)
50	102	SSCI	Dergi Makalesi	2008	ABD	Suç, GSYİH, İşsizlik, Kazanç, Sağlık ve Eğitim Harcamaları	S	(Lin 2008)
51	103	SSCI	Dergi Makalesi	2014	17 Ülke	Suç (Toplam Suç, Cinayet, Burglary, Soygun) GSYİH, Büyüme Oranı	S	(Buonanno vd. 2014)
52	106	SSCI	Dergi Makalesi	2014	İtalya	Suç, Zaman, İşsizlik, Enflasyon	S	(Speziale 2014)
53	108	SSCI	Dergi Makalesi	2013	Finlandiya	Suç (Şiddet Suçları, Malvarlığına Karşı Suçlar, Alkollü Araç Kullanma), İşsizlik	S	(Aaltonen vd. 2013)
54	117	TR Index	Dergi Makalesi	2011	Türkiye	İşsizlik, Suç Oranı, Yeşil Kartlı Sayısı, GSYİH	S	(Kaya ve Bozkurt 2011)
55	118	SSCI	Dergi Makalesi	2011	İngiltere	İşsizlik, Suç, Gelir Eşitsizliği	S	(Wu ve Wu 2012)
56	143	SSCI	Dergi Makalesi	2006	ABD	Suç (Soygun, Hırsızlık, Motorlu Araç Hırsızlığı) İşsizlik, Hanebaşı Gelir, GSYİH, Tüketici Güven İndeksi)	S	(Rosenfeld ve Levin 2016)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
57	177	ConfP	Konferans Bildirisi	2019	ABD	Suç, Zaman	DL	(Chun vd. 2019)
58	178	SCIE	Dergi Makalesi	2021	Hindistan	Suç, Yer, Zaman	ML	(Kshatri vd. 2021)
59	180	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Kanada	Suç, Yer, Zaman	ML	(Kim vd. 2018)
60	181	ConfP	Konferans Bildirisi	2021	Bangladeş	Suç, (Soygun, Cinayet, Eşkiyalık, isyan, Kadın/Çocuk Kaçırma, Polise Saldırı, Hırsızlık)	ML	(Raza ve Victor 2021)
61	182	ConfP	Konferans Bildirisi	2019	ABD	Suç (Cinayet, Tecavüz, Hırsızlık, Oto Hırsızlığı, Ağır Suçları), Hava Durumu (Bulutluluk Durumu)	ML, DL	(Elluri vd. 2019)
62	184	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	ABD	Suç, Zaman, Yer, Polis Bölgesi, Yoğunluk	ML	(Hossain vd. 2020)
63	185	SCIE	Dergi Makalesi	2022	Portekiz	Suç, Yer, Zaman, Nüfus, İşgücü, Twitter Verisi	ML	(Saraiva vd. 2022)
64	187	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	Hindistan	Kadına Karşı Suçlar	ML	(Tamilarasi ve Rani 2020)
65	188	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	Hindistan	Suç, (Soygun, Kumar, Şiddet, Cinayet, Kaçırma) Zaman, Yer	ML	(Kumar vd. 2020)
66	190	Scopus	Dergi Makalesi	2020	Hindistan	Cinayet Suçu	ML	(Bandeekar ve Vijayalakshmi 2020)
67	191	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	ABD	Suç, Zaman, Yer,	ML, DL	(Gahalot vd. 2020)
68	193	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	ABD	Suç (Cinayet), Çözülme Durumu, Kurban Cinsiyeti-Yaşı-Irkı-Sayısı, Şüpheli Yaşı-Cinsiyeti, Kurban-Şüpheli İlişkisi)	ML, DL	(Shermila vd. 2018)
69	194	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman, Posta Kodu, Polis Mıntıkası	ML	(Catlett vd. 2018)
70	195	SCIE	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman, Posta Kodu, Polis Mıntıkası	ML	(Catlett vd. 2019)
71	196	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman, Nüfus Verisi, Taksi Güzergahları, İlgi Alanı Bilgisi	ML	(Yi vd. 2018)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
72	197	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	ABD	Suç, Kütüphane Yerleri, Kütüphane Ziyaret Sayıları, Polis Merkezleri, Okul Yerleri, Okul Skorları	ML	(Dash vd. 2018)
73	198	SCIE	Dergi Makalesi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman, Hava Durumu	ML, DL	(Han vd. 2020)
74	199	ConfP	Konferans Bildirisi	2022	ABD	Suç (Hırsızlık, Soygun, Saldırı, Darp), Yer, Zaman	ML, DL	(Zhonghang Li vd. 2022)
75	200	SCIE	Dergi Makalesi	2022	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Tasnim vd. 2022)
76	201	SCIE	Dergi Makalesi	2022	ABD	Suç, Yer, Hava Durumu, İlgi Alanı Verisi, Polis Merkezi, Taksi Güzergahları	DL	(Zhou vd. 2022)
77	352	scopus	Dergi Makalesi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Hajela vd. 2020)
78	354	ConfP	Konferans Bildirisi	2022	ABD	Suç (Hırsızlık, Soygun, Saldırı, Narkotik Suçlar), Yer, Zaman	DL	(Lu ve Liao 2022)
79	355	ESCI	Dergi Makalesi	2023	ABD	Suç, Yer, Taksi Güzergahları, İlgi Alanı Verisi	ML, DL	(Rayhan ve Hashem 2023)
80	357	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Aldossari vd. 2020)
81	358	ConfP	Konferans Bildirisi	2022	ABD	Suç, İlgi Alanı Verisi	DL	(Mansha vd. 2022)
82	360	ConfP	Konferans Bildirisi	2023	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML, DL	(Chen ve Liao 2023)
83	361	ConfP	Konferans Bildirisi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(May vd. 2021)
84	362	SCIE	Dergi Makalesi	2022	ABD, Çin	Suç (Hırsızlık, Yankesicilik, Oto Hırsızlığı, Kriminal Zarar, Saldırı), Nüfus, Gelir, İlgi Alanı Verisi, Yol Ağı Yoğunluğu, Arazi Kullanımı	DL	(Liang, Wu, vd. 2022)
85	363	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	ABD	Suç (Hırsızlık, Saldırı, Kötü Muamele) Meteorolojik Veri, Demografik Veri, İlgi Alanı Verisi	ML, DL	(Wei vd. 2020)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
86	364	ConfP	Konferans Bildirisi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(May vd. 2021)
87	366	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	Meksika	Suç, Yoksulluk, İşsizlik Oranı, Yetişkin Oranı	ML	(Wu vd. 2020)
88	367	SCIE	Dergi Makalesi	2023	ABD	Suç, Yer, Zaman, Twitter Verisi	DL	(Tam ve Tanrıöver 2023)
89	368	SCIE	Dergi Makalesi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Esquivel vd. 2020)
90	369	ConfP	Konferans Bildirisi	2022	Bangladeş	Suç	ML	(Adhikary vd. 2022)
91	370	ConfP	Konferans Bildirisi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Matereke vd. 2021)
92	371	ConfP	Konferans Bildirisi	2024	-	Suç	ML, DL	(Malik vd. 2024)
93	372	ConfP	Konferans Bildirisi	2023	ABD	Suç, İşsizlik, Nüfus, Gelir	ML	(Rao vd. 2023)
94	373	ConfP	Konferans Bildirisi	2023	-	Suç	ML	(Bhardwaj ve Kaur 2023)
95	374	ConfP	Konferans Bildirisi	2023	ABD	Suç, Yer, Zaman, Nüfus Verisi	ML	(Li vd. 2023)
96	375	ConfP	Konferans Bildirisi	2023	-	Suç	ML	s(Darshan ve Shankaraiah 2022)
97	379	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	-	Suç (Suç Tipi, Cinsiyet, Yaş, İşsiz, Medeni Hal), Yer, Zaman,	ML, DL	(Llaha 2020)
98	380	ConfP	Konferans Bildirisi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Wang ve Yuan 2019)
99	382	ConfP	Konferans Bildirisi	2023	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML, DL	(Sabakhtarishvili vd. 2023)
100	203	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman, İlgi Alanı Verisi	ML	(Yao vd. 2020)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
101	205	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Brezilya	Suç, Yer, Zaman	ML	(Araújo vd. 2018)
102	206	ConfP	Konferans Bildirisi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Almuhanna vd. 2021)
103	213	ConfP	Konferans Bildirisi	2022	ABD	Şartlı Tahliye Gözetimine Alınan Mahkumların Yeniden Suç İşlemesi	ML	(Ma vd. 2022)
104	215	SCIE	Dergi Makalesi	2018	Brezilya	Suç, Yer, Zaman, GSYİH, Çocuk İşçi Oranı, Gelir, Nüfus	ML	(Alves vd. 2018)
105	216	Scopus	Dergi Makalesi	2018	İngiltere	Suç, Yer, Zaman	ML	(ToppiReddy vd. 2018)
106	219	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Endenozya	Suç	S	(Utomo 2018)
107	220	scopus	Dergi Makalesi	2018	Rusya	Suç, Yer, Zaman	ML	(Ingilevich ve Ivanov 2018)
108	221	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	Brezilya	Suç, Yer, Zaman	ML	(da Silva vd. 2020)
109	224	SSCI	Dergi Makalesi	2022	Çin	Suç	ML	(Zhang vd. 2022)
110	225	SCIE	Dergi Makalesi	2022	Danimarka	Psikiyatrik Hastalar	ML	(Trinhammer vd. 2022)
111	226	SCIE	Dergi Makalesi	2022	ABD, Hindistan, BAE	Suç	ML	(Das ve Das 2022)
112	227	SCIE	Dergi Makalesi	2022	ABD, Çin	Suç, İlgi Alanı, Hava Durumu, Kent Anomalisi	ML, DL	(Liang, Wang, vd. 2022)
113	231	SCIE	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, İlgi Alanı, Twitter Verisi	ML, DL	(Yang vd. 2018)
114	232	SCIE	Dergi Makalesi	2020	ABD	Suç, Zaman, Twitter Verisi	ML	(Ristea vd. 2020)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
115	246	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Hindistan	Suç, Yer, Zaman	ML	(Yadav ve Sheoran 2018)
116	249	Scopus	Dergi Makalesi	2017	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML	(Mohd ve Noor 2017)
117	253	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Almaw ve Kadam 2018)
118	254	SCIE	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç	DL	(Altameem ve Amoon 2019)
119	257	ConfP	Konferans Bildirisi	2014	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML	(Babakura vd. 2014)
120	258	ConfP	Konferans Bildirisi	2017	Filipinler	Suç, Yer, Zaman	ML	(Baculo vd. 2017)
121	262	ConfP	Konferans Bildirisi	2019	Bangladeş	Suç, Zaman	ML	(Biswas ve Basak 2019)
122	263	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	ABD, Brezilya	Suç, Yer, Zaman	ML	(Borges vd. 2018)
123	264	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Polonya	Suç, Yer, Zaman	ML	(Borowik vd. 2018)
124	265	SSCI	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Bowen vd. 2018)
125	270	ConfP	Konferans Bildirisi	2015	ABD	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler	ML	(Cavadas vd. 2015)
126	272	SCIE	Dergi Makalesi	2020	İngiltere	Suç, Yer, Zaman, İlgi Alanı Verisi	ML	(Cichosz 2020)
127	278	ConfP	Konferans Bildirisi	2015	ABD	Suç, Foursquare Verisi	ML, DL	(Huang vd. 2015)
128	281	ConfP	Konferans Bildirisi	2017	Çin	Suç	ML, DL	(Jin ve Deng 2017)
129	282	SCIE	Dergi Makalesi	2019	İsviçre	Suç, Yer, Zaman, Sosyo-Ekonomik Veriler, Meotorolojik Veriler	ML	(Kadar vd. 2019)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
130	283	SCIE	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman, Foursquare İlgi Alanı Verisi, Metro Kullanım Verisi, Taksi Güzergahları	ML	(Kadar ve Pletikosa 2018)
131	284	SSCI	Dergi Makalesi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Kajita ve Kajita 2020)
132	286	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	Kanada	Suç, Yer, Zaman	ML	(Kim vd. 2018)
133	287	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Hindistan	Suç	ML	(Kiran ve Kaishveen 2018)
134	288	Scopus	Dergi Makalesi	2017	ABD	Suç, Yer, Zaman	-	(Kouziokas 2017)
135	291	Scopus	Dergi Makalesi	2019	İngiltere	Suç, Yer, Zaman	-	(Kumar ve Nagpal 2019)
136	296	SCIE	Dergi Makalesi	2018	Tayvan	Suç, Yer, Zaman	ML	(Lin vd. 2018)
137	298	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Çin	Suç, Yer, Zaman	ML	(Zhe Li vd. 2018)
138	301	ConfP	Konferans Bildirisi	2022	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Meena vd. 2022)
139	302	SCIE	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Matijosaitiene vd. 2019)
140	304	ConfP	Konferans Bildirisi	2017	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Misyrilis vd. 2017)
141	309	ESCI	Dergi Makalesi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML, DL	(Nitta vd. 2019)
142	310	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Filipinler	Suç, Yer, Zaman	ML	(Orong vd. 2018)
143	313	ConfP	Konferans Bildirisi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Qian vd. 2020)
144	315	SSCI	Dergi Makalesi	2021	Belçika	Suç, Yer, Zaman	ML	(Rummens ve Hardyns 2021)

Çizelge 2.15 Literatür taraması sırasında incelenen yayınlar (devam)

S.N.	En. N	Dizin	Yayın Türü	Yıl	Veri Seti Ülke	Kullanılan Alt Veri	Yöntem	Referans
145	316	SSCI	Dergi Makalesi	2017	Hollanda	Suç, Yer, Zaman, Yoksulluk, Göç Oranı	ML, DL, İstatistik (S)	(Rummens vd. 2017)
146	333	SCIE	Dergi Makalesi	2018	ABD	Suç, Yer, Zaman, Nüfus, Irk Yoğunluğu, Foursquare Verisi, Taksi Güzergahları, Twitter Verisi	ML, S	(Vomfell vd. 2018)
147	334	SCIE	Dergi Makalesi	2017	Simülator		ML	(Vural ve Gök 2017)
148	335	SCIE	Dergi Makalesi	2020	Çin	Suç, Yer, Zaman, Gelir, GSYİH, İşsizlik, Nüfus	ML, S	(Wang vd. 2020)
149	336	SCIE	Dergi Makalesi	2020	ABD	Suç, Yer, Zaman	DL	(Wang vd. 2020)
150	338	ConfP	Konferans Bildirisi	2018	Polonya	Suç, Yer, Zaman	DL	(Wawrzyniak vd. 2018)
151	339	SCIE	Dergi Makalesi	2016	Çin	Suç	DL	(Weihong vd. 2016)
152	340	SSCI	Dergi Makalesi	2021	ABD	Suç, Yer, Zaman, Demografik Veriler	ML	(Wheeler ve Steenbeek 2021)
153	341	ConfP	Konferans Bildirisi	2019	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML, DL	(Xiong vd. 2019)
154	345	SCIE	Dergi Makalesi	2015	ABD	Suç, Yer, Zaman	ML	(Yu vd. 2015)
155	346	ConfP	Konferans Bildirisi	2011		Suç, Yer, Zaman	ML	(Yu vd. 2011)

3 MATERYAL ve YÖNTEM

3.1 Makine Öğrenmesi

Çalışmanın literatür taraması kısmında 155 farklı yayının incelenmiş olması, bu yayınlarda Türkiye ile ilgili oluşturulmuş/kullanılmış veri setlerinin kısıtlı veriler içermesi ve ayrıca bu yayınlardan suç tahmininde en çok makine öğrenmesi yönteminin tercih edilmiş olması yazarlara önemli bir ilham kaynağı olmuştur. Bu amaçla geniş bir veri seti hazırlanmış olmasının yanında önemli makine öğrenmesi yöntemleri tercih edilerek suç tahminleme çalışması yapılmıştır.

Yapay zekâ evreninin içerisinde yer alan makine öğrenmesi istatistik yöntemlerine kıyasla artan verinin daha iyi yorumlanabildiği ve mevcut metodlarıyla mevcut problemleri sınıflandırma ve regresyon uygulamalarıyla çözebilen bir yaklaşımdır. Makine öğrenmesi yöntemleri uygulanırken girdi verisi olarak veriler farklı verilerle ilişkili olduğu düşünülen çıktı verileri arasında ilişki aranır. Aranılan bu ilişki veri miktarı, kullanılan yöntem, sınıflandırma ya da regresyon uygulaması, sonuçların değerlendirildiği metrik gibi birçok bileşenin doğru kullanılması sonucu başarılı sonuçlarla ortaya konulabilir.

Çalışma içerisinde suç tahmini için literatür taraması sonrasında ortaya çıkmış olan sık kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır. Bu yöntemler 3.1.1., 3.1.2., 3.1.3.'te açıklanmıştır.

3.1.1 Rastgele Orman (Random Forest - RF) Algoritması

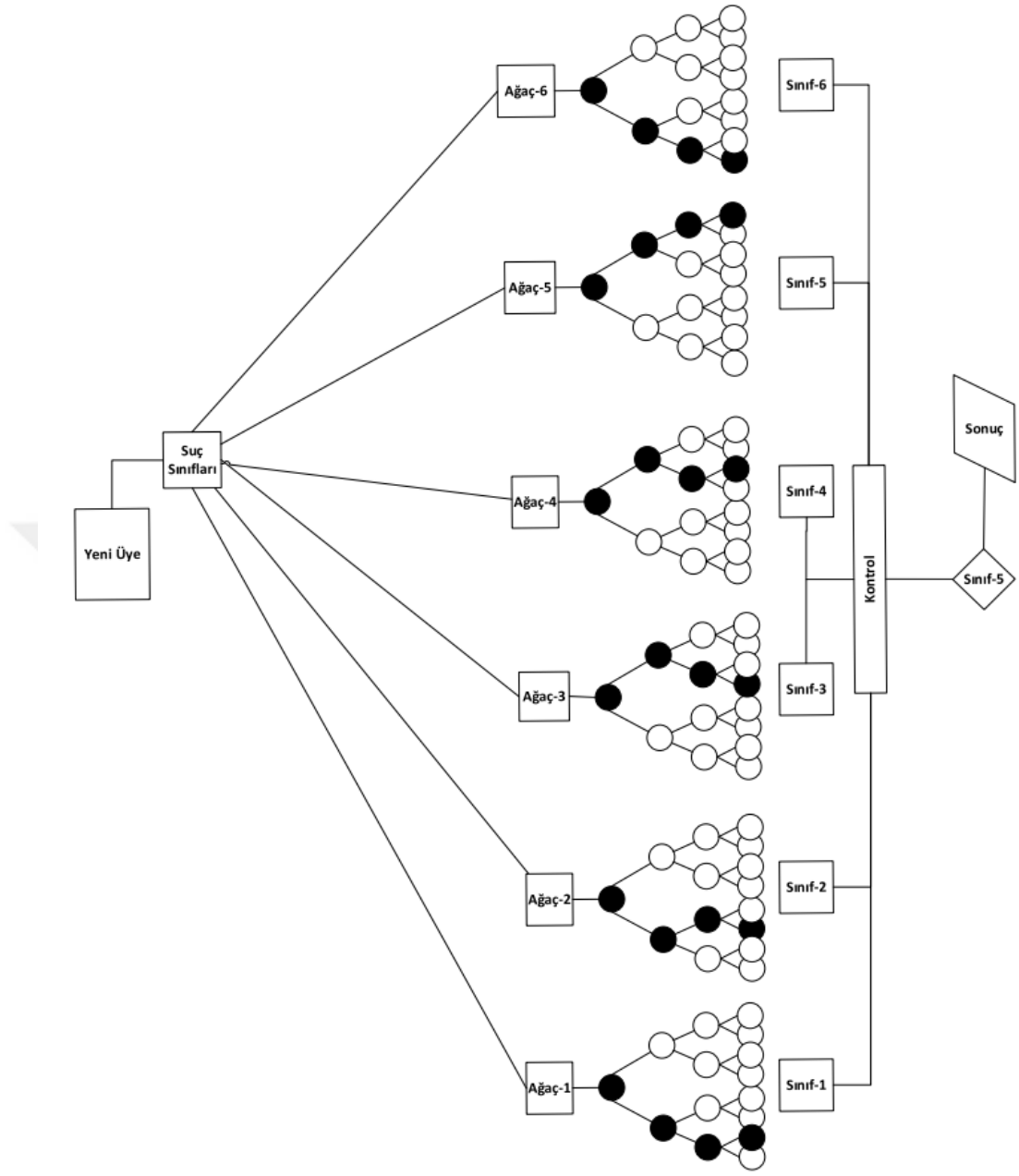
Rastgele Orman (Random Forest - RF) yöntemi ağaç tabanlı (tree-based) tahmin yapan makine öğrenmesi yöntemlerinden biridir. Decision Tree (Karar Ağacı) metodunun genişletilmiş bir versiyonudur. Karar Ağacı metodu karar verilecek durumu ilişkili özniteliklerin bir ağaç yapısında değerlendirilerek karar verme sürecini hızlandırma amaçlayan bir tahmin yöntemidir. Oluşturulan ağacın her adımda 2 ya da daha fazla dallanması bu dalların da yapraklara ulaşması ile karar verme süreci kolaylaştırılmış olur.

Ağacın öğrenme sürecinde dallanma işlemi farklı ihtimallere bakılarak özyineli olarak tekrarlanır ve bu işleme tahmin kesinleşinceye kadar devam edilir. RF birden fazla karar ağacı tahminleyicisinin bir kombinasyonudur. Bu işlemde birden fazla karar ağacı kullanılarak sınıflandırma işlemi yapılır. Bu sınıflandırmada her öznitelik için her ağaç yapısında ayrı birer puan elde edilir ve o özneliğin nihai değeri tüm ağaçlardaki değerlerinin ortalaması alınarak hesaplanır (Breiman 2001).

Algoritma hem regresyon hem sınıflandırma problemlerine uygulanabilmektedir. (Şekil-2). Yöntem herhangi bir probleme uygulanırken uygulanan hiperparametreler tahmin başarısını olumlu ya da olumsuz etkileyebilir. Yöntemle birlikte hiperparametre olarak derinlik, ağaç sayısı, eğitim seti-test seti bölümlenmesi, eğitimde kullanılacak tekrar sayısı gibi detaylara ilişkin ayarlama yapılabilmektedir (Zhang vd. 2020).

RF algoritması ile mevcut veriden eğitim ve test için veriler ayrılır. Eğitim seti modele uygulandıktan sonra algoritma bir tahmin yeteneğine kavuşur. Bu tahmin yeteneği algoritmanın öncesinde görmediği test setini tahmin etmesiyle performansı açısından değerlendirilebilir. RF yapısı ağaç yapısı nedeniyle birbirinden farklı karar ağaçlarının her biri için bir tahmin sonucuna kavuşmuş olur. Bu ağaçlardan sonucu en iyi olan karar ağacı nihai sonuç olarak modelin performans değerlendirmesi skorunu ortaya çıkarır.

Anlaşılması ve yorumlanmasının basit olması, hızlı olması, hem sayısal hem de sınıfsal verilerin işlenmesinde kullanılabilir olması, her işlem adımının görüntülenebilir ve yorumlanabilir olması, düşük hesaplama karmaşıklığına sahip olması gibi, birden fazla alanda yüksek tahmin doğruluğuna sahip olması gibi nedenlerle yaygın olarak kullanılır (Kandaswamy vd. 2011; Rodriguez-Galiano vd. 2012).



Şekil 3.1 Örnek RF tahmin gösterimi

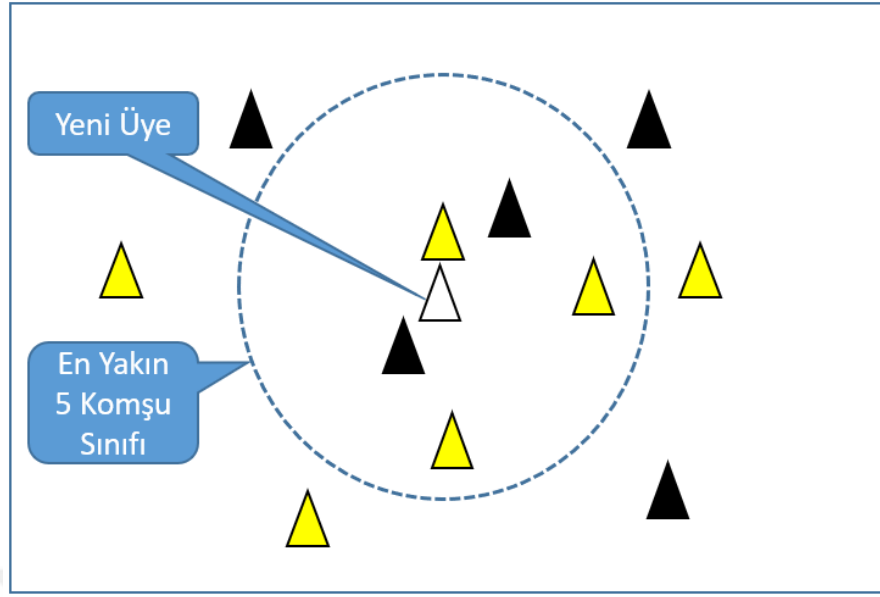
3.1.2 K-en Yakın Komşu (K-Nearest Neighbour – KNN) Algoritması

K-en yakın komşu(K-Nearest Neighbor-KNN) ile farklı sınıflara gruplanabilen veriler kullanılarak doğru sınıflandırma yapılmaya çalışılır. Sınıflandırma öncesinde sınıflandırılacak olan veride herhangi bir alt dağılım olduğunu varsaymadığından parametrik olmayan (non-parametric) bir yöntemdir.

Basit ve kolay uygulanabilir bir yöntemdir. Modelin oluşturulmasının kolay olduğu bu yöntem çok sınıflı verilerin sınıflandırılmasına uyum sağlar. Esnek bir sınıflandırma yeteneği bulunan algoritma çok modlu sınıflara da uygulanabilmektedir. Algoritma sürekli bir mesafe hesaplaması yapar. Veri seti büyüdükçe sınıflandırmanın işlemci gücü maliyeti artabilir. Öneri sistemlerinde, kredi derecelendirme, el yazısı tespiti, video tanıma gibi problemler için kullanıma uygundur (Ray 2019).

Algoritma bir veri setine uygulanırken öncelikle veri setinin eğitim seti için ayrılmış kısmı eğitime tabi tutulur. Böylelikle sınıfların sınırları belirlenir. Sonrasında ise yeni gelen bireyin ait olduğu sınıf tahmin edilmeye çalışılır. Tahmin sonuçlarıyla gerçek sınıflar kıyaslanarak doğruluk oranı (modelin performansı) hesaplanır. Sınıfların tahmini sürecinde yeni bireyin k adet en yakın komşuya uzaklığı dikkate alınır. Kullanımı basittir, bir problem uygulanabilmesi yoğun işgücü gerektirmemektedir.

Örnek olarak en yakın 5 komşu dikkate alınarak bir sınıflama yapılacaksa bu komşuların hepsine bakılır bu komşuların ait olduğu sınıflar açısından en yüksek değere göre sınıf tahmini yapılır. Örnekte de görüldüğü üzere en yakın 5 komşudan 3'ü sarı sınıfına aittir, 2'si siyah sınıfına aittir. Bu durumda yeni üyenin sınıfı sarı olarak tahmin edilir. Örnekteki en yakın komşu sayısı 3 olarak belirlenseydi yeni üyenin ait olduğu sınıf tahmini siyah olacaktı. (**Şekil 3.2**). Yöntem uygulanırken komşu sayısı, veri setindeki örnek miktarı, ağırlık, yaprak boyutu, metrik gibi değerler hiper parametre olarak ayarlanabilir (Lin vd. 2018; Li vd. 2023).



Şekil 3.2 Örnek KNN tahmin gösterimi

3.1.3 Naive Bayes (Naive Bayes - NB) Algoritması

Bayes teoreminin sınıflandırma uygulamalarında kullanılmasıdır. Bayes teoremi basit ve koşullu olasılığa dayanan bir teoremdir. Gerçek dünyadaki tüm girdi özelliklerinin birbirinden tamamen bağımsız olmadığı varsayımına sahiptir. Yeni birey geldiğinde bu bireyin hangi sınıfa ait olabileceği konusunda her sınıfa ait olma olasılığı hesaplanır. Hesaplama sonucunda her sınıf için bir aitiklik olasılığı ortaya çıkar. Bu olasılık değerlerinden yüksek olana ait olduğu tahminlenir. Gaussian, Multinomial, Bernoulli Naive Bayes yöntemin yaygın kullanılan farklı türleridir. Bu çalışmada Gaussian Naive Bayes yöntemi uygulanmıştır. Gaussian Naive Bayes verinin sürekli olduğu problemlere uygulanan çeşididir (Chen vd. 2020; Zhang vd. 2020; Wickramasinghe ve Kalutarage 2021).

Birçok farklı alanda kullanılan bir yöntemdir. Metin sınıflandırması, tavsiye sistemleri, çok sınıflı tahmin, spam filtrelemesi, tedavi sonrası kanserin ilerlemesinin tahmin edilmesi, metin sınıflandırma gibi problemlerin çözümü için kullanılmaktadır. Hiperparametre olarak varsayılan hiperparametreler kullanılmıştır.

3.2 Makine Öğrenmesiyle Türkiye’de Suç Tahminlemesi

3.2.1 Çalışma veri seti

Çalışmanın yürütülebilmesi için kullanılan veri seti yazar tarafından farklı veri tabanlarındaki verilerin bir araya getirilmesiyle ve devamında ön işleme adımlarının uygulanmasıyla oluşturulmuştur. Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) sunucuları belirtilen amaçla kullanılmıştır. TÜİK farklı alanlarda geniş kapsamlı veri toplayan ve bunları raporlayan bir kurumdur. Veriler bilimsel sistematlere dayalı olarak geniş kapsamlı bir süreçle bir araya getirilmektedir. Uluslararası standartlara uygun olarak yürütülen süreçler sonucunda oluşan veri tabanları genel olarak anket, sayım gibi veri toplama yöntemleri kullanılarak oluşturulmaktadır. TÜİK veri tabanlarında sunulan verileri kırımlı olarak Türkiye Geneli, İBBS1, İBBS2, İBBS3 gibi farklı veri bölgelerine göre sınıflanarak sunulmaktadır. TÜİK veri tabanlarında veriler Adalet, Çevre, Eğitim, Sağlık, Nüfus, Gelir, Tarım, Ulaştırma, Sanayi gibi birbirinden farklı 17 farklı sunulmaktadır.

Bu çalışma içerisinde belirtilen veri tabanlarına hepsine ilişkin sunulan verilere ulaşılacak TÜİK Biruni Merkezi Dağıtım Platformu sunucularından ilk olarak Hükümlü Sayısı (Suç İşlenen Yere Göre) farklı coğrafi düzey ve veri miktarı açısından değerlendirilmiştir. Makine öğrenmesi çalışmasına kaynaklık edecek miktarda veri açısından coğrafi düzeylere göre veriler incelenmiştir. İBBS3 düzeyinde (81 il düzeyinde) sunulan verinin 10 yıllık bir dönemi kapsamı, İBBS2 düzeyinde sunulan verinin 17 yıllık bir dönemi kapsamı nedeniyle İBBS2 düzeyinde veriler kullanılarak çalışma yürütülmüştür. Bu düzeyde suç tiplerinin genelinde 2004-2020 yılları arasında veriler bulunmaktadır. Bazı suçlar için 2002-2020 arasındaki veriler bulunmaktadır.

Sonraki aşamada aynı sunuculardan İBBS2 coğrafi kırımını içerecek şekilde girdi verisi olarak kullanılabilecek veriler edinilmiştir. İlk aşamada girdi verisi olarak kullanılabilecek 5 farklı veri elde edilmiştir. Bu veriler ve açıklamaları çizelge 3.1’de detaylı olarak açıklanmıştır. Bu verilerden İşsizlik Oranı verisi 2004-2022, Gini verisi 2014-2022, Nüfus verisi 2004-2022, KB-GSYİH (2004-2022), Okuma-Yazma Bilmeyen

Kişi Sayısı (15 Yaş Üstü) verisi 2008-2022 yıllarını kapsamaktadır. Edinilen veri setinde bulunan veri ve alt veri türlerine ilişkin açıklamalar **çizelge 3.1**'de sunulmuştur.

Çizelge 3.1 Veri setinde bulunan veri / alt veri türleri ve açıklamaları

S.N.	Veri / Alt Veri Türü	Açıklama
1	Nüfus	Anılan bölgede ikamet eden kişi sayısını ifade etmektedir.
2	KB-GSYİH	Gayrisafi Yurtiçi Hasıla, ulusal hesap sisteminde tahmin edilen temel büyüklüklerin odak noktasıdır. Bir bölgede belirtilen zaman aralığını içerecek şekilde malların ve hizmetlerin üretimlerinden kaynaklı oluşturdukları katma değere ilişkin ölçüdür. 3 farklı yöntemle hesaplanabilir (Harcama, Üretim, Gelir). Hesaplanan GSYİH'nin yıl ortası nüfus tahminine bölünmesiyle Kişi Başı GSYİH değeri edinilmektedir.
3	İşsizlik Oranı	İşsiz, belirli bir dönemde kabaca istihdam edilmemiş, son 3 ayda iş arama kanallarını kullanmış kişiler işsiz olarak kabul edilirler. İşsizlik oranı ise işsiz kişi sayısının işgücü içindeki oranını temsil eder.
4	Gini	Belirli bir bölgedeki gelirin dağılımının eşitlik ölçüsüdür. 0-1 arasında bir değerle ifade edilir. 0'a yaklaştıkça gelirin adil bir şekilde dağıldığı, 1'e yaklaştıkça gelirin adil olmayan bir şekilde dağıldığı anlamına gelir.
5	15 Yaş Üstü Okuma Yazma Bilmeyen Nüfus	Belirtilen dönem içerisinde belirli bir bölgedeki nüfus sayımı ile okuryazar olmadığı tespit edilen kişi sayısını ifade eder.
6	Cinayet (Kasten Öldürme) Suçu	TCK'da Hayata Karşı Suçlar başlığında belirtilmiştir. Kişinin kasıtlı olarak hayatına son verme eylemi olarak tanımlanır. Eylemin kasıtlı olması, ihmali bir davranışla olamsı gibi durumlar verilecek cezayı etkilemektedir. TCK Madde 81-83'te detayları belirtilmiştir.
7	Hırsızlık Suçu	TCK'da Malvarlığına Karşı Suçlar başlığında belirtilmiştir. Sahibinin rızası olmadan bir taşınırın yarar sağlamak amacıyla alınması olarak tanımlanır. Eylem eşya, araç, dijital varlıklar üzerinde gerçekleşebilmektedir. Eylemin nitelikli ve nitelsiz hallerine göre verilecek ceza değişmektedir. TCK Madde 141-147'de detayları belirtilmiştir.
8	Kaçakçılık Suçu	Yasal gümrük süreçleri sonrasında ülkeye girmesi gereken bir malın bu süreçler olmadan ülkeye girmesi ve kullanıma sokulmasıdır. Akaryakıt, tütün, tütün mamülleri, alkollü içkiler, elektronik ürünler kaçaklığı daha fazla yapılabilen ürünlerdir. Kaçak ürünü alan kişinin durumun farkında olması, alınan kaçak ürün adedi gibi hususlar suçun nitelikli hallerini oluşturur. 5607 Sayılı Kaçakçılıkla Mücadele Kanunu bu suça özelleşmiş olarak çıkarılmış bir kanundur.

Çizelge 3.1 Veri setinde bulunan veri / alt veri türleri ve açıklamaları (devam)

S.N.	Veri / Alt Veri Türü	Açıklama
9	Sahtecilik Suçu	TCK'da Kamu Güvenine Karşı Suçlar başlığında belirtilmiştir. Para, mühür, kıymetli damga, resmi belge, özel belge gibi metaların sahte olarak üretilip kullanıma sokulması suçudur. Üreten, nakleden, muhafaza eden, tedavüle koyan herkes suçu işlemiş sayılır. TCK Madde 197-212'de detayları belirtilmiştir.
10	Uyuşturucu veya Uyarıcı Madde İmal ve Ticareti Suçu (Uyİmal)	Ceza Kanunun Kamu Sağlığı ile ilgili suçlar başlığında bulunan bu suçla ilgili bu maddelerin maddelerin hiç ruhsatı olmadan ya da alınması gereken ruhsat türü alınmadan üreten, yurtdışına gönderen veya yurtdışından getiren kişi bu suçu işlemiş sayılır. Suçun yurt, hastane, okul, ibadethane gibi yerlerde ya da yakınlarında işlenmiş olması nitelikli hallerini oluşturur. TCK Maddde 188-190'da detayları belirtilmiştir.
11	Kullanmak için uyuşturucu veya uyarıcı madde satın almak, kabul etmek veya bulundurmak ya da uyuşturucu veya uyarıcı madde kullanmak Suçu (UyKul)	Anılan kanunun Uyİmal suçu ile aynı bölümünde bulunan bu suçla ilgili Uyuşturucu ya da uyarıcı maddeyi kullanan, etkisinde olan, satın alan, bulunduran kişi bu suçu işlemiş olur. Uyuşturucu ve uyarıcı maddelerin bağımlılık yapıcı etkileri nedeniyle hem dünyada hem de ülkemizde kalıcı engellenebilmeleri için farklı birçok mekanizma geliştirilmiş ve geliştirilmektedir. TCK Madde 191'de detayları belirtilmiştir.
12	Yağma Suçu	TCK'da Malvarlığına Karşı Suçlar başlığında belirtilmiştir. Tehditle veya zor kullanarak meşru sınırlar içerisinde hak sahibine bir malın teslimine ya da malın alınmasına engel olunması bu suçun kapsamındadır. Tehdit veya zor kullanmaya ilişkin husus bir kişinin hayatına, cinsel veya vücut dokunulmazlığına, mal varlığına yönelik saldırı gerçekleştirileceği belirtilerek ya da saldırı gerçekleştirilerek yapılabilir. Mağdurun yaşı, kendini savunamayacak durumda olması, eylemin silahla yapılması, eylemin birden fazla kişiyle yapılması gibi detaylar eylemin nitelikli hallerini oluşturmaktadır. TCK madde 148-149'de detayları belirtilmiştir.

Çizelge 3.1 Veri setinde bulunan veri / alt veri türleri ve açıklamaları (devam)

S.N.	Veri / Alt Veri Türü	Açıklama
13	Yaralama Suçu	TCK'da Vücut Dokunulmazlığına Karşı Suçlar başlığında belirtilmiştir. Başkasının sağlığını veya algı yeteneğini bozan, vücuduna acı veren kişi bu suçu işlemiş olur. Suçun basit tıbbi müdahale ile giderilebilecek düzeyde olması, aile bireylerine karşı işlenmesi, kendisini savunamayacak kişiye karşı işlenmiş olması, kamu görevlisine karşı işlenmiş olması, eylemin taksirle ya da kasten olması durumları nitelikli hallerini oluşturur. TCK Madde 86-93'te detayları belirtilmiştir.
14	Dolandırıcılık Suçu	TCK'da Malvarlığına Karşı Suçlar başlığında belirtilmiştir. Hileli davranışla başkalarının kandırılması ve suçu işleyen kişi lehine yarar sağlanması eylemidir. Kandırma eyleminin duyguların istismar edilerek, inançların kullanılarak yapılması, mağdurun içinde bulunduğu tehlikeli/zor durumların kullanılarak yapılması, mağdurun algı yeteneğindeki zayıflıktan faydalanılması, bilişim sistemleri kullanılması gibi haller suçun nitelikli hallerini oluşturmaktadır. TCK Madde 157-158'de detayları belirtilmiştir.
15	Hakaret Suçu	TCK'da Şeref Karşı Suçlar başlığında belirtilmiştir. Bir kişiye rencide edici fiil ya da olgu isnat edilmesi ya da sövülmesi durumunda meydana gelir. Kamu görevlisine göreviyle ilgili, kişinin dini inançlarına yönelik olarak işlenmesi durumunda suçun nitelikli halleri oluşur. TCK Madde 125-131'de detayları belirtilmiştir.

(Turkish_Government 2004; TBMM 2007; TÜİK 2024)

Verilere değer olarak ve bölgelere göre dağılımları açısından bakıldığında örnek olarak seçilmiş İşsizlik Oranı, KB-GSYİH, Cinayet ve Hırsızlık suçu verilerinin ortalama değerleri **çizelge 3.2**'de gösterilmiştir.

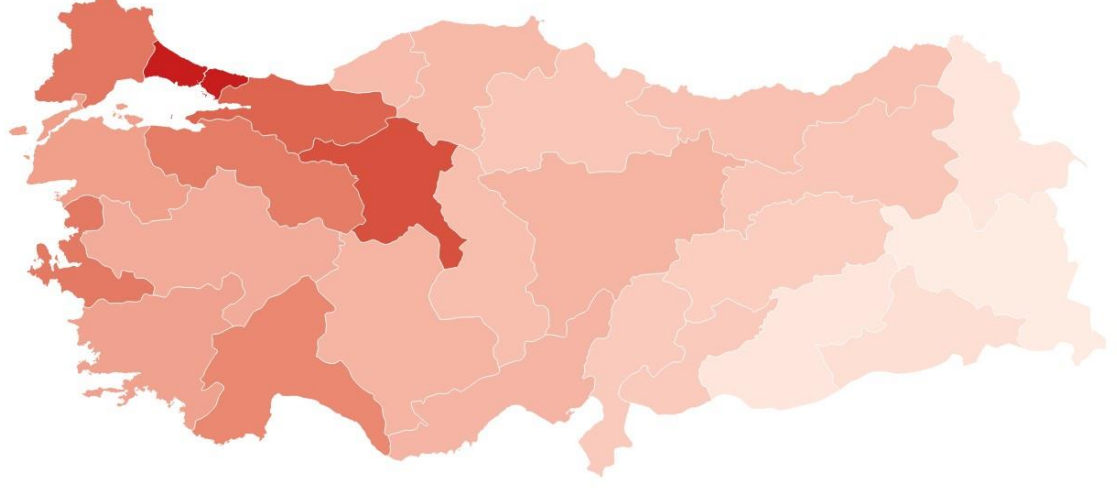
Çizelge 3.2 Veri setinde bulunan bazı verilerin ortalamaları

Bölge Kodu (İller)	İşsizlik Oranı	KB-GSYİH	Cinayet	Hırsızlık
TR Genel	11,06	9.969,06	7,06	27,76
TR10	12,59	16.575,61	5,67	26,00
TR21	8,73	11.806,06	7,52	32,65
TR22	6,63	9.053,89	9,89	32,97
TR31	14,22	11.611,06	8,73	44,55
TR32	8,74	8.894,89	9,66	37,99
TR33	6,78	8.202,56	9,50	29,56
TR41	9,04	11.431,17	6,07	31,27
TR42	11,32	12.901,06	7,39	26,50
TR51	11,97	14.214,11	5,34	27,08
TR52	7,73	7.689,17	6,94	29,81
TR61	9,84	10.693,78	9,01	45,82
TR62	13,57	7.569,89	9,95	40,20
TR63	14,39	6.135,67	6,22	23,28
TR71	10,43	6.886,22	8,13	23,08
TR72	11,25	7.622,44	6,93	24,84
TR81	8,16	7.130,94	6,39	19,98
TR82	6,38	7.336,89	8,36	14,31
TR83	7,08	6.416,72	8,45	21,20
TR90	6,57	6.751,83	6,31	15,32
TRA1	7,01	6.392,44	7,13	20,09
TRA2	7,48	4.191,22	9,00	14,79
TRB1	10,77	5.897,61	7,13	21,42
TRB2	14,63	3.862,61	4,34	12,78
TRC1	13,07	6.102,50	7,86	32,04
TRC2	15,01	4.185,00	5,81	18,97
TRC3	21,54	4.708,78	3,98	15,30

Çizelge 3.1’de belirtilen her bir veri türünün 17 yıllık 2004-2020 bölümünün ortalaması alınarak koroplet haritalarda (Şekil 3.3-3.14) sunulmuştur. Ayrıca İBBS2 düzeyinde yapılan bölümlleme detaylı olarak şekil 2.5’te gösterilmiştir.

Gayrisafii Yurt İçi Hasıla

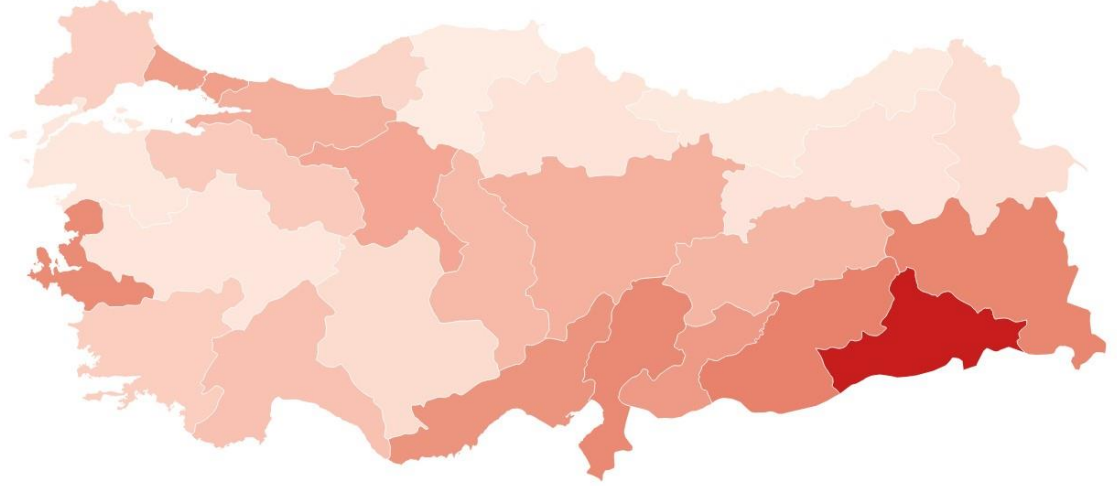
3,862.61 16,575.61



Şekil 3.3 Gayrisafii yurt içi hasıla İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

İşsizlik Oranı

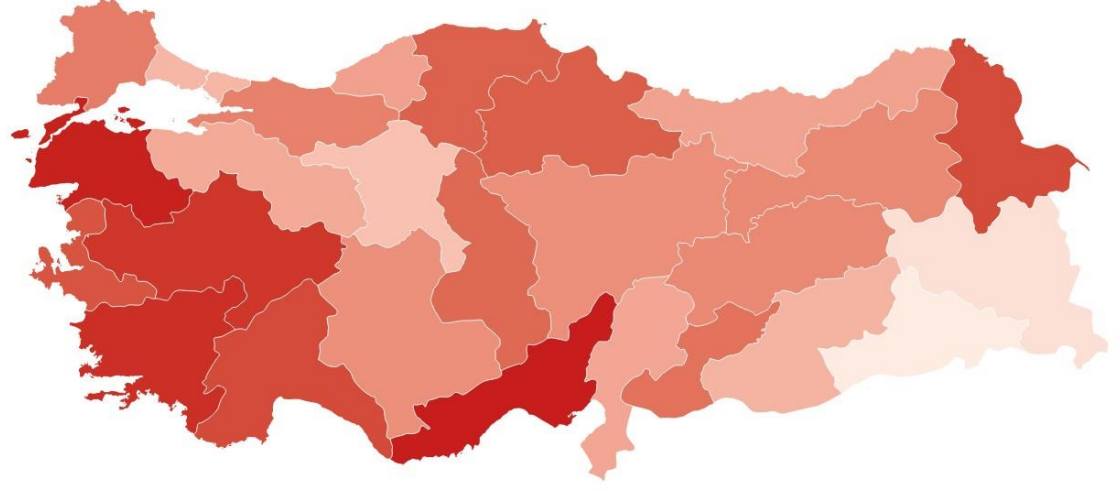
6.38 21.54



Şekil 3.4 İşsizlik oranı İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Kasten Öldürme Suçu

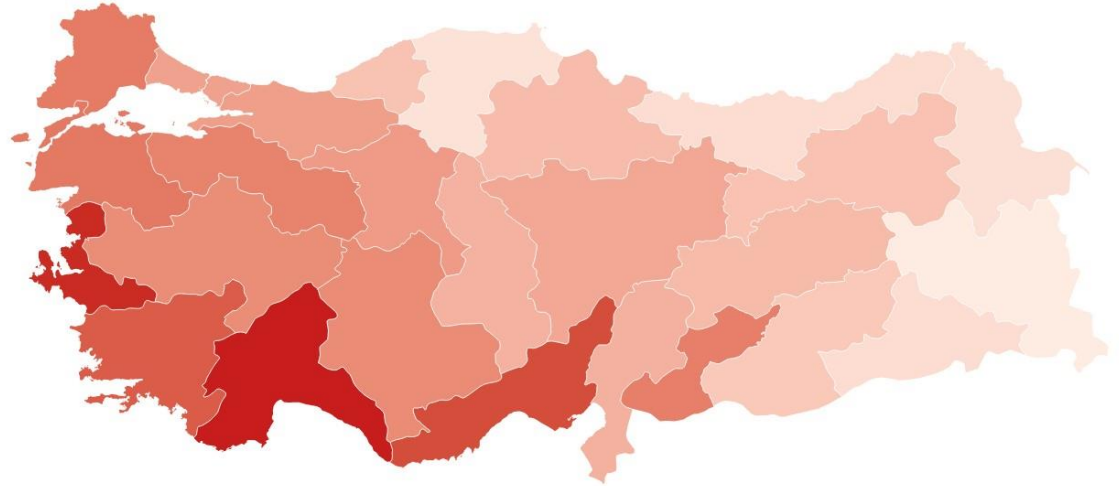
3.98 9.95



Şekil 3.5 Kasten öldürme suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Hırsızlık Suçu

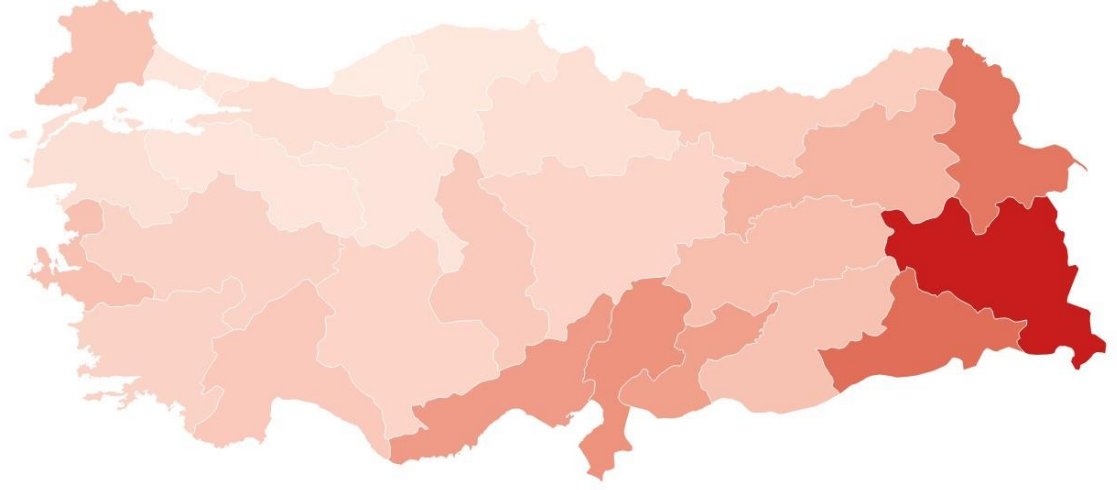
12.78 45.82



Şekil 3.6 Hırsızlık suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Kaçakçılık Suçu

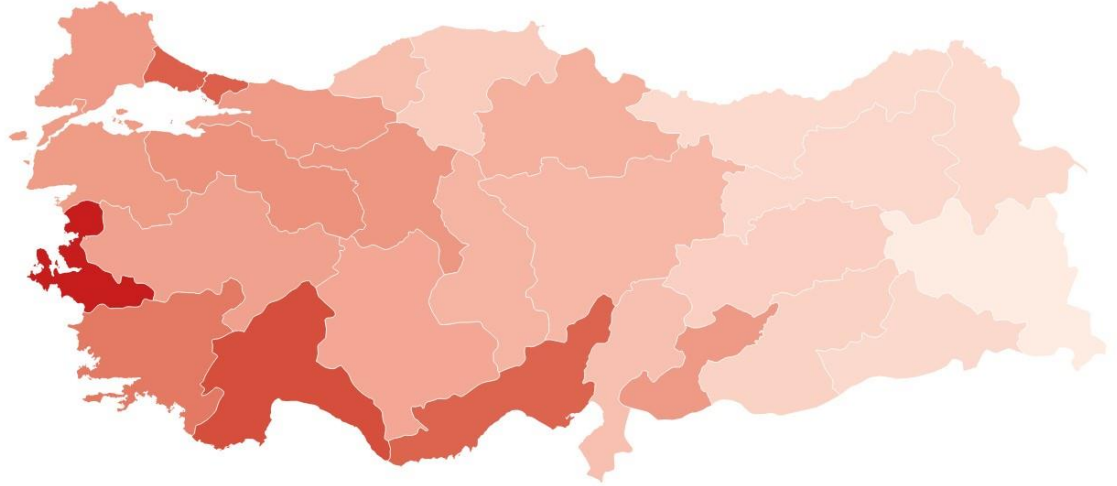
1.42 14.88



Şekil 3.7 Kaçakçılık suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Sahtecilik Suçu

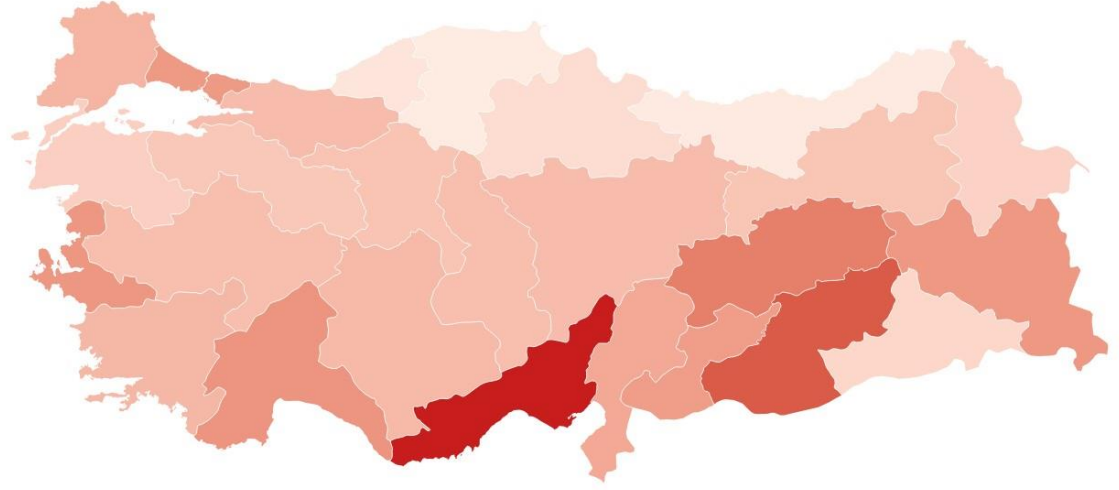
2.41 10.89



Şekil 3.8 Sahtecilik suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Uyuřturucu veya Uyarıcı Madde İmal ve Ticareti Suçu

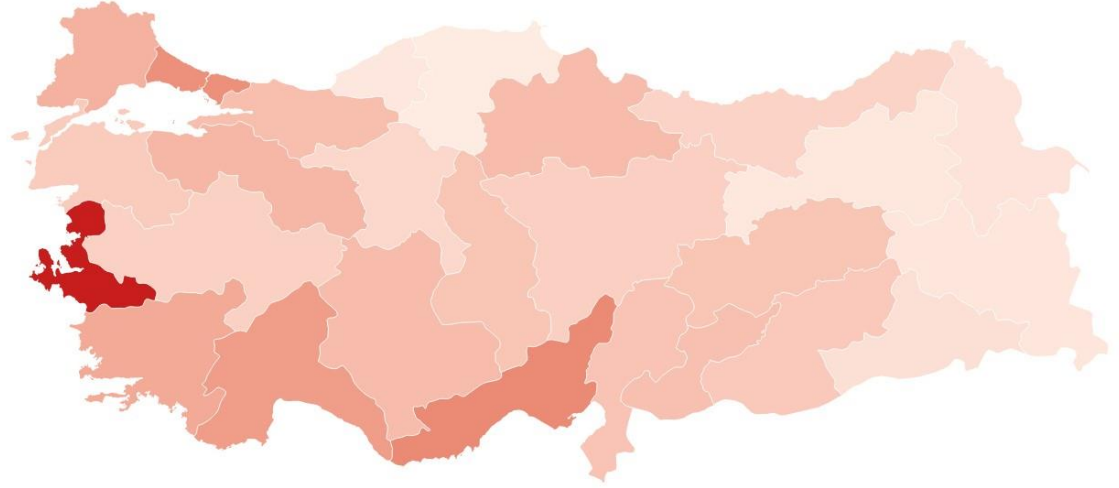
3.72 25.66



řekil 3.9 Uyİmal suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

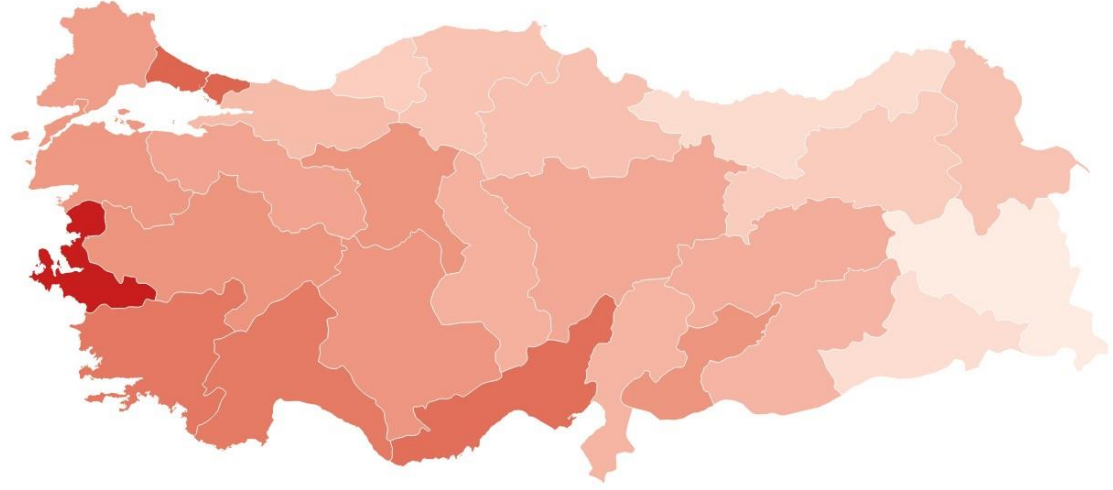
UyKul Suçu

1.21 13.18



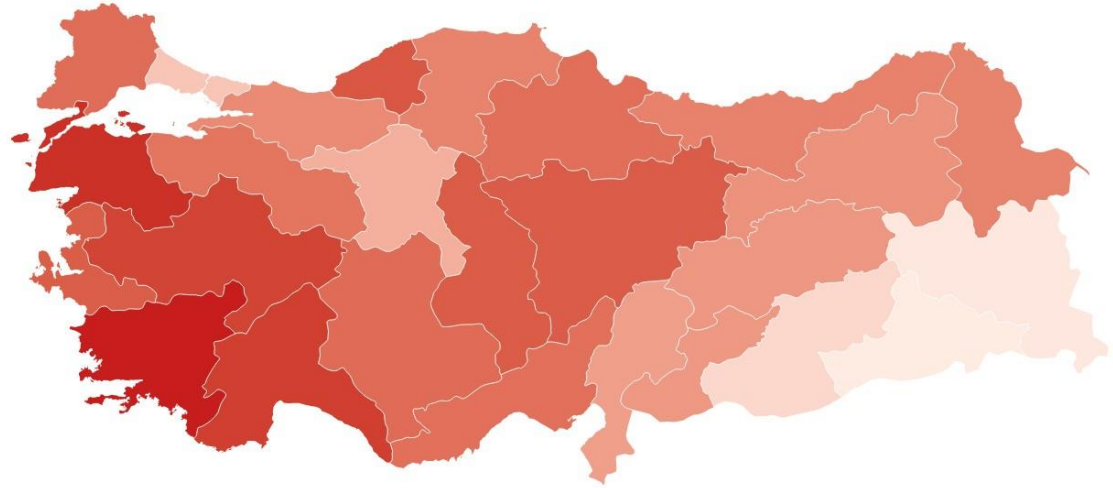
řekil 3.10 UyKul suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Yağma Suçu



Şekil 3.11 Yağma suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

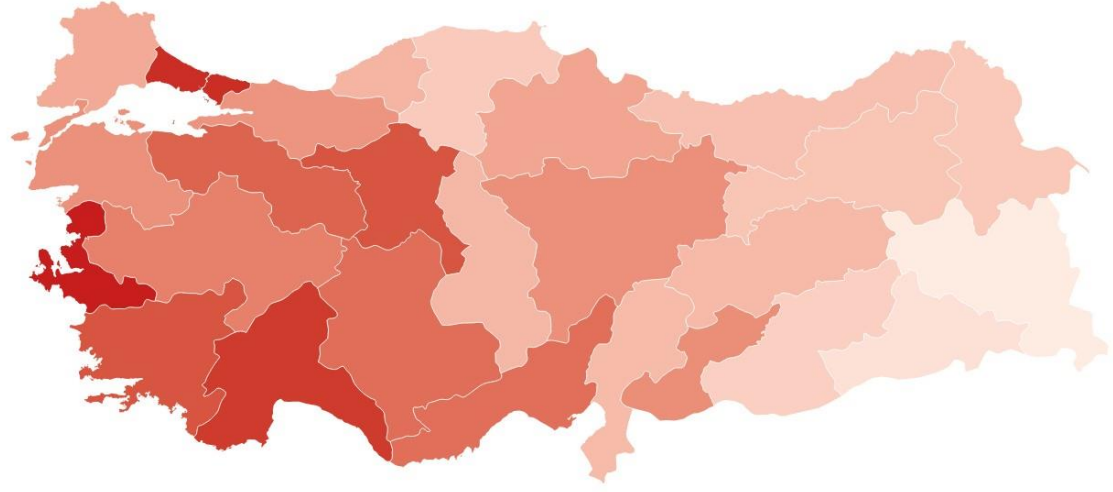
Yaralama Suçu



Şekil 3.12 Yaralama suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Dolandırıcılık Suçu

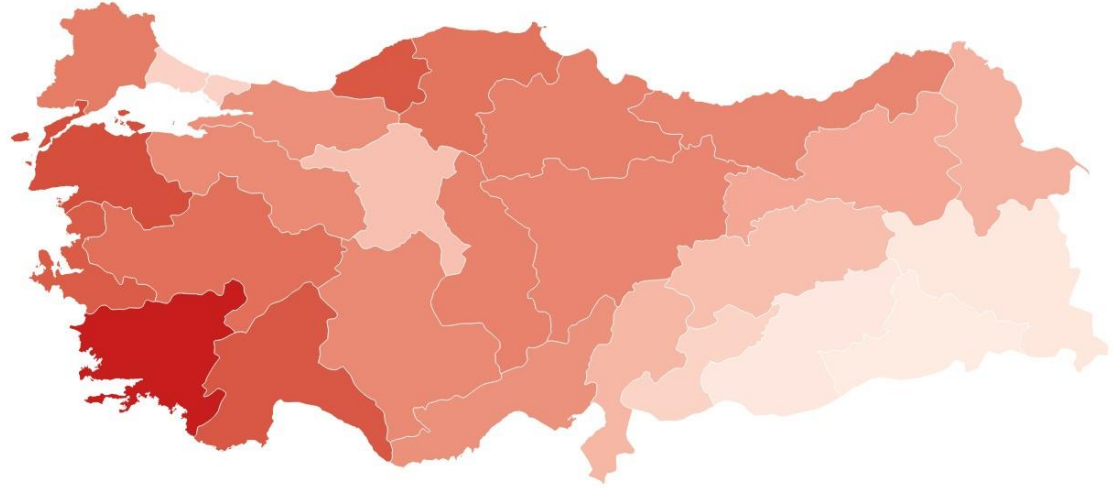
1.32 15.36



Şekil 3.13 Dolandırıcılık suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

Hakaret Suçu

0.81 7.07



Şekil 3.14 Hakaret suçu İBBS2 bölgelerinin 2004-2020 ortalaması

3.2.2 Suç tahminleme çalışması

Belirtilen tüm veri havuzundan nüfus, Gini, GSYİH, Gini, Okuma Yazma Bilmeme (15 Yaş Üstü), İşsizlik, Nüfus oranı verileri girdi verisi olarak kullanılması, eldeki mevcut suç verisiyle eğitildikten sonra modelin henüz suç oranını bilmediği yıllara ilişkin suç tahmini yapması hedeflenmiştir. Bu amaçla veri ön işleme adımları uygulanmıştır.

Veri Ön işleme adımları kapsamında ilk olarak tüm suçlar incelenmiş, suçlardan eksik ve anlamsız veriye sahip olan suç tipleri çıkarılarak toplam 10 suç türü için tahmin çalışması yapılmıştır. Bu suç türleri Kasten Öldürme (Cinayet), Hırsızlık, Kaçakçılık, Sahtecilik, Uyİmal, UyKul, Yağma, Yaralama, Dolandırıcılık (Dol) ve Hakaret suçlarıdır. 15 Yaş Üstü Okuma Yazma Bilmeyen Nüfus verisi her yıl her bölgede düzenli aralıkla düştüğünden tahmin çalışmasına etkisi olmayacağı görülmüş ve çıkarılmıştır. Gini verisinin Gini versinin 2014-2022 yıllarını kapsamaması ve tahmin çalışmasının 2004-2020 yılları arasına odaklanması nedeniyle çıkarılmıştır.

Veri ön işleme sürecinin devamı olarak tüm suç türlerine ilişkin veriler bölge ve yıllar dikkate alınarak nüfusa oranlanmıştır. Nüfusa oranlanırken yüzbin nüfustaki oranları tespit edilmiş ve bu değerler kullanılmıştır. Nihai olarak oluşan veri setine ilişkin gösterge ve yıl bilgileri **çizelge 3.3**'te gösterilmiştir.

Çizelge 3.3 Suç tahminleme çalışması girdi ve çıktı verileri

S.N.	Kullanılacak Girdi Verileri	Yıl Aralığı
1.	Gayrisafii Yurt İçi Hasıla-Kişi Başı	2004-2020
2.	İşsizlik Oranı	2004-2020
S.N.	Tahmin Edilecek Çıktı Verileri	Yıl Aralığı
1.	Cinayet	2004-2020
2.	Hırsızlık	2004-2020
3.	Kaçakçılık	2004-2020
4.	Sahtecilik	2004-2020
5.	Uyİmal	2004-2020
6.	UyKul	2004-2020
7.	Yağma	2004-2020
8.	Yaralama	2004-2020
9.	Dolandırıcılık	2004-2020
10.	Hakaret	2004-2020

Bu çalışmada KB-GSYİH ve İşsizlik Oranı verileri girdi kabul edilerek her bir suç türü için ayrı ayrı suç tahminlemesi yapılmıştır. Suç tahminlemesi yapılırken verinin bir bölümü modelin eğitilmesi için kullanılmış (Eğitim Seti), verinin kalan kısmıyla tahmin işlemi (Test Seti) gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında Eğitim ve Test Seti için yapılan literatür taramasında da en çok kullanıldığı görülen (**Şekil 2.16**) %80-%20 ve %70-%30 bölümlenmesi ayrı ayrı denenmiştir.

Benzer çalışmalarda aynı yıldaki girdi verisiyle aynı yıldaki suç verisi tahmin edilmeye çalışılmışken bu çalışmada hem aynı yıldaki suç verisi, hem 1 yıl sonraki suç verisi hem de 2 yıl sonraki suç verisi tahmin edilmiş. Benzer çalışmalardaki tek bir suç grubunun tahmini yerine 10 farklı suçun İBBS2 ve Ülke geneli tahmini yapılmıştır. Suç tahminlemesi çalışması sırasında girdi verileri ve çıktı verisinin eğitim seti kullanılarak KNN, RF, NB isimli yöntemlerin her biri ayrı ayrı eğitilmiştir. Sonrasında eğitilmiş modellere hiç kullanılmamış girdi verileri verilerek yine modelin hiç görmediği suç oranı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Suç oranının doğru tahmin edilebilmesi için yüzbin nüfustaki suçlu sayısına ilişkin veri 0-1 arasında ölçeklenmiştir. Çalışmanın devamında oranlanmış olan suç verisi 3 farklı sınıfa ayrılmıştır (Normal Suç Seviyesi 0. (0,0-0,25), Yüksek Suç Seviyesi 1. (0,26-0,40), Çok Yüksek Suç Seviyesi 2. (0,41-1,00)). Yapılan sınıf tahminlemesi işleminin performans değerlendirmesi için doğruluk metriği kullanılmıştır. Bu metrikle sonuçlar 0-1 arasında yer almakta. Sonucun 1'e yaklaşması artan doğruluk sonucunu ifade etmektedir.

Python programlama dilinde yazılan kodlar Spyder entegre geliştirme ortamında çalıştırılarak uygulama gerçekleştirilmiştir. 10 farklı suç, 3 farklı yöntem, 2 farklı eğitim-test grubu, 3 farklı yıl aralığı hedeflerinin her bir kombinasyonu için yazılan kodlar çalıştırılmıştır. Seçilen bir suç türü ve yıl için tahmin kodu her yöntem için çalıştırılmış ve hesaplama süreleri **çizelge 3.4**'te gösterilmiştir.

Çizelge 3.4 Örnek çalışma süreleri

S.N.	Yöntem	Çalışma Süresi
1	Rastgele Orman	1018 milisaniye
2	Naive Bayes	710 milisaniye
3	K-En Yakın Komşu	730 milisaniye

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

4.1 Suç Türlerine ve Yöntemlere Göre Bulgular

Bu bölümde seçilen algoritmaların oluşturulan veri setine uygulanması sonucunda hesaplanan doğruluk oranının gösterildiği bölümdür. İlk olarak uygulanan 2 farklı eğitim-test seti bölümlenmesi, 3 farklı yöntem, 3 farklı yıl hedefi birlikte değerlendirilmiştir. Tüm incelemelerin sonuçları **çizelge 4.1-4.2**'te belirtilmiştir. **Çizelge 4.1**'de sonuçların Türkiye Geneli kısmı sunulmuştur. **Çizelge 4.2**'de ise 26 bölgenin (İBBS2) ortalama değerleri sunulmuştur.

Hem Türkiye Geneli sonuçların hem de bölgelerin hepsinin ayrı ayrı değerlendirilmesinin yorumlamayı zorlaştırması nedeniyle **çizelge 4.3**'te 27 Bölge olarak birleştirilmiştir. Çalışmanın bu bölümünün devamında tüm sonuçlar 27 Bölgenin ortalaması olarak değerlendirilmiştir.

Çizelge 4.1 Türkiye geneli suç oranı tahminleme doğruluk sonuçları

Suç Adı	Türkiye Geneli																	
	Aynı Yıl						1 Yıl Sonrası						2 Yıl Sonrası					
	RF		KNN		NB		RF		KNN		NB		RF		KNN		NB	
	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30
Cinayet	0,67	0,80	0,50	0,67	0,50	0,67	1,00	1,00	0,75	0,80	0,25	0,40	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	0,80
Dol	0,67	0,60	0,67	0,80	0,33	0,40	0,67	0,60	0,67	0,60	0,67	0,60	0,67	0,80	0,33	0,60	0,67	0,40
Hakaret	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Hırsızlık	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Kaçakçılık	0,67	0,80	0,67	0,60	0,67	0,60	0,67	0,80	1,00	1,00	0,67	0,60	0,67	0,80	1,00	1,00	0,67	0,60
Sahtecilik	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00
Uyİmal	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00
UyKul	0,33	0,80	0,67	0,80	0,33	0,40	0,67	0,60	0,67	0,80	0,33	0,40	0,67	0,60	1,00	1,00	0,33	0,40
Yağma	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
Yaralama	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00
Ortalama	0,83	0,84	0,85	0,83	0,78	0,75	0,90	0,80	0,91	0,92	0,79	0,74	0,90	0,90	0,93	0,88	0,87	0,82

*%20 – Eğitim-Test Seti Bölümlemesi %80-%20

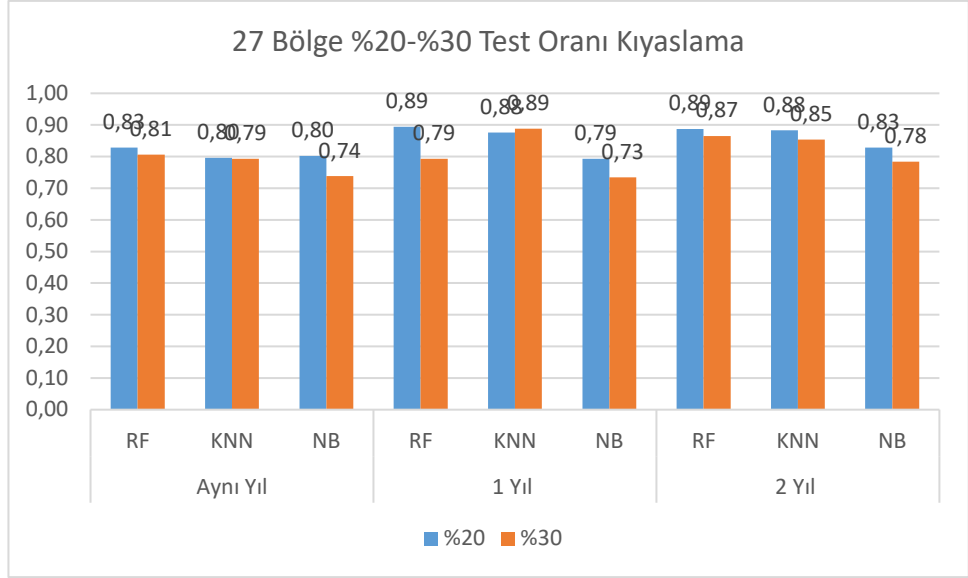
*%30 – Eğitim-Test Seti Bölümlemesi %70-%30

Çizelge 4.2 26 Bölge geneli ortalama suç oranı tahminleme doğruluk sonuçları

Suç Adı	26 Bölge																	
	Aynı Yıl						1 Yıl Sonrası						2 Yıl Sonrası					
	RF		KNN		NB		RF		KNN		NB		RF		KNN		NB	
	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30
Cinayet	0,82	0,88	0,52	0,68	0,53	0,66	0,96	0,92	0,57	0,65	0,33	0,45	0,99	0,84	0,87	0,75	0,85	0,72
Dol	0,62	0,69	0,62	0,74	0,65	0,52	0,67	0,55	0,81	0,64	0,71	0,56	0,63	0,59	0,71	0,78	0,69	0,59
Hakaret	0,91	0,88	0,83	0,83	0,82	0,83	0,92	0,79	0,81	0,87	0,87	0,84	0,92	0,90	0,83	0,83	0,88	0,84
Hırsızlık	0,99	0,98	0,99	0,98	0,99	0,98	0,99	0,84	0,99	0,99	0,99	0,98	0,99	0,99	0,99	0,98	0,99	0,98
Kaçakçılık	0,63	0,63	0,62	0,64	0,62	0,59	0,74	0,75	0,82	0,88	0,63	0,59	0,73	0,75	0,76	0,85	0,56	0,59
Sahtecilik	1,00	0,75	0,96	0,75	0,96	0,75	0,99	0,78	0,97	0,97	0,96	0,78	0,99	0,97	0,96	0,79	0,96	0,86
Uyİmal	0,95	0,89	0,94	0,88	0,94	0,88	0,97	0,86	0,92	0,95	0,94	0,88	0,97	0,97	0,94	0,89	0,91	0,88
UyKul	0,42	0,64	0,59	0,74	0,63	0,62	0,73	0,69	0,90	0,93	0,72	0,62	0,69	0,66	0,85	0,89	0,63	0,58
Yağma	0,97	0,88	0,97	0,87	0,97	0,74	0,99	0,92	0,99	0,99	0,85	0,79	0,99	0,98	0,97	0,95	0,83	0,83
Yaralama	0,97	0,84	0,91	0,81	0,92	0,83	0,97	0,81	0,97	0,98	0,95	0,84	0,97	0,98	0,94	0,82	0,96	0,94
Ortalama	0,83	0,81	0,79	0,79	0,80	0,74	0,89	0,79	0,87	0,89	0,79	0,73	0,89	0,86	0,88	0,85	0,83	0,78

Çizelge 4.3 27 Bölge ortalama suç oranı tahminleme doğruluk sonuçları

Suç Adı	27 Bölge																	
	Aynı Yıl						1 Yıl Sonrası						2 Yıl Sonrası					
	RF		KNN		NB		RF		KNN		NB		RF		KNN		NB	
	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30	%20	%30
Cinayet	0,81	0,87	0,52	0,68	0,53	0,66	0,96	0,93	0,57	0,66	0,32	0,45	0,99	0,84	0,88	0,75	0,85	0,73
Dol	0,62	0,69	0,62	0,74	0,64	0,51	0,67	0,56	0,80	0,64	0,70	0,56	0,63	0,60	0,69	0,77	0,69	0,59
Hakaret	0,91	0,88	0,84	0,84	0,83	0,84	0,93	0,79	0,81	0,87	0,88	0,84	0,93	0,90	0,84	0,84	0,89	0,84
Hırsızlık	0,99	0,98	0,99	0,98	0,99	0,98	0,99	0,84	0,99	0,99	0,99	0,98	0,99	0,99	0,99	0,98	0,99	0,99
Kaçakçılık	0,63	0,64	0,62	0,64	0,62	0,59	0,74	0,76	0,83	0,89	0,63	0,59	0,73	0,75	0,77	0,85	0,57	0,59
Sahtecilik	1,00	0,76	0,96	0,76	0,96	0,75	0,99	0,79	0,98	0,97	0,96	0,79	0,99	0,97	0,96	0,79	0,96	0,87
Uyİmal	0,95	0,89	0,94	0,88	0,94	0,87	0,98	0,86	0,93	0,96	0,94	0,88	0,98	0,97	0,94	0,89	0,91	0,89
UyKul	0,42	0,64	0,59	0,74	0,62	0,61	0,73	0,69	0,89	0,93	0,70	0,61	0,69	0,66	0,85	0,90	0,62	0,58
Yağma	0,98	0,88	0,98	0,87	0,98	0,75	0,99	0,92	0,99	0,99	0,85	0,80	0,99	0,99	0,98	0,95	0,84	0,84
Yaralama	0,98	0,84	0,91	0,81	0,93	0,83	0,98	0,81	0,98	0,99	0,95	0,84	0,98	0,99	0,94	0,82	0,96	0,94
Ortalama	0,83	0,81	0,80	0,79	0,80	0,74	0,89	0,79	0,88	0,89	0,79	0,73	0,89	0,87	0,88	0,85	0,83	0,78

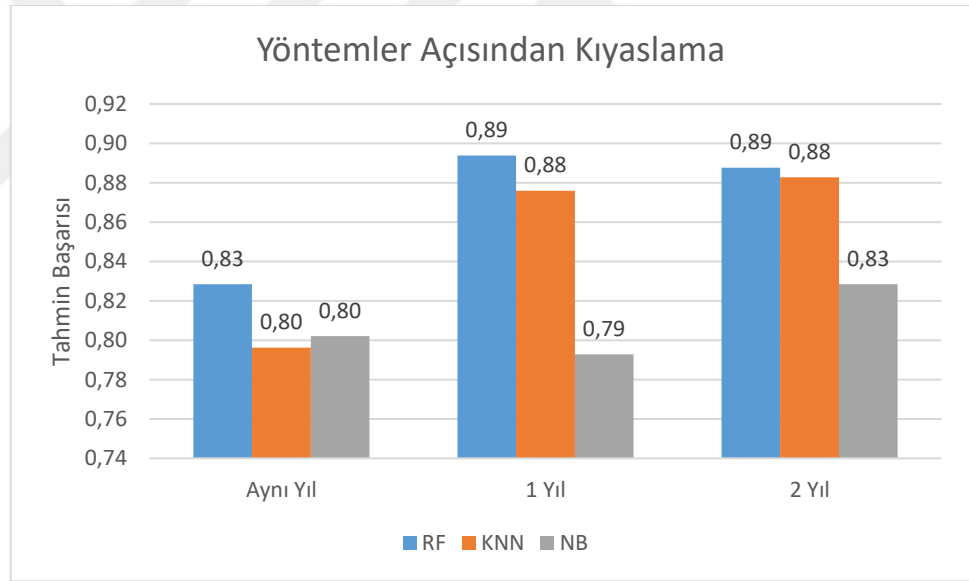


Şekil 4.1 Tahmin sonuçlarının eğitim ve test seti bölümlenme oranları açısından doğruluklarının kıyaslaması

27 bölge sonuçlarının eğitim ve test seti bölümlenmesi açısından kıyaslandığında %80 eğitim seti - %20 test seti bölümlenmesi sonuçlarının daha iyi olduğu tespit edilmiştir (Şekil 4.1). KNN yöntemiyle 1 yıl sonrası suç oranının tahmin edilmesi dışında tüm tahmin türlerinde ve tüm yöntemlerde %80 eğitim seti-%20 test seti bölümlenmesiyle yapılan tahminlerin daha başarılı sonuç verdiği görülmektedir. Bu durum çalışmanın literatür bölümünde bulunan **şekil 2.16**'da da gösterilmiş olan en çok tercih edilen bölümlenme şekliyle benzer bir doğrultudadır. Çalışmanın devamında %80- % 20 eğitim-test seti bölümlenmesi derinlemesine incelenmiştir.

Çizelge 4.4 %80-% 20 eğitim-test seti 27 bölge ortalama tahmin doğruluk sonuçları

Suç Adı	27 Bölge								
	Aynı Yıl			1 Yıl			2 Yıl		
	RF	KNN	NB	RF	KNN	NB	RF	KNN	NB
Cinayet	0,81	0,52	0,53	0,96	0,57	0,32	0,99	0,88	0,85
Dol	0,62	0,62	0,64	0,67	0,80	0,70	0,63	0,69	0,69
Hakaret	0,91	0,84	0,83	0,93	0,81	0,88	0,93	0,84	0,89
Hırsızlık	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99
Kaçakçılık	0,63	0,62	0,62	0,74	0,83	0,63	0,73	0,77	0,57
Sahtecilik	1,00	0,96	0,96	0,99	0,98	0,96	0,99	0,96	0,96
Uyİmal	0,95	0,94	0,94	0,98	0,93	0,94	0,98	0,94	0,91
UyKul	0,42	0,59	0,62	0,73	0,89	0,70	0,69	0,85	0,62
Yağma	0,98	0,98	0,98	0,99	0,99	0,85	0,99	0,98	0,84
Yaralama	0,98	0,91	0,93	0,98	0,98	0,95	0,98	0,94	0,96
Ortalama	0,83	0,80	0,80	0,89	0,88	0,79	0,89	0,88	0,83

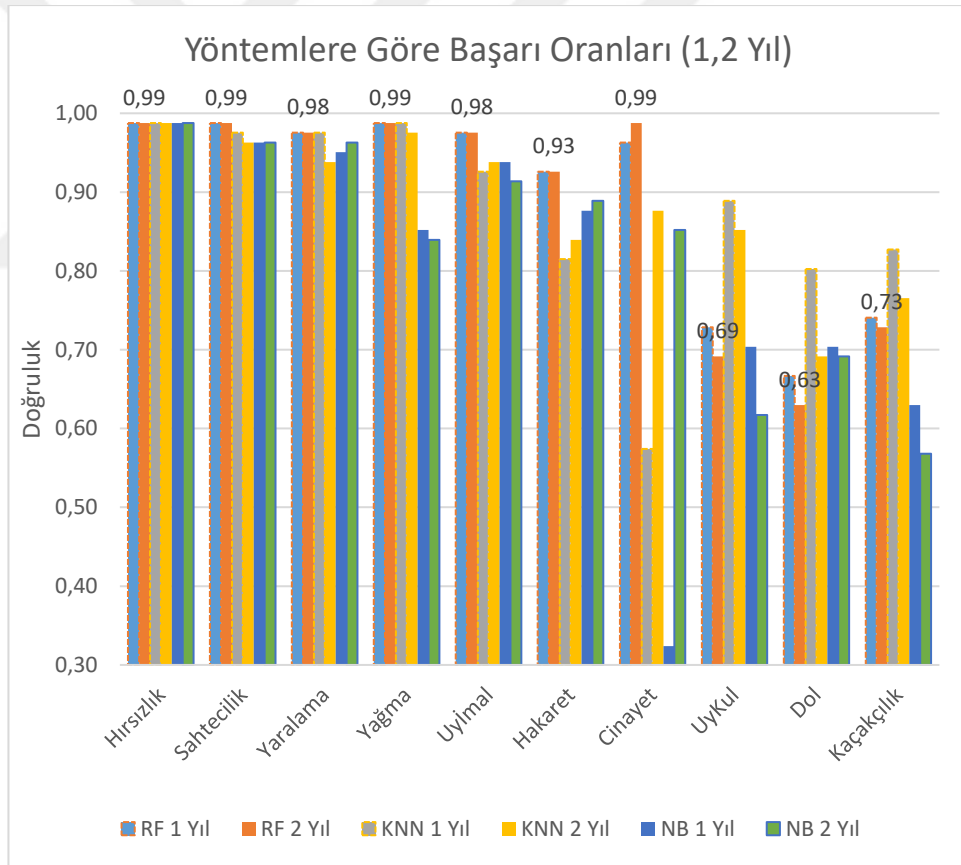


Şekil 4.2 Tahmin sonuçlarının yöntemler ve yıllar açısından doğruluklarının kıyaslanması

27 bölge sonuçlarının kullanılan yöntemler açısından kıyaslaması yapıldığında Rastgele Orman (RF) yönteminin diğer yöntemlere kıyasla daha başarılı tahmin yaptığı görülmektedir (Şekil 4.2). Aynı Yıl suç oranının tahminine diğer yöntemler 0.80 ortalama tahmin doğruluğuna ulaşmışken RF yöntemiyle 0.83 tahmin doğruluğu hesaplanmıştır. Aynı şekilde 1 yıl sonrası suç oranının tahmininde NB yöntemi 0.79, KNN yöntemi 0.88,

RF yöntemi 0.89 tahmin doğruluğu, 2 yıl sonrası suç oranının tahmininde NB yöntemi 0.83, KNN yöntemi 0.88, RF yöntemi 0.89 tahmin doğruluğu hesaplamıştır.

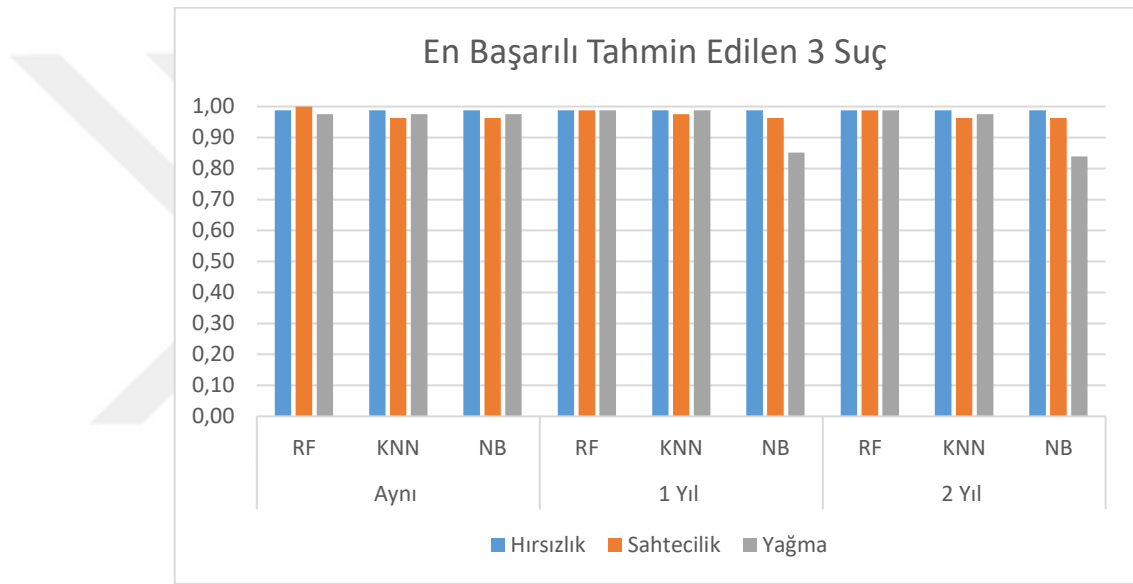
Yine aynı bölge tahmin sonuçları yıllar açısından kıyaslandığında RF ve KNN yöntemleri için 1 ve 2 Yıl Sonrası tahmin sonuçlarının daha başarılı olduğu, NB yöntemi için 2 Yıl Sonrası tahmin sonuçlarının daha başarılı olduğu görülmektedir (**Şekil 4.2**). 1 ve 2 Yıl Sonrası tahmin doğruluğunun genel anlamda aynı yıl tahmin sonuçlarından daha iyi olduğu hesaplanmıştır. Bu sebeple çalışmanın devamında 1 ve 2 yıl Sonrası Tahminin başarılı olması nedeniyle aynı yıl tahmin sonuçları çıkarılarak sonuçların yorumlanmasına çalışılmıştır. **Şekil 4.3**'te bu yıl aralıkları doğrultusunda tüm yöntemler kıyaslanmıştır.



Şekil 4.3 1 ve 2 yıl sonrası tahmin doğruluk oranının tüm yöntemler açısından kıyaslanması

Çizelge 4.5 Tüm yöntemlerde başarı oranı yüksek 3 suç

Suç Adı	27 Bölge								
	Aynı Yıl			1 Yıl Sonrası			2 Yıl Sonrası		
	RF	KNN	NB	RF	KNN	NB	RF	KNN	NB
	20%	20%	20%	20%	20%	20%	20%	20%	20%
Hırsızlık	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Sahtecilik	1.00	0.96	0.96	0.99	0.98	0.96	0.99	0.96	0.96
Yaralama	0.98	0.91	0.93	0.98	0.98	0.95	0.98	0.94	0.96
Yağma	0.98	0.98	0.98	0.99	0.99	0.85	0.99	0.98	0.84
Ortalama	0.99	0.98	0.98	0.99	0.98	0.93	0.99	0.98	0.93



Şekil 4.4 En başarılı tahmin edilen 3 suç

Elde edilen tahmin sonuçları tüm yöntemlerde ve tüm yıllarda en doğru tahmin edilen ilk 3 suç türü açısından incelendiğinde Hırsızlık suçunun tahmin başarısının diğer suçlardan daha yüksek olduğu bu suçu Sahtecilik ve Yağma suçlarının izlediği görülmektedir.

4.2 Bölgelere Göre Bulgular

Bu bölümde önceki bölümden farklı olarak bölgelere özel farklılıklar incelenmiştir. Yapılan tahminler sonucunda oluşturulan tablolardaki sonuçlar bölgeler baz alınarak incelenmiştir. Öncelikle Yöntemler ve Yıllar açısından bir inceleme yapılmıştır. Çizelge 4.6'da sonuçların daha kolay değerlendirilebilmesi için aynı satırdaki veriler

renklendirilmiştir. 1'e yakın olan veriler yeşilin tonlarıyla gösterilirken 0'a yakın veriler kırmızının tonlarıyla gösterilmiştir.

Çizelge 4.6 Bölgelere göre tahmin doğruluk sonuçları (tüm yöntemler, tüm yıllar)

Yöntem	KNN			RF			NB		
Yıl Farkı	1	2	0	1	2	0	1	2	0
TR	0,91	0,93	0,85	0,90	0,90	0,83	0,79	0,87	0,78
TR10	0,84	0,87	0,78	0,90	0,87	0,73	0,73	0,77	0,72
TR21	0,85	0,87	0,73	0,90	0,87	0,87	0,79	0,87	0,76
TR22	0,83	0,90	0,82	0,97	0,93	0,93	0,80	0,87	0,82
TR31	0,76	0,83	0,84	0,97	0,90	0,83	0,79	0,80	0,79
TR32	0,88	0,93	0,88	0,87	0,87	0,80	0,85	0,90	0,85
TR33	0,83	0,90	0,88	0,87	0,87	0,80	0,76	0,80	0,76
TR41	0,93	0,93	0,83	0,90	0,90	0,87	0,77	0,83	0,83
TR42	0,89	0,93	0,82	0,97	0,93	0,80	0,83	0,83	0,79
TR51	0,84	0,83	0,78	0,97	0,87	0,77	0,76	0,77	0,81
TR52	0,92	0,90	0,89	0,87	0,87	0,90	0,83	0,87	0,92
TR61	0,88	0,93	0,76	0,90	0,93	0,83	0,83	0,90	0,76
TR62	0,98	0,97	0,91	0,93	0,93	0,90	0,88	0,90	0,90
TR63	0,98	0,93	0,91	0,93	0,93	0,93	0,89	0,90	0,93
TR71	0,85	0,80	0,69	0,83	0,87	0,77	0,73	0,80	0,72
TR72	0,93	0,90	0,79	0,93	0,90	0,87	0,73	0,77	0,85
TR81	0,79	0,87	0,76	0,83	0,93	0,77	0,70	0,73	0,66
TR82	0,88	0,93	0,82	0,90	0,93	0,83	0,78	0,83	0,78
TR83	0,94	0,90	0,78	0,90	0,90	0,87	0,83	0,90	0,80
TR90	0,86	0,83	0,75	0,93	0,87	0,80	0,83	0,83	0,79
TRA1	0,94	0,90	0,78	0,93	0,93	0,83	0,84	0,77	0,84
TRA2	0,91	0,90	0,81	0,90	0,90	0,90	0,85	0,90	0,88
TRB1	0,88	0,87	0,82	0,87	0,90	0,83	0,79	0,83	0,79
TRB2	0,84	0,77	0,68	0,77	0,77	0,73	0,75	0,70	0,78
TRC1	0,90	0,83	0,72	0,90	0,90	0,80	0,84	0,87	0,81
TRC2	0,81	0,80	0,68	0,80	0,77	0,73	0,74	0,77	0,74
TRC3	0,84	0,87	0,78	0,80	0,83	0,83	0,73	0,80	0,81
Ortalama	0,88	0,88	0,80	0,89	0,89	0,83	0,79	0,83	0,80

Renklendirme işlemi sonrasında ilk olarak tüm bölgelerde tüm yöntem ve yıllarda başarı durumu değerlendirilmiş TR52, TR62, TR63 ve TRA2 bölgelerinde tüm yöntemlerde tüm suçlar dikkate alındığında %90 başarı oranının elde edilebildiği gözlenmiştir. KNN ve RF yöntemleriyle yapılan aynı yıl tahminlerinin diğer yıl tahminlerinden daha başarısız

olduğu gözlemlenmiştir. Bu göstergelerin vurgulanabilmesi amacıyla diğer göstergeler çıkarılarak yine aynı renklendirme uygulanarak **çizelge 4.7**'de yeniden değerlendirme yapılmıştır.

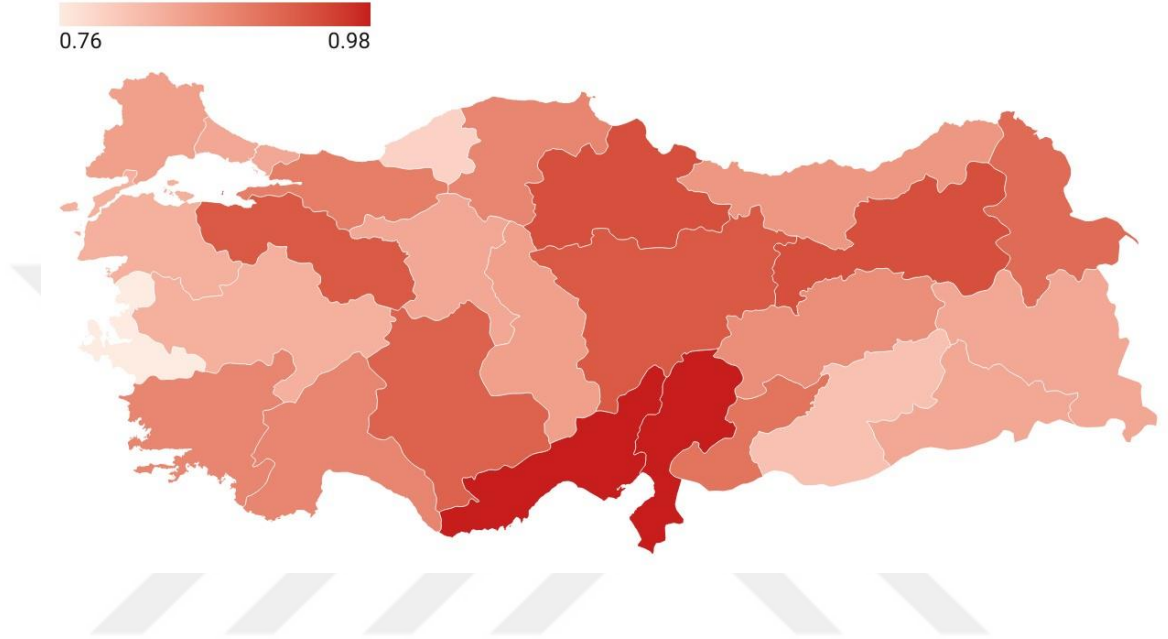
Çizelge 4.7 Bölgelere göre tahmin doğruluk sonuçları (2 yöntem, 2 yıl)

Yöntem	KNN		RF	
Yıl Farkı	1	2	1	2
TR	0,91	0,93	0,90	0,90
TR10	0,84	0,87	0,90	0,87
TR21	0,85	0,87	0,90	0,87
TR22	0,83	0,90	0,97	0,93
TR31	0,76	0,83	0,97	0,90
TR32	0,88	0,93	0,87	0,87
TR33	0,83	0,90	0,87	0,87
TR41	0,93	0,93	0,90	0,90
TR42	0,89	0,93	0,97	0,93
TR51	0,84	0,83	0,97	0,87
TR52	0,92	0,90	0,87	0,87
TR61	0,88	0,93	0,90	0,93
TR62	0,98	0,97	0,93	0,93
TR63	0,98	0,93	0,93	0,93
TR71	0,85	0,80	0,83	0,87
TR72	0,93	0,90	0,93	0,90
TR81	0,79	0,87	0,83	0,93
TR82	0,88	0,93	0,90	0,93
TR83	0,94	0,90	0,90	0,90
TR90	0,86	0,83	0,93	0,87
TRA1	0,94	0,90	0,93	0,93
TRA2	0,91	0,90	0,90	0,90
TRB1	0,88	0,87	0,87	0,90
TRB2	0,84	0,77	0,77	0,77
TRC1	0,90	0,83	0,90	0,90
TRC2	0,81	0,80	0,80	0,77
TRC3	0,84	0,87	0,80	0,83
Ortalama	0,88	0,88	0,89	0,89

Renklendirme işlemi sonrasında ilk olarak tüm bölgelerde tüm yöntem ve yıllarda başarı durumu değerlendirilmiş 27 bölgenin 13'ünde KNN yönteminin daha başarılı tahmin sonuçları, 11'inde RF yönteminin daha başarılı ve 3'ünde her iki yöntemin eşit tahmin

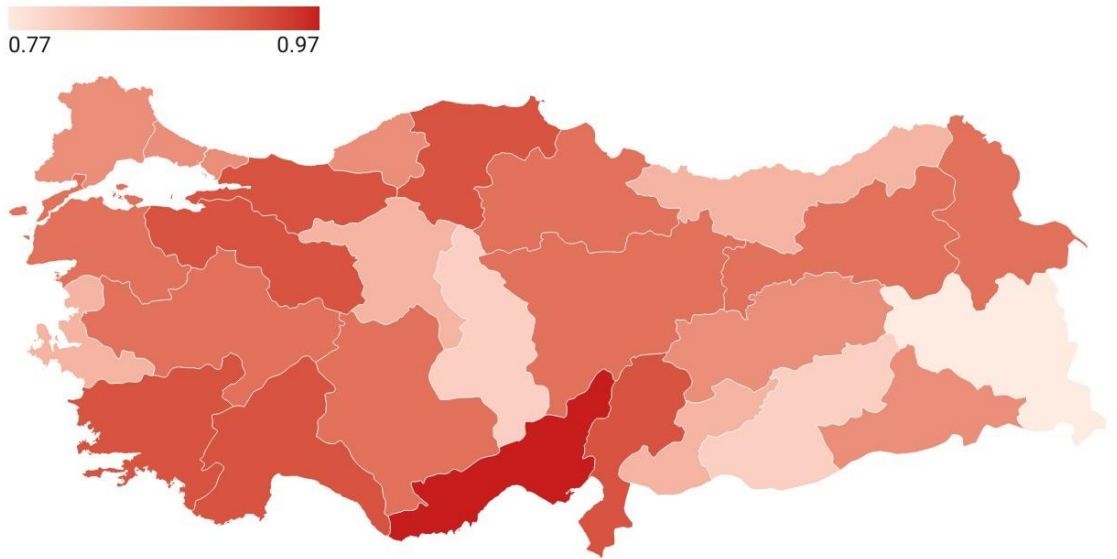
başarısı yakaladığı görülmüştür. KNN yönteminin daha başarılı olduğu bölgeler farklı bir renk tonuyla işaretlenmiştir (Çizelge 4.7). Aynı yılın tahmini dışında kalan tahminlerin koroplet haritaları çıkarılarak **şekil 4.5-4.8**'de gösterilmiştir.

KNN Yöntemi 1 Yıl Sonrası



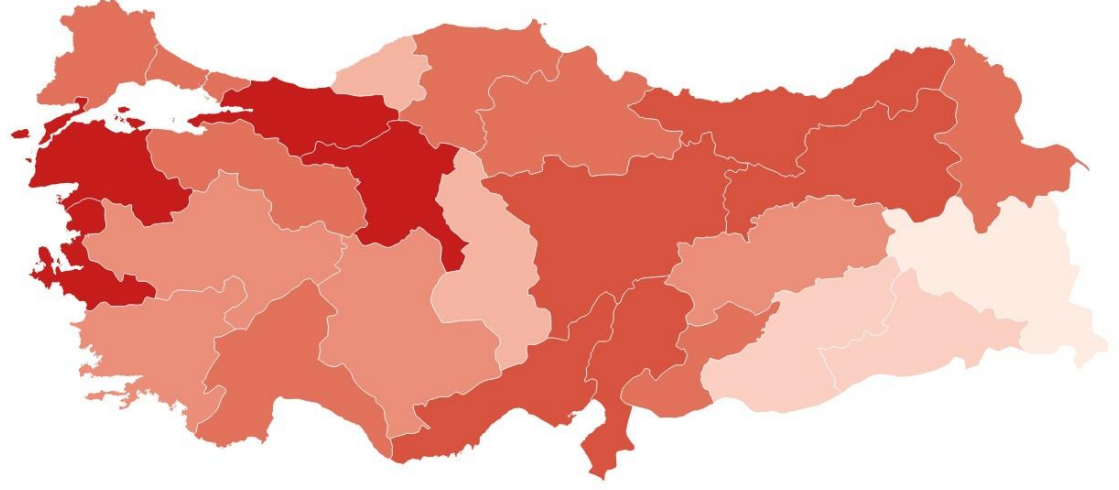
Şekil 4.5 KNN yöntemiyle 1 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu

KNN Yöntemi 2 Yıl Sonrası



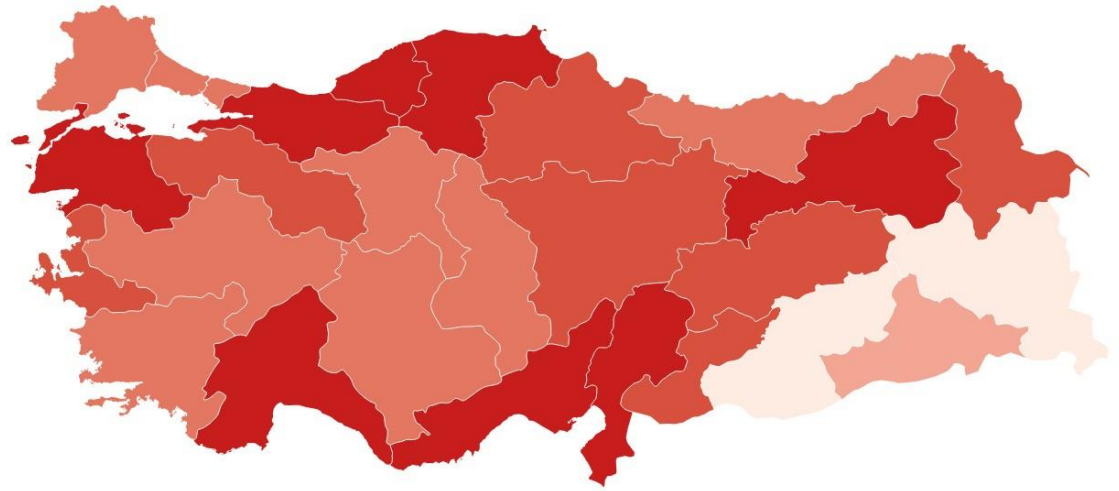
Şekil 4.6 KNN yöntemiyle 2 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu

RF Yöntemi 1 Yıl Sonrası



Şekil 4.7 RF yöntemiyle 1 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu

RF Yöntemi 2 Yıl Sonrası



Şekil 4.8 RF yöntemiyle 2 yıl sonraki suç tahmini başarı durumu

KNN yöntemiyle 1 yıl sonrası suç tahminiyle ilgili olarak TR62 (Mersin, Adana) ve TR63 (Kmaraş, Hatay, Osmaniye) bölgelerinde en başarılı (0.98) tahmin yapılmıştır. KNN yöntemiyle 2 yıl sonrası suç tahminiyle ilgili olarak TR62 (Adana, Mersin) bölgesinde en başarılı (0.97) tahmin yapılmıştır. RF yöntemiyle 1 yıl sonrası suç tahminiyle ilgili olarak TR22 (Balıkesir, Çanakkale), TR42 (Düzce, Kocaeli, Bolu, Sakarya, Yalova), TR31 (İzmir), TR51 (Ankara) bölgelerinde en başarılı (0.97) tahmin yapılmıştır. RF yöntemiyle 2 yıl sonrası suç tahminiyle ilgili olarak TR61 (Burdur, Isparta, Antalya), TR22 (Balıkesir, Çanakkale), TR62 (Mersin, Adana), TR42 (Düzce, Kocaeli, Bolu, Sakarya, Yalova), TR63 (Kmaraş, Hatay, Osmaniye), TR82 (Çankırı, Kastamonu, Sinop), TR81 (Karabük, Zonguldak, Bartın) bölgelerinde en başarılı (0.93) tahmin yapılmıştır.

KNN yöntemiyle 1 yıl sonrası suç tahmininde 9 bölgede başarı oranı 0.90 ya da üzerindedir. KNN yöntemiyle 2 yıl sonrası suç tahmininde 15 bölgede başarı oranı 0.90 ya da üzerindedir. RF yöntemiyle 1 yıl sonrası suç tahmininde 18 bölgede başarı oranı 0.90 ya da üzerindedir. RF yöntemiyle 2 yıl sonrası suç tahmininde 16 bölgede başarı oranı 0.90 ya da üzerindedir.

Tüm yöntemlerin karışıklık/hata matrisleri (Confusion Matrix – ConfM) **şekil 4.9-4.11**'de sunulmuştur. Hata Matrisleri sınıflandırma problemlerinin performansını değerlendirmek amacıyla gerçek değerlerle tahminlerin farklı bir şekilde değerlendirmesini sağlarlar.

Cinayet Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Cin</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>73</td><td>18</td><td>22</td></tr><tr><td>1'</td><td>18</td><td>1</td><td>0</td></tr><tr><td>2'</td><td>3</td><td>5</td><td>130</td></tr></table>	Cin	0*	1*	2*	0'	73	18	22	1'	18	1	0	2'	3	5	130	Uyılmal Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Uyılmal</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>97</td><td>6</td><td>5</td></tr><tr><td>1'</td><td>0</td><td>1</td><td>3</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>2</td><td>129</td></tr></table>	Uyılmal	0*	1*	2*	0'	97	6	5	1'	0	1	3	2'	0	2	129	Dolandırıcılık Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Dol</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>45</td><td>21</td><td>0</td></tr><tr><td>1'</td><td>11</td><td>22</td><td>36</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>4</td><td>104</td></tr></table>	Dol	0*	1*	2*	0'	45	21	0	1'	11	22	36	2'	0	4	104
Cin	0*	1*	2*																																															
0'	73	18	22																																															
1'	18	1	0																																															
2'	3	5	130																																															
Uyılmal	0*	1*	2*																																															
0'	97	6	5																																															
1'	0	1	3																																															
2'	0	2	129																																															
Dol	0*	1*	2*																																															
0'	45	21	0																																															
1'	11	22	36																																															
2'	0	4	104																																															
Uykul Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Uykul</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>116</td><td>9</td><td>4</td></tr><tr><td>1'</td><td>5</td><td>15</td><td>4</td></tr><tr><td>2'</td><td>15</td><td>17</td><td>58</td></tr></table>	Uykul	0*	1*	2*	0'	116	9	4	1'	5	15	4	2'	15	17	58	Hakaret Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>hak</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>45</td><td>18</td><td>9</td></tr><tr><td>1'</td><td>3</td><td>3</td><td>6</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>5</td><td>154</td></tr></table>	hak	0*	1*	2*	0'	45	18	9	1'	3	3	6	2'	0	5	154	Sahtecilik Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>sah</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>75</td><td>0</td><td>6</td></tr><tr><td>1'</td><td>0</td><td>1</td><td>2</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>0</td><td>159</td></tr></table>	sah	0*	1*	2*	0'	75	0	6	1'	0	1	2	2'	0	0	159
Uykul	0*	1*	2*																																															
0'	116	9	4																																															
1'	5	15	4																																															
2'	15	17	58																																															
hak	0*	1*	2*																																															
0'	45	18	9																																															
1'	3	3	6																																															
2'	0	5	154																																															
sah	0*	1*	2*																																															
0'	75	0	6																																															
1'	0	1	2																																															
2'	0	0	159																																															
Yaralama Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>yar</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>78</td><td>2</td><td>0</td></tr><tr><td>1'</td><td>1</td><td>2</td><td>4</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>7</td><td>149</td></tr></table>	yar	0*	1*	2*	0'	78	2	0	1'	1	2	4	2'	0	7	149	Hırsızlık Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>hir</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>81</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>1'</td><td>0</td><td>0</td><td>3</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>0</td><td>159</td></tr></table>	hir	0*	1*	2*	0'	81	0	0	1'	0	0	3	2'	0	0	159	Yağma Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>yag</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>78</td><td>3</td><td>0</td></tr><tr><td>1'</td><td>0</td><td>1</td><td>2</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>0</td><td>159</td></tr></table>	yag	0*	1*	2*	0'	78	3	0	1'	0	1	2	2'	0	0	159
yar	0*	1*	2*																																															
0'	78	2	0																																															
1'	1	2	4																																															
2'	0	7	149																																															
hir	0*	1*	2*																																															
0'	81	0	0																																															
1'	0	0	3																																															
2'	0	0	159																																															
yag	0*	1*	2*																																															
0'	78	3	0																																															
1'	0	1	2																																															
2'	0	0	159																																															
Kaçakçılık Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>kac</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>79</td><td>17</td><td>0</td></tr><tr><td>1'</td><td>5</td><td>21</td><td>22</td></tr><tr><td>2'</td><td>4</td><td>16</td><td>79</td></tr></table>	kac	0*	1*	2*	0'	79	17	0	1'	5	21	22	2'	4	16	79	KNN Yöntemi Tüm Suçlar ConfM <table><tr><td>KNN GENEL</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>767</td><td>94</td><td>46</td></tr><tr><td>1'</td><td>43</td><td>67</td><td>82</td></tr><tr><td>2'</td><td>22</td><td>56</td><td>1280</td></tr></table>	KNN GENEL	0*	1*	2*	0'	767	94	46	1'	43	67	82	2'	22	56	1280																	
kac	0*	1*	2*																																															
0'	79	17	0																																															
1'	5	21	22																																															
2'	4	16	79																																															
KNN GENEL	0*	1*	2*																																															
0'	767	94	46																																															
1'	43	67	82																																															
2'	22	56	1280																																															

0', 1', 2'

Gerçek Suç Oranı Sınıfları (Actual Class) 0:Normal Suç Seviyesi (0-0,25), 1:Yüksek Suç Seviyesi (0,25-0,40), 2:Çok Yüksek Suç Seviyesi (0,41-1,00)

0*, 1*, 2*

Tahmin Edilen Suç Oranı Sınıfları Predicted Class) 0:Normal Suç Seviyesi (0-0,25), 1:Yüksek Suç Seviyesi (0,25-0,40), 2:Çok Yüksek Suç Seviyesi (0,41-1,00)

Şekil 4.9 KNN yöntemiyle yapılan tahminlere ilişkin confusion matrix

Cinayet Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Cin</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>77</td><td>11</td><td>25</td></tr><tr><td>1'</td><td>15</td><td>1</td><td>3</td></tr><tr><td>2'</td><td>9</td><td>8</td><td>121</td></tr></table>	Cin	0*	1*	2*	0'	77	11	25	1'	15	1	3	2'	9	8	121	Uyılmal Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Uyılmal</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>74</td><td>3</td><td>4</td></tr><tr><td>1'</td><td>2</td><td>1</td><td>3</td></tr><tr><td>2'</td><td>5</td><td>0</td><td>151</td></tr></table>	Uyılmal	0*	1*	2*	0'	74	3	4	1'	2	1	3	2'	5	0	151	Dolandırıcılık Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Dol</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>58</td><td>4</td><td>4</td></tr><tr><td>1'</td><td>22</td><td>3</td><td>44</td></tr><tr><td>2'</td><td>2</td><td>2</td><td>104</td></tr></table>	Dol	0*	1*	2*	0'	58	4	4	1'	22	3	44	2'	2	2	104
Cin	0*	1*	2*																																															
0'	77	11	25																																															
1'	15	1	3																																															
2'	9	8	121																																															
Uyılmal	0*	1*	2*																																															
0'	74	3	4																																															
1'	2	1	3																																															
2'	5	0	151																																															
Dol	0*	1*	2*																																															
0'	58	4	4																																															
1'	22	3	44																																															
2'	2	2	104																																															
Uykul Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>Uykul</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>126</td><td>1</td><td>2</td></tr><tr><td>1'</td><td>18</td><td>5</td><td>1</td></tr><tr><td>2'</td><td>63</td><td>1</td><td>26</td></tr></table>	Uykul	0*	1*	2*	0'	126	1	2	1'	18	5	1	2'	63	1	26	Hakaret Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>hak</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>56</td><td>2</td><td>14</td></tr><tr><td>1'</td><td>5</td><td>0</td><td>7</td></tr><tr><td>2'</td><td>5</td><td>0</td><td>154</td></tr></table>	hak	0*	1*	2*	0'	56	2	14	1'	5	0	7	2'	5	0	154	Sahtecilik Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>sah</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>75</td><td>1</td><td>5</td></tr><tr><td>1'</td><td>3</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>0</td><td>159</td></tr></table>	sah	0*	1*	2*	0'	75	1	5	1'	3	0	0	2'	0	0	159
Uykul	0*	1*	2*																																															
0'	126	1	2																																															
1'	18	5	1																																															
2'	63	1	26																																															
hak	0*	1*	2*																																															
0'	56	2	14																																															
1'	5	0	7																																															
2'	5	0	154																																															
sah	0*	1*	2*																																															
0'	75	1	5																																															
1'	3	0	0																																															
2'	0	0	159																																															
Yaralama Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>yar</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>77</td><td>1</td><td>3</td></tr><tr><td>1'</td><td>3</td><td>0</td><td>3</td></tr><tr><td>2'</td><td>3</td><td>0</td><td>153</td></tr></table>	yar	0*	1*	2*	0'	77	1	3	1'	3	0	3	2'	3	0	153	Hırsızlık Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>hir</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>81</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>1'</td><td>0</td><td>0</td><td>3</td></tr><tr><td>2'</td><td>0</td><td>0</td><td>159</td></tr></table>	hir	0*	1*	2*	0'	81	0	0	1'	0	0	3	2'	0	0	159	Yağma Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>yag</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>78</td><td>3</td><td>0</td></tr><tr><td>1'</td><td>3</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>2'</td><td>11</td><td>10</td><td>138</td></tr></table>	yag	0*	1*	2*	0'	78	3	0	1'	3	0	0	2'	11	10	138
yar	0*	1*	2*																																															
0'	77	1	3																																															
1'	3	0	3																																															
2'	3	0	153																																															
hir	0*	1*	2*																																															
0'	81	0	0																																															
1'	0	0	3																																															
2'	0	0	159																																															
yag	0*	1*	2*																																															
0'	78	3	0																																															
1'	3	0	0																																															
2'	11	10	138																																															
Kaçakçılık Suçlu Oranı Tahmini ConfM <table><tr><td>kac</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>85</td><td>5</td><td>6</td></tr><tr><td>1'</td><td>33</td><td>8</td><td>7</td></tr><tr><td>2'</td><td>38</td><td>7</td><td>54</td></tr></table>	kac	0*	1*	2*	0'	85	5	6	1'	33	8	7	2'	38	7	54	NB Yöntemi Tüm Suçlar ConfM <table><tr><td>NB GENEL</td><td>0*</td><td>1*</td><td>2*</td></tr><tr><td>0'</td><td>787</td><td>31</td><td>63</td></tr><tr><td>1'</td><td>104</td><td>18</td><td>71</td></tr><tr><td>2'</td><td>136</td><td>28</td><td>1219</td></tr></table>	NB GENEL	0*	1*	2*	0'	787	31	63	1'	104	18	71	2'	136	28	1219																	
kac	0*	1*	2*																																															
0'	85	5	6																																															
1'	33	8	7																																															
2'	38	7	54																																															
NB GENEL	0*	1*	2*																																															
0'	787	31	63																																															
1'	104	18	71																																															
2'	136	28	1219																																															

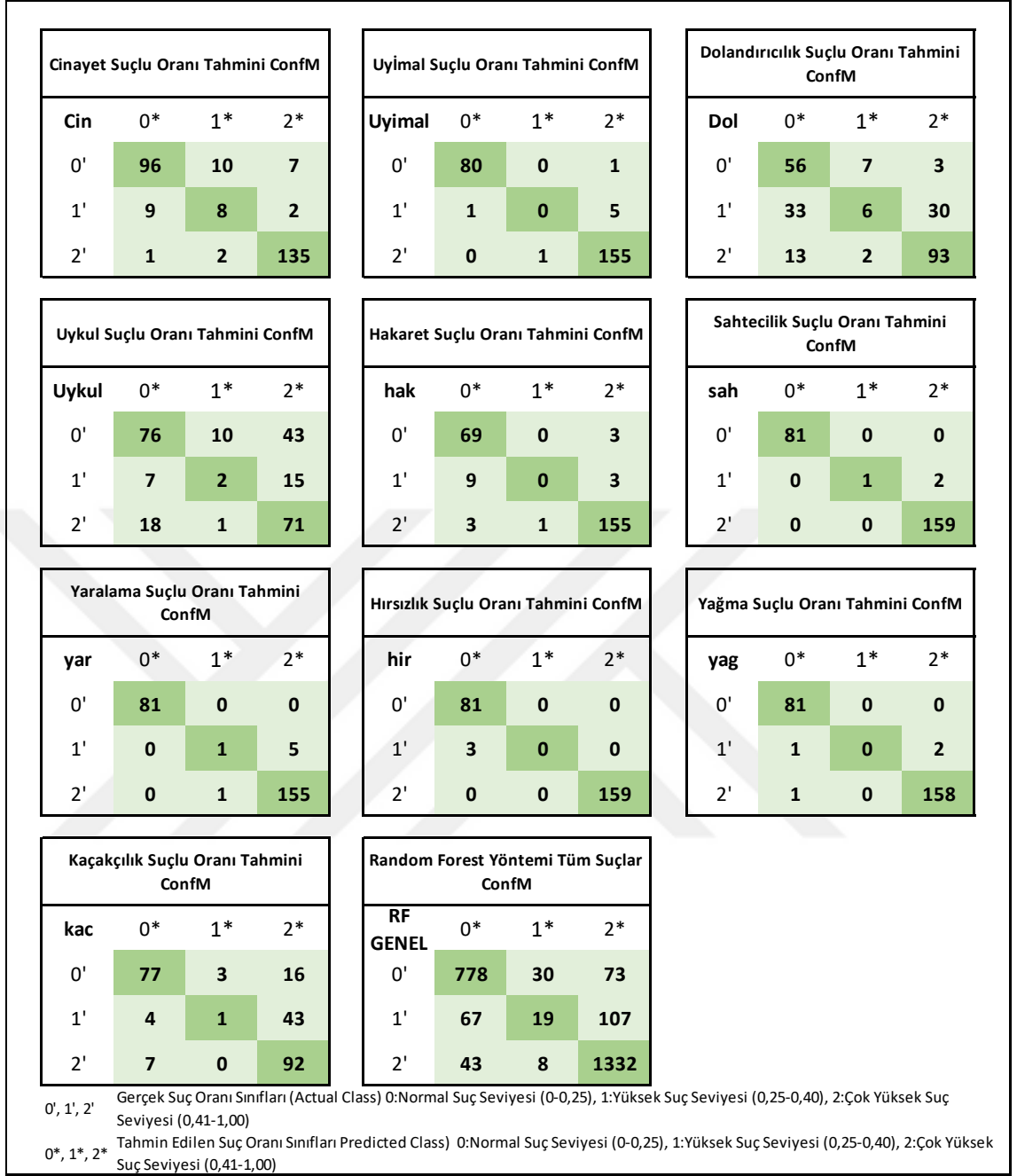
0', 1', 2'

Gerçek Suç Oranı Sınıfları (Actual Class) 0:Normal Suç Seviyesi (0-0,25), 1:Yüksek Suç Seviyesi (0,25-0,40), 2:Çok Yüksek Suç Seviyesi (0,41-1,00)

0*, 1*, 2*

Tahmin Edilen Suç Oranı Sınıfları Predicted Class) 0:Normal Suç Seviyesi (0-0,25), 1:Yüksek Suç Seviyesi (0,25-0,40), 2:Çok Yüksek Suç Seviyesi (0,41-1,00)

Şekil 4.10 NB yöntemiyle yapılan tahminlere ilişkin confusion matrix



Şekil 4.11 RF yöntemiyle yapılan tahminlere ilişkin confusion matrix

4.3 Tartışma

Bu bölümde 27 bölgenin (Ülke Geneli ve İBBS-2) ortalama suç oranı tahmin doğruluğu dikkate alınarak değerlendirme yapılmıştır. Özellikle Hırsızlık, Sahtecilik ve Yağma suçlarının 3 ayrı yöntem ve 3 ayrı yıl aralığı açısından doğruluk oranı yüksek bir şekilde

tahmin edilmiştir. En başarılı yöntem olan RF yöntemiyle Hırsızlık, Uyİmal, Sahtecilik Yaralama, Hakaret, Yağma, Cinayet suçlarının hepsine 0.90'ın üzerinde bir tahmin başarısı hesaplanmıştır.

Cinayet suçu hem KNN yönteminde hem de NB yönteminde 0,90'ın altında bir doğrulukla tahmin edilmiştir. Uyuşturucu ve Uyarıcı Madde Kullanma, Dolandırıcılık ve Kaçakçılık suçlarında yöntemlerin tamamı 0,90'ın altında bir doğrulukla tahmin yapmıştır. Başarı oranı düşük olan bu suçların bazı bölgelerde başarılı sonuçlar elde etmiş olmasına rağmen tüm bölgelerin ortalaması değerlendirilmiştir.

Hırsızlık, Yağma, Sahtecilik suçlarının tamamında, tüm bölgelerde ve tüm yöntemlerde tahmin sonuçlarının başarılı sayılacak bir seviyede olması ve bu tahmin çalışmasının girdisi olarak İşsizlik Oranı ve GSYİH verilerinin kullanılmış olması nedeniyle bu 3 suçun belirtilen ekonomik göstergelerle daha fazla ilgili olduğunu söylemek mümkündür. Diğer suç türlerinden cinayet suçunu ekonomik sebeplere ilave olarak silah edinme kolaylığı, aile içi şiddet seviyesi, eğitim durumu, aşiret yapısı, ıslah rejiminin caydırıcılığı gibi birçok sebebe bağlamak mümkündür. Aynı şekilde Kaçakçılık ve Uyuşturucu İmal ve Ticareti suçlarını sınır bölge ve ülkelerin suç seviyeleri, ceza ve infaz yasalarının caydırıcılığı, etkili sınır devriye hizmetlerinin sağlanamaması gibi sebeplere de bağlamak mümkündür. Uyuşturucu Kullanma ve Kullanmak için Satın Alma Suçu uyuşturucu ve uyarıcı maddelere ulaşım kolaylığına, bağımlılık önleyici yapıların eksikliğine gibi farklı nedenlere, Hakaret ve Yaralama suçları ise eğitimsizlik, cezaların caydırıcılığı, ekonomik sebeplere bağlı olabilmekte ayrıca diğer suçlara neden olan sebeplerin başka bir sonucu olarak ortaya çıkabilmektedir. Dolandırıcılık suçu ise daha çok ekonomik nedenlere bağlı olarak ortaya çıkmaktadır.

Ekonomik sebeplere bağlı iken tahmin başarısının başarılı sayılabilecek bir seviyenin altında çıkması ilave parametrelere ihtiyaç, verinin sağlıklı olabilmesi gibi durumlar nedeniyle ortaya çıkmış olabileceği değerlendirilmektedir.

Literatür çalışmalarında tüm suç sayısı, malvarlığına karşı suçlar, hırsızlık suçu, cinayet suçu gibi tek bir gösterge tahmin edilmeye çalışılmışken bu çalışmada 10 farklı suç

üzerinde tahmin yapılmış olması ve yine literatürde yıl farkı açısından sadece bir hedef verinin tahmin edilmeye çalışılmasından farklı olarak aynı yıl, 1 ve 2 yıl sonrasına ilişkin tahmin yapılmış olması önemli bir özgünlük göstergesidir.

Literatür örneklerinde kriminal faaliyetlerle ekonomik göstergelerin ilişkili olduğu belirtilmiş olup bu çalışma sonucunda bu ilişkinin varlığı makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak ortaya konulmuştur. Bölgeler açısından bakınca bir yöntemin ya da yıl tahmininin bölgelerin tamamında diğer yöntemlerden başarılı olması söz konusu değildir. RF yönteminin bölgelerin bir bölümünde daha başarılı olduğu, KNN yönteminin ise diğer bölgelerde daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. Bölge sayısı açısından ise RF yöntemiyle 1 yıl sonrası suç tahmininde 27 bölgenin 18'inde 0.90 ya da üzerinde bir tahmin doğruluğu elde edilmiştir. NB yönteminin bölgelerin hemen hepsinde KNN ve RF yöntemleri kadar başarılı tahmin yapamadığı görülmüştür.

Ekonomik göstergelerle kriminal faaliyetler arasındaki ilişki literatür taramasında görünüyor olmasının yanında bu çalışmanın sonuçları da bu ilişkiyi varlığını ortaya koymaktadır. Ekonomik durumun 1 yıl sonraki ve/veya 2 yıl sonraki suç oranını aynı yıldaki suç oranına kıyasla daha fazla etkilediği yine elde edilen önemli bulgulardan birisidir.

Veri setine dahil edilmiş olan verinin yıl bazında olması ve 17 yılı kapsaması bir kısıtlılık olarak değerlendirilmektedir. TÜİK tarafından verinin düzenli olarak toplanıp kamuoyuyla paylaşılmaya devam edilmesinin ayrıca sadece yıl bazında değil daha sık periyotları içerecek şekilde paylaşılmasının bu kısıtlılığı ortadan kaldıracaktır. Ayrıca bu çalışma, verileri açık kaynak erişiminde olmayan Emniyet Genel Müdürlüğü ya da Jandarma Genel Komutanlığı gibi kurumların akademiyle birlikte geliştirebilecekleri farklı kurum içi projelere önemli katkılar sağlayabilecektir.

5. SONUÇ

Suçla ilgili göstergelerin ortaya çıkarılarak suçun doğru tahmin edilebilmesi ve önüne geçilebilmesi toplumun güvenliğinin önemli bir ihtiyacıdır. Bu doğrultuda araştırmacıların istatistik metodlarıyla başladığı serüven makine öğrenmesi ve derin öğrenme alanlarının da dahil edildiği çalışmalarla devam etmektedir. Bu yeni teknolojilerin genişleyen veri setleriyle birlikte umut vaad ettiği söylenebilir. Genişlemiş durumda olan bu veri setlerinin manuel yöntemlerle anlaşılması mümkün olmayıp makine öğrenmesi ya da derin öğrenme gibi yöntemler bu geniş veri setlerinin anlaşılmasını kolaylaştırmaktadır.

Bu çalışma içerisinde incelenen çalışmalarla makine öğrenmesi alanındaki metotların suç tahmini alanında potansiyellerinin gün geçtikçe arttığı görülmektedir. Bu potansiyelin tam olarak doğru tahmin yapabilen yapılara dönüşebilmesi konunun paydaşlarının ortak sorumluluğundadır. Bu sorumluluk kapsamında alanda eksiklik olarak görülebilecek hususların dikkatle değerlendirilmesi ve önlemler alınması güvenli bir gelecek için ihtiyaçtır.

Veri Setleri açısından yapılan çalışmalarda bazı bölgelerdeki veri setlerine yoğun talep olduğu diğer bölgelerdeki veri setlerinin yeterli bulunmadığı görülmektedir. Veri setlerinin dünya üzerinde tüm bölgelerde benzer niteliklere kavuşması çalışma evreninin önemli ölçüde genişlemesine ve bölgelerin niteliklerine özel çalışmaların yapılmasına neden olacaktır. Veri girişleri sırasında görevlilerin dikkatli ve titiz davranmaları, bu süreçte suçu azaltmakla az göstermek arasında bir ikilemde kalınmaması veri setlerinin doğruluğuna olan güveni artıracaktır.

Suç tahmini için makine öğrenimi ve derin öğrenmenin etik sonuçları üzerine daha fazla araştırma yapılması gerekmektedir. Bu teknolojilerin kullanımıyla ilgili etik endişeler, özellikle bireyleri ve toplulukları hedefleyebilecekleri için ayrımcılığı ve mahremiyet ihlallerini önlemek için dikkatlice ele alınmalıdır. Genel olarak, makine öğrenimi metodolojileri, suç faaliyetlerini tahmin etmek için daha doğru ve etkili yöntemler sağlayarak suç tahmini alanında önemli bir dönüşüm potansiyeline sahiptir. Ancak, bu

potansiyeli gerçekleştirmek için açıklanabilir modellere, etik ilkelerin dikkate alınmasına ve teknolojilerin gerçek dünya etkinliğinin daha fazla araştırılmasına odaklanılması gerekmektedir.

Gelecekteki araştırmacılar için harita altyapılarıyla yakın bölgelerdeki suçların tahmini suçlarıyla ilgili önemli bir araştırma hedefi olmalıdır. Ayrıca yakın bölgelerdeki suçların tahmini sürecinde derin öğrenme yöntemleriyle kamera görüntüsü, harita görüntüsü gibi ortamların daha çok kullanılması suçların vaktinde tahmin edilmesi hedefine ulaşmak için değerli bir kaynak olabilir.

Bu çalışmanın literatür taraması sürecinde sistematik bir inceleme yapılmıştır. Bu sistematik inceleme, önceki araştırmalar tarafından kullanılan özelliklerin ve yöntemlerin kapsamlı bir özetini sunarak suç tahmin çalışmalarını tanımak, eğilimleri görmek ve yeni araştırmacılara ilham vermek için bir temel oluşturur. Böylelikle yeni araştırmacıların yeni ve doğruluğu artan tespit yöntemleri geliştirmelerine yardımcı olabilir. Tüm bu çabalar nihai olarak suçun işlenmeden önlenmesi, işlendiyse geçmişe kıyasla daha çabuk müdahale edilebilmesi hedeflerine yöneliktir.

Suçla ilişkili göstergelerin belirlendikten sonra istatistik, makine öğrenmesi ve derin öğrenme gibi teknolojik yöntemlerle suçun doğru tahmin edilebilmesi hayati derecede öneme sahiptir. Makine öğrenimi ve derin öğrenme algoritmaları gibi suçla mücadelede destekleyici bir unsur olarak kullanılabilecek yöntemlerin varlığına gelişen suç dünyasında önemli ölçüde ihtiyaç duyulmaktadır. Çünkü bu teknolojiler doğru suç tahmini yapabilecekleri yönünde umut vaat etmektedir. Bu teknolojiler, büyük veri kümelerini analiz etme ve suç faaliyeti kalıplarını belirleme yeteneği gibi önemli avantajlar sunmaktadır. Çalışmanın literatür kısmında önemli görülen yayın içerikleri daha detaylı olarak araştırmacıların bilgisine sunulmuştur. Böylelikle araştırmacıların çeşitli makine öğrenimi ve derin öğrenme tekniklerinin etkilerini anlamasına yardımcı olmayı ve suç tahmini alanındaki yeni çalışmalara ilham verilmiş olması amaçlanmıştır.

Çalışma içerisinde literatür taraması sırasında yoğun kullanıldığı tespit edilen yöntem ve modellerin çalışma kapsamında oluşturulmuş olan Türkiye Veri Setine uygulanması

sağlanmıştır. Literatür taraması sırasında yoğun kullanıldığı tespit edilen makine öğrenmesi metodları, %80-%20 eğitim seti-test seti bölümlenmesi, doğruluk (accuracy) metriği, sınıflandırma uygulaması yeni oluşturulmuş olan bir veri setine uygulanmıştır. Sonuçlar RF ve KNN yöntemi açısından NB yöntemine kıyasla daha başarılıdır. Bölgeler açısından bazı bölgelerin daha başarılı olduğu görülmektedir. Başarı seviyesi daha düşük olan bölgelerin başarısı seviyesini artırmak, başarılı bölgelerin başarı oranını daha yükseğe çıkarmak bundan sonra yapılacak çalışmalarda öncelikli olarak tercih nedeni olmalıdır. Ayrıca ortaya konulmuş bu modelin daha fazla girdi göstergesiyle, daha fazla eğitim verisiyle faydalı bir karar destek yapısına dönüştürülmesi suçla etkin mücadele için önemli bir ihtiyaçtır.

Sonuç olarak aynı yıl tahminlerinin 1 ve 2 yıl sonrası tahminlerden daha az başarılı olması yargılama süreleri bağlamında dikkatle tartışılmalıdır. Yargılama süresi de dikkate alınarak yapılacak tahminlerin başarı oranını arttıracakları değerlendirilmektedir. Ayrıca bu çalışmayla makine öğrenmesi yönteminin bu alanda etkili bir araç olabileceği, sosyal bilimler alanındaki ilişkisi ortaya konulmuş göstergelerin fen bilimleri alanında bir yöntemle doğrulanmış olması bu alanların tamamlayıcı niteliğini göstermektedir.

Benzer çalışmaların sağlıklı olarak yapılabilmesi için veri sunan kurum ve kuruluşların artan bir şekilde veri sunabilmesi önemli bir ihtiyaçtır. Veriler kurum içi politikalar, etik kaygılar gibi nedenlerle açık erişime sunulmasalar dahi kurum içi farklı projelerde benzer bir metodolojinin kullanılması kurumlara önemli çıktılar sağlayacaktır. Özellikle harita verileriyle birlikte oluşturulacak bir analiz sisteminin Trafik Kazaları açısından kaza noktalarının önceden belirlenebilmesine önemli katkı sağlayacaktır. Benzer şekilde ekonomik durumdan önemli derecede etkilendiği çalışmayla da ortaya konulmuş olan Hırsızlık, Sahtecilik, Yağma gibi suçların artacağı bölgelere özel önlemler alınabilmesi kolluk kuvvetlerinin karar destek mekanizmalarına katkı sağlayacaktır.

Mevcut tahminlerin doğruluk oranının düşük olduğu bölgelerde oranın artırılabilmesi için ilave çalışmaların yapılabilmesi artan veriyle birlikte kolaylaşacaktır. Ayrıca yine artan veriyle birlikte tahmin doğruluk oranının yüksek olduğu yerlerin daha artırılmasının mümkün olabileceği düşünülmektedir. Devam eden süreçte yapılmış olan bu çalışmayı

güçlendirmek ve geliřtirmek için aynı algoritmaların farklı bölgelere/ülkelere uygulanması, daha fazla girdi ile testlerin yenilenmesi, farklı yöntemlerin aynı veri setine uygulanmasıyla çalışma sonuçlarının genelleřtirilmesi saęlanabilir. İl, İlçe, Mahalle, Sokak seviyesinde verinin saęlanabilmesi durumunda yapılabilecek harita tabanlı suç tahmini çalışmalarının önemli bir kaynak noktası olacaktır.

Tüm bu çabalar sonucunda başarının elde edilmesiyle suçun oluşmadan engellenebilmesi, suçla mücadele yatırımlarının etkisini artıracak, güvenlik hizmetlerinin karar destek mekanizmalarını güçlendirecek, soruşturma-kovuşturma süreçlerindeki mevcut iş yükünü önemli ölçüde hafifletecektir. Bu katkılar yaşanan ülkenin/bölgenin refah seviyesini arttıracaktır.

KAYNAKLAR

- Aaltonen, M., Macdonald, J. M., Martikainen, P. ve Kivivuori, J. 2013. Examining the generality of the unemployment–crime association. *Criminology*, 51(3), 561-594.
- ACM. 2024. Association for Computing Machinery Publication Search Database.
- Adebayo, A. A. 2013. Youths unemployment and crime in Nigeria: A nexus and implications for national development. *International journal of sociology and anthropology*, 5(9), 350-357.
- Adhikary, A., Murad, S. A., Munir, M. S. ve Hong, C. S. 2022. Edge assisted crime prediction and evaluation framework for machine learning algorithms, 2022 International Conference on Information Networking (ICOIN), IEEE, 417-422.
- Akcayol, A. U. ve Muhammet, A. 2022. Derin Öğrenme Tabanlı Model ile Bir Olayın Sonraki Olma Zamanının Tahmini. *POLİTEKNİK DERGİSİ*.
- Al Boni, M. ve Gerber, M. S. 2016. Predicting crime with routine activity patterns inferred from social media, 2016 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC), IEEE, 001233-001238.
- Aldossari, B. S., Alqahtani, F. M., Alshahrani, N. S., Alhammam, M. M., Alzamanan, R. M., Aslam, N. ve Irfanullah. 2020. A comparative study of decision tree and naive bayes machine learning model for crime category prediction in Chicago, Proceedings of 2020 6th International Conference on Computing and Data Engineering, 34-38.
- Allan, E. A. ve Steffensmeier, D. J. 1989. Youth, Underemployment and Property Crime: Differential Effects of Job Availability and Job Quality on Juvenile and Young Adult Arrest Rates. *American sociological review*, 107-123.
- Almanie, T., Mirza, R. ve Lor, E. 2015. Crime Prediction Based On Crime Types And Using Spatial And Temporal Criminal Hotspots. *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, 5.
- Almaw, A. ve Kadam, K. 2018. Crime data analysis and prediction using ensemble learning, 2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS), IEEE, 1918-1923.
- Almuhanha, A. A., Alrehili, M. M., Alsubhi, S. H. ve Syed, L. 2021. Prediction of crime in neighbourhoods of New York City using spatial data analysis, 2021 1st International conference on artificial intelligence and data analytics (CAIDA), IEEE, 23-30.
- Altameem, T. ve Amoon, M. 2019. Crime activities prediction using hybridization of firefly optimization technique and fuzzy cognitive map neural networks. *Neural Computing and Applications*, 31, 1263-1273.
- Altindag, D. T. 2012. Crime and unemployment: Evidence from Europe. *International review of Law and Economics*, 32(1), 145-157.

- Alves, L. G., Ribeiro, H. V. ve Rodrigues, F. A. 2018. Crime prediction through urban metrics and statistical learning. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 505, 435-443.
- Andresen, M. A. 2015. Unemployment, GDP, and crime: The importance of multiple measurements of the economy. *Canadian Journal of Criminology and Criminal Justice*, 57(1), 35-58.
- Anuar, S., Selamat, A. ve Sallehuddin, R. 2015a. Hybrid artificial neural network with artificial bee colony algorithm for crime classification. In: *Computational Intelligence in Information Systems*. Springer, 31-40.
- Anuar, S., Selamat, A. ve Sallehuddin, R. 2015b. Hybrid particle swarm optimization feature selection for crime classification. In: *New Trends in Intelligent Information and Database Systems*. Springer, 101-110.
- Araújo, A., Cacho, N., Bezerra, L., Vieira, C. ve Borges, J. 2018. Towards a crime hotspot detection framework for patrol planning, 2018 IEEE 20th International Conference on High Performance Computing and Communications; IEEE 16th International Conference on Smart City; IEEE 4th International Conference on Data Science and Systems (HPCC/SmartCity/DSS), IEEE, 1256-1263.
- Aytekin, M. D. ve İbrahim. 2022. İktisadi Büyüme İşsizlik ve Suç Arasında Nedensellik İlişkisi: Türkiye Örneği. *Ekonomi İşletme Siyaset ve Uluslararası İlişkiler Dergisi*.
- Babakura, A., Sulaiman, M. N. ve Yusuf, M. A. 2014. Improved method of classification algorithms for crime prediction, 2014 International Symposium on Biometrics and Security Technologies (ISBAST), IEEE, 250-255.
- Baculo, M. J. C., Marzan, C. S., de Dios Bulos, R. ve Ruiz, C. 2017. Geospatial-temporal analysis and classification of criminal data in manila, 2017 2nd IEEE International Conference on Computational Intelligence and Applications (ICCIA), IEEE, 6-11.
- Balocchi, C., George, E. I. ve Jensen, S. T. 2021. Clustering Areal Units at Multiple Levels of Resolution to Model Crime Incidence in Philadelphia. *arXiv preprint arXiv:2112.02059*.
- Bandekar, S. R. ve Vijayalakshmi, C. 2020. Design and analysis of machine learning algorithms for the reduction of crime rates in India. *Procedia computer science*, 172, 122-127.
- Başar, O. D. ve Genç, E. G. 2020. A Comparison Of Logistic Regression, Artificial Neural Networks And Moora Methods In Estimation Of The Safety Of Countries. *Journal of Life Economics*, 7(2), 123.
- Becker, G. S. 1968. Crime and punishment: An economic approach. *Journal of Political Economy*, 13-68.
- Bhardwaj, S. ve Kaur, S. 2023. Design and Implementation of Crime Prediction Using Machine Learning Algorithm, 2023 International Conference on Emerging Smart Computing and Informatics (ESCI), IEEE, 1-5.

- Biswas, A. A. ve Basak, S. 2019. Forecasting the trends and patterns of crime in Bangladesh using machine learning model, 2019 2nd international conference on intelligent communication and computational techniques (ICCT), IEEE, 114-118.
- Boni, M. A. ve Gerber, M. S. 2016. Area-Specific Crime Prediction Models, 2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), 18-20 Dec. 2016, 671-676.
- Borges, J., Ziehr, D., Beigl, M., Cacho, N., Martins, A., Araujo, A., . . . Geisler, S. 2018. Time-series features for predictive policing, 2018 IEEE international smart cities conference (ISC2), IEEE, 1-8.
- Borowik, G., Wawrzyniak, Z. M. ve Cichosz, P. 2018. Time series analysis for crime forecasting, 2018 26th International Conference on Systems Engineering (ICSEng), IEEE, 1-10.
- Bowen, D. A., Mercer Kollar, L. M., Wu, D. T., Fraser, D. A., Flood, C. E., Moore, J. C., . . . Sumner, S. A. 2018. Ability of crime, demographic and business data to forecast areas of increased violence. *International journal of injury control and safety promotion*, 25(4), 443-448.
- Breiman, L. 2001. Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Buonanno, P., Drago, F. ve Galbiati, R. 2014. Response of crime to unemployment: An international comparison. *Journal of Contemporary Criminal Justice*, 30(1), 29-40.
- Butt, U. M., Letchmunan, S., Hassan, F. H., Ali, M., Baqir, A., Koh, T. W. ve Sherazi, H. H. R. 2021. Spatio-temporal crime predictions by leveraging artificial intelligence for citizens security in smart cities. *IEEE Access*, 9, 47516-47529.
- Canadian_Government. 2023. Web sitesi: <https://www150.statcan.gc.ca/t1/tbl1/en/cv.action?pid=3510017701>, Erişim Tarihi: 22/11/2023.2023.
- Carmichael, F. ve Ward, R. 2000. Youth unemployment and crime in the English regions and Wales. *Applied Economics*, 32(5), 559-571.
- Catlett, C., Cesario, E., Talia, D. ve Vinci, A. 2018. A data-driven approach for spatio-temporal crime predictions in smart cities, 2018 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP), IEEE, 17-24.
- Catlett, C., Cesario, E., Talia, D. ve Vinci, A. 2019. Spatio-temporal crime predictions in smart cities: A data-driven approach and experiments. *Pervasive and Mobile Computing*, 53, 62-74.
- Cavadas, B., Branco, P. ve Pereira, S. 2015. Crime prediction using regression and resources optimization, *Progress in Artificial Intelligence: 17th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, EPIA 2015, Coimbra, Portugal, September 8-11, 2015. Proceedings 17*, Springer, 513-524.
- Chen, B. ve Liao, Y. 2023. Spatio-Temporal Deep Fusion Graph Convolutional Networks for Crime Prediction, *Proceedings of the 2023 7th International Conference on Machine Learning and Soft Computing*, 75-81.

- Chen, S., Webb, G. I., Liu, L. ve Ma, X. 2020. A novel selective naïve Bayes algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 192, 105361.
- Chen, X., Cho, Y. ve Jang, S. Y. 2015. Crime prediction using Twitter sentiment and weather, 2015 Systems and Information Engineering Design Symposium, 24-24 April 2015, 63-68.
- Chun, S. A., Avinash Paturu, V., Yuan, S., Pathak, R., Atluri, V. ve R. Adam, N. 2019. Crime prediction model using deep neural networks, *Proceedings of the 20th Annual International Conference on digital government research*, 512-514.
- Cichosz, P. 2020. Urban crime risk prediction using point of interest data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(7), 459.
- Costantini, M., Meco, I. ve Paradiso, A. 2018. Do inequality, unemployment and deterrence affect crime over the long run? *Regional Studies*, 52(4), 558-571.
- Cömertler, N. ve Muhsin, K. 2007. Türkiye'de suç oranının sosyo-ekonomik belirleyicileri: Yatay kesit analizi. *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 62(02), 37-57.
- CPD. (2024). Crimes - 2001 to Present. In: *Chicago Data Portal*.
- da Silva, A. R. C., de Paula Júnior, I. C., da Silva, T. L. C., de Macêdo, J. A. F. ve Silva, W. C. P. 2020. Prediction of crime location in a brazilian city using regression techniques, 2020 IEEE 32nd International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), IEEE, 331-336.
- Darshan, M. ve Shankaraiah, S. 2022. Crime analysis and prediction using machine learning algorithms, 2022 IEEE 2nd Mysore Sub Section International Conference (MysuruCon), IEEE, 1-7.
- Das, A. K. ve Das, P. 2022. Graph based ensemble classification for crime report prediction. *Applied Soft Computing*, 125, 109215.
- Dash, S. K., Safro, I. ve Srinivasamurthy, R. S. 2018. Spatio-temporal prediction of crimes using network analytic approach, 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), IEEE, 1912-1917.
- Eide, E., Rubin, P. H. ve Shepherd, J. M. 2006. *Economics of crime*. Now Publishers Inc.
- Elluri, L., Mandalapu, V. ve Roy, N. 2019. Developing machine learning based predictive models for smart policing, 2019 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP), IEEE, 198-204.
- Emsley, C. 2018. *Crime and society in England, 1750–1900*. (Vol. 5th edition). Routledge.
- Esquivel, N., Nicolis, O., Peralta, B. ve Mateu, J. 2020. Spatio-temporal prediction of Baltimore crime events using CLSTM neural networks. *IEEE Access*, 8, 209101-209112.
- Farjami, Y. ve Abdi, K. 2021. A genetic-fuzzy algorithm for spatio-temporal crime prediction. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 1-13.

- Fatehkia, M., O'Brien, D. ve Weber, I. 2019. Correlated impulses: Using Facebook interests to improve predictions of crime rates in urban areas. PLOS ONE, 14(2), e0211350.
- FBI. 2022. Web sitesi: <https://cde.ucr.cjis.gov/> Erişim Tarihi: 11/22/2023.2023.
- Feng, M., Zheng, J., Ren, J., Hussain, A., Li, X., Xi, Y. ve Liu, Q. 2019. Big data analytics and mining for effective visualization and trends forecasting of crime data. IEEE Access, 7, 106111-106123.
- Filiztekin, A. 2013. Türkiye'de suç ve emek piyasası ilişkisi-Ümit Şenesene Armağan Paylaşımlar.
- Fougère, D., Kramarz, F. ve Pouget, J. 2009. Youth unemployment and crime in France. Journal of the European Economic Association, 7(5), 909-938.
- Gahalot, A., Dhiman, S. ve Chouhan, L. 2020. Crime prediction and analysis, 2nd International Conference on Data, Engineering and Applications (IDEA), IEEE, 1-6.
- Gerber, M. S. 2014. Predicting crime using Twitter and kernel density estimation. Decision Support Systems, 61, 115-125.
- GoogleScholar. (2024). Google Scholar Publication Search Database. In: Google.
- Gould, E. D., Weinberg, B. A. ve Mustard, D. B. 2002. Crime rates and local labor market opportunities in the United States: 1979–1997. Review of Economics and statistics, 84(1), 45-61.
- Hajela, G., Chawla, M. ve Rasool, A. 2020. A clustering based hotspot identification approach for crime prediction. Procedia computer science, 167, 1462-1470.
- Han, X., Hu, X., Wu, H., Shen, B. ve Wu, J. 2020. Risk prediction of theft crimes in urban communities: An integrated model of LSTM and ST-GCN. IEEE Access, 8, 217222-217230.
- He, J. ve Zheng, H. 2021. Prediction of crime rate in urban neighborhoods based on machine learning. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 106, 104460.
- Hossain, S., Abtahee, A., Kashem, I., Hoque, M. M. ve Sarker, I. H. 2020. Crime prediction using spatio-temporal data, Computing Science, Communication and Security: First International Conference, COMS2 2020, Gujarat, India, March 26–27, 2020, Revised Selected Papers 1, Springer, 277-289.
- Huang, Y.-Y., Li, C.-T. ve Jeng, S.-K. 2015. Mining location-based social networks for criminal activity prediction, 2015 24th wireless and optical communication conference (WOCC), IEEE, 185-189.
- IEEE. (2024). IEEE Xplore Publication Search Database. In: IEEE.
- Ingilevich, V. ve Ivanov, S. 2018. Crime rate prediction in the urban environment using social factors. Procedia computer science, 136, 472-478.
- Iqbal, R., Murad, M. A. A., Mustapha, A., Panahy, P. H. S. ve Khanahmadliravi, N. 2013. An experimental study of classification algorithms for crime prediction. Indian Journal of Science and Technology, 6(3), 4219-4225.

- James, G., Witten, D., Hastie, T. ve Tibshirani, R. 2013. An introduction to statistical learning. (Vol. 112). Springer.
- Janiesch, C., Zschech, P. ve Heinrich, K. 2021. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685-695.
- Jawadi, F., Mallick, S. K., Cheffou, A. I. ve Augustine, A. 2021. Does higher unemployment lead to greater criminality? Revisiting the debate over the business cycle. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 182, 448-471.
- Jin, J. ve Deng, Y. 2017. A comparative study on traffic violation level prediction using different models, 2017 4th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS), IEEE, 1134-1139.
- Kadar, C., Maculan, R. ve Feuerriegel, S. 2019. Public decision support for low population density areas: An imbalance-aware hyper-ensemble for spatio-temporal crime prediction. *Decision Support Systems*, 119, 107-117.
- Kadar, C. ve Pletikosa, I. 2018. Mining large-scale human mobility data for long-term crime prediction. *EPJ Data Science*, 7(1), 1-27.
- Kajita, M. ve Kajita, S. 2020. Crime prediction by data-driven Green's function method. *International Journal of Forecasting*, 36(2), 480-488.
- Kandaswamy, K. K., Chou, K.-C., Martinetz, T., Möller, S., Suganthan, P., Sridharan, S. ve Pugalenti, G. 2011. AFP-Pred: A random forest approach for predicting antifreeze proteins from sequence-derived properties. *Journal of theoretical biology*, 270(1), 56-62.
- Kang, H.-W. ve Kang, H.-B. 2017. Prediction of crime occurrence from multi-modal data using deep learning. *PLOS ONE*, 12(4), e0176244.
- Kaya, M. V. ve Bozkurt, İ. 2011. İŞSİZLİK, KİŞİ BAŞINA MİLLİ GELİR (YOKSULLUK), SUÇ ORANI VE YEŞİL KART: 1993–2009 TÜRKİYE ÖRNEĞİ. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*(30), 133-140.
- Kilishi, A., Mobolaji, H., Usman, A., Yakubu, A. ve Yaru, M. 2014. The effect of unemployment on crime in Nigeria: A panel data analysis. *Br. J. Econ. Manag. Trade*, 4(6), 880-895.
- Kim, S., Joshi, P., Kalsi, P. S. ve Taheri, P. 2018. Crime analysis through machine learning, 2018 IEEE 9th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON), IEEE, 415-420.
- Kiran, J. ve Kaishveen, K. 2018. Prediction analysis of crime in India using a hybrid clustering approach, 2018 2nd International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud)(I-SMAC) I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud)(I-SMAC), 2018 2nd International Conference on, IEEE, 520-523.
- Kounadi, O., Ristea, A., Araujo, A. ve Leitner, M. 2020. A systematic review on spatial crime forecasting. *Crime science*, 9, 1-22.
- Kouziokas, G. N. 2017. The application of artificial intelligence in public administration for forecasting high crime risk transportation areas in urban environment. *Transportation research procedia*, 24, 467-473.

- Kshatri, S. S., Singh, D., Narain, B., Bhatia, S., Quasim, M. T. ve Sinha, G. R. 2021. An empirical analysis of machine learning algorithms for crime prediction using stacked generalization: an ensemble approach. *IEEE Access*, 9, 67488-67500.
- Kumar, A., Verma, A., Shinde, G., Sukhdeve, Y. ve Lal, N. 2020. Crime prediction using K-nearest neighboring algorithm, 2020 International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE), IEEE, 1-4.
- Kumar, R. ve Nagpal, B. 2019. Analysis and prediction of crime patterns using big data. *International Journal of Information Technology*, 11(4), 799-805.
- Kurulu, B. (2002). 2002/4720 Sayılı Bakanlar Kurulu Kararı. In Kurulu, B. (ed). Ankara: Bakanlar Kurulu.
- Li, A., Shalaginov, M. Y., Tao, A. ve Zeng, T. H. 2023. Investigation of Racial Bias in Property Crime Prediction by Machine Learning Models, 2023 International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), IEEE, 2253-2256.
- Li, Z., Huang, C., Xia, L., Xu, Y. ve Pei, J. 2022. Spatial-temporal hypergraph self-supervised learning for crime prediction, 2022 IEEE 38th International Conference on Data Engineering (ICDE), IEEE, 2984-2996.
- Li, Z., Zhang, T., Yuan, Z., Wu, Z. ve Du, Z. 2018. Spatio-temporal pattern analysis and prediction for urban crime, 2018 Sixth International Conference on Advanced Cloud and Big Data (CBD), IEEE, 177-182.
- Liang, W., Wang, Y., Tao, H. ve Cao, J. 2022. Towards hour-level crime prediction: A neural attentive framework with spatial-temporal-categorical fusion. *Neurocomputing*, 486, 286-297.
- Liang, W., Wu, Z., Li, Z. ve Ge, Y. 2022. CrimeTensor: Fine-scale crime prediction via tensor learning with spatiotemporal consistency. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 13(2), 1-24.
- Lin, M.-J. 2008. Does unemployment increase crime? Evidence from US data 1974–2000. *Journal of Human resources*, 43(2), 413-436.
- Lin, Y.-L., Yen, M.-F. ve Yu, L.-C. 2018. Grid-based crime prediction using geographical features. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(8), 298.
- Llaha, O. 2020. Crime analysis and prediction using machine learning, 2020 43rd international convention on information, communication and electronic technology (MIPRO), IEEE, 496-501.
- Lu, Y. ve Liao, Y. 2022. STS: A Novel Deep Learning Method for Zero-inflated Crime Prediction, *Proceedings of the 2022 4th International Conference on Robotics, Intelligent Control and Artificial Intelligence*, 1097-1103.
- Ma, Y., Nakamura, K., Lee, E.-J. ve Bhattacharyya, S. S. 2022. Eadtc: An approach to interpretable and accurate crime prediction, 2022 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), IEEE, 170-177.
- Malik, K., Pandey, M., Khan, A., Srivastav, M., Gera, A. ve Chauhan, S. S. 2024. Crime Prediction by Comparing Machine Learning and Deep Learning Algorithms, 2024 2nd International Conference on Disruptive Technologies (ICDT), IEEE, 215-219.

- Mansha, S., Rehman, A., Abdullah, S., Kamiran, F. ve Yin, H. 2022. Locality aware temporal FMs for crime prediction, Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management, 4324-4328.
- Matereke, T., Nyirenda, C. N. ve Ghaziasgar, M. 2021. A comparative evaluation of spatio temporal deep learning techniques for crime prediction, 2021 IEEE AFRICON, IEEE, 1-6.
- Matijosaitiene, I., McDowald, A. ve Juneja, V. 2019. Predicting safe parking spaces: A machine learning approach to geospatial urban and crime data. Sustainability, 11(10), 2848.
- May, S., Isafiade, O. ve Ajayi, O. 2021. An enhanced Naïve Bayes model for crime prediction using recursive feature elimination, Proceedings of the 2021 4th International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition, 580-586.
- McClendon, L. ve Meghanathan, N. 2015. Using machine learning algorithms to analyze crime data. Machine Learning and Applications: An International Journal (MLAIJ), 2(1), 1-12.
- Meena, M., Sriabirami, V. ve Divyaa, S. A. 2022. Analysis and Prediction of Crime Using Machine Learning, 2022 1st International Conference on Computational Science and Technology (ICCST), IEEE, 1-5.
- Miceli, T. J. 2013. Escalating penalties for repeat offenders: why are they so hard to explain? Journal of Institutional and Theoretical Economics: JITE, 587-604.
- Misyrlis, M., Cheung, C. M., Srivastava, A., Kannan, R. ve Prasanna, V. 2017. Spatio-temporal modeling of criminal activity, Proceedings of the 2nd International Workshop on Social Sensing, 3-8.
- Mohd, F. ve Noor, N. M. M. 2017. A comparative study to evaluate filtering methods for crime data feature selection. Procedia computer science, 116, 113-120.
- Mohler, G. 2014. Marked point process hotspot maps for homicide and gun crime prediction in Chicago. International Journal of Forecasting, 30(3), 491-497.
- Nagin, D. S. ve Paternoster, R. 1993. Enduring individual differences and rational choice theories of crime. Law and Society Review, 467-496.
- Najjar, A., Kaneko, S. i. ve Miyanaga, Y. 2018. Crime mapping from satellite imagery via deep learning. arXiv preprint arXiv:1812.06764.
- Nitta, G. R., Rao, B. Y., Sravani, T., Ramakrishiah, N. ve BalaAnand, M. 2019. LASSO-based feature selection and naïve Bayes classifier for crime prediction and its type. Service Oriented Computing and Applications, 13, 187-197.
- Nordin, M. ve Almén, D. 2017. Long-term unemployment and violent crime. Empirical Economics, 52(1), 1-29.
- Orong, M. Y., Sison, A. M. ve Hernandez, A. A. 2018. Mitigating vulnerabilities through forecasting and crime trend analysis, 2018 5th International Conference on Business and Industrial Research (ICBIR), IEEE, 57-62.
- Papps, K. ve Winkelmann, R. 2000. Unemployment and crime: New evidence for an old question. New Zealand Economic Papers, 34(1), 53-71.

- Qian, Y., Pan, L., Wu, P. ve Xia, Z. 2020. GeST: A grid embedding based spatio-temporal correlation model for crime prediction, 2020 IEEE Fifth International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC), IEEE, 1-7.
- Rao, P. V., Sunkari, S., Raghumandala, T., Koka, G. ve Rayankula, D. C. 2023. Prediction of Crime Data using Machine Learning Techniques, 2023 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS), IEEE, 276-280.
- Raphael, S. ve Winter-Ebmer, R. 2001. Identifying the effect of unemployment on crime. *The Journal of Law and Economics*, 44(1), 259-283.
- Ray, S. 2019. A quick review of machine learning algorithms, 2019 International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon), IEEE, 35-39.
- Rayhan, Y. ve Hashem, T. 2023. AIST: An interpretable attention-based deep learning model for crime prediction. *ACM Transactions on Spatial Algorithms and Systems*, 9(2), 1-31.
- Raza, D. M. ve Victor, D. B. 2021. Data mining and region prediction based on crime using random forest, 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS), IEEE, 980-987.
- Ristea, A., Al Boni, M., Resch, B., Gerber, M. S. ve Leitner, M. 2020. Spatial crime distribution and prediction for sporting events using social media. *International Journal of Geographical Information Science*, 34(9), 1708-1739.
- Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M. ve Rigol-Sanchez, J. P. 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 67, 93-104.
- Rosenfeld, R. ve Fornango, R. 2007. The impact of economic conditions on robbery and property crime: The role of consumer sentiment. *Criminology*, 45(4), 735-769.
- Rosenfeld, R. ve Levin, A. 2016. Acquisitive crime and inflation in the United States: 1960–2012. *Journal of Quantitative Criminology*, 32, 427-447.
- Rumi, S. K., Luong, P. ve Salim, F. D. 2019. Crime rate prediction with region risk and movement patterns. *ArXiv*.
- Rummens, A. ve Hardyns, W. 2021. The effect of spatiotemporal resolution on predictive policing model performance. *International Journal of Forecasting*, 37(1), 125-133.
- Rummens, A., Hardyns, W. ve Pauwels, L. 2017. The use of predictive analysis in spatiotemporal crime forecasting: Building and testing a model in an urban context. *Applied geography*, 86, 255-261.
- S. May, S., E. Isafiade, O. ve O. Ajayi, O. 2021. Hybridizing extremely randomized trees with bootstrap aggregation for crime prediction, *Proceedings of the 2021 4th International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition*, 536-541.
- Sabakhtarishvili, Z., Panday, S., Jensen, C. ve Ghosh, R. 2023. Crime Prediction Using Machine Learning: The Case of The City of Little Rock, 2023 5th International

- Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA), IEEE, 1-6.
- Safat, W., Asghar, S. ve Gillani, S. A. 2021. Empirical Analysis for Crime Prediction and Forecasting Using Machine Learning and Deep Learning Techniques. IEEE Access, 9, 70080-70094.
- Saraiva, M., Matijošaitienė, I., Mishra, S. ve Amante, A. 2022. Crime prediction and monitoring in porto, portugal, using machine learning, spatial and text analytics. ISPRS International Journal of Geo-Information, 11(7), 400.
- ScienceDirect. (2024). Science Direct Publication Search Database. In: ScienceDirect.
- Shermila, A. M., Bellarmine, A. B. ve Santiago, N. 2018. Crime data analysis and prediction of perpetrator identity using machine learning approach, 2018 2nd international conference on trends in electronics and informatics (ICOEI), IEEE, 107-114.
- Šileika, A. ve Bekerytė, J. 2013. Theoretical issues of relationship between unemployment, poverty and crime in sustainable development. Journal of Security and Sustainability Issues, 2, 59-70.
- Speziale, N. 2014. Does unemployment increase crime? Evidence from Italian provinces. Applied Economics Letters, 21(15), 1083-1089.
- Stalidis, P., Semertzidis, T. ve Daras, P. 2021. Examining Deep Learning Architectures for Crime Classification and Prediction. Forecasting, 3, 741-762.
- Stec, A. ve Klabjan, D. 2018. Forecasting crime with deep learning. arXiv preprint arXiv:1806.01486.
- Şirin, S. E. Ö. ve Feride, Ö. 2022. Ekonomik Suçlar, Gelir ve İşsizliğin Mekânsal İlişkisi: 2014 Türkiye İncelemesi. Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi.
- Tam, S. ve Tanrıöver, Ö. Ö. 2023. Multimodal Deep Learning Crime Prediction Using Crime and Tweets. IEEE Access.
- Tamilarasi, P. ve Rani, R. U. 2020. Diagnosis of crime rate against women using k-fold cross validation through machine learning, 2020 fourth international conference on computing methodologies and communication (ICCMC), IEEE, 1034-1038.
- Tasnim, N., Imam, I. T. ve Hashem, M. 2022. A novel multi-module approach to predict crime based on multivariate spatio-temporal data using attention and sequential fusion model. IEEE Access, 10, 48009-48030.
- TBMM. (2007). Kaçakçılıkla Mücadele Kanunu. In Cumhuriyeti, T. (ed), (Vol. 5607). Ankara: TBMM.
- TDK. 2022. Web sitesi: <https://sozluk.gov.tr/>, Erişim Tarihi: 05/01/2022.2022.
- ToppiReddy, H. K. R., Saini, B. ve Mahajan, G. 2018. Crime prediction & monitoring framework based on spatial analysis. Procedia computer science, 132, 696-705.
- Tower, S. M. ve Groff, E. 2016. Examining the disorder–crime connection in Philadelphia parks. Security Journal, 29(3), 520-537.

- Trinhammer, M., Merrild, A. H., Lotz, J. F. ve Makransky, G. 2022. Predicting crime during or after psychiatric care: Evaluating machine learning for risk assessment using the Danish patient registries. *Journal of psychiatric research*, 152, 194-200.
- Tsushima, M. 1996. Economic structure and crime: The case of Japan. *The Journal of Socio-Economics*, 25(4), 497-515.
- Tunca, H. 2022. Mala Karşı İşlenen Suçlar Yakınsama Gösteriyor mu. *Aydın İktisat Fakültesi Dergisi*.
- Turkish_Government. (2004). Türk Ceza Kanunu. In (ss. 97). Turkey.
- TÜİK. (2024). Türkiye İstatistik Kurumu. In. Türkiye: Turkish Government.
- UN. (2024). United Nations Office on Drugs and Crime. In.
- Utomo, P. E. P. 2018. Prediction the Crime Motorcycles of Theft using ARIMAX-TFM with Single Input, 2018 Third International Conference on Informatics and Computing (ICIC), IEEE, 1-7.
- Vomfell, L., Härdle, W. K. ve Lessmann, S. 2018. Improving crime count forecasts using Twitter and taxi data. *Decision Support Systems*, 113, 73-85.
- Vural, M. S. ve Gök, M. 2017. Criminal prediction using Naive Bayes theory. *Neural Computing and Applications*, 28, 2581-2592.
- Wang, B., Luo, X., Zhang, F., Yuan, B., Bertozzi, A. L. ve Brantingham, P. J. 2018. Graph-based deep modeling and real time forecasting of sparse spatio-temporal data. *arXiv preprint arXiv:1804.00684*.
- Wang, B., Yin, P., Bertozzi, A. L., Brantingham, P. J., Osher, S. J. ve Xin, J. 2019. Deep learning for real-time crime forecasting and its ternarization. *Chinese Annals of Mathematics, Series B*, 40(6), 949-966.
- Wang, B., Zhang, D., Zhang, D., Brantingham, P. J. ve Bertozzi, A. 2017. Deep Learning for Real Time Crime Forecasting. *ArXiv*, abs/1707.03340.
- Wang, H., Kifer, D., Graif, C. ve Li, Z. 2016. Crime rate inference with big data, *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*, 635-644.
- Wang, H. ve Li, Z. 2017. Region representation learning via mobility flow, *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*, 237-246.
- Wang, H., Yao, H., Kifer, D., Graif, C. ve Li, Z. 2017. Non-stationary model for crime rate inference using modern urban data. *IEEE transactions on big data*, 5(2), 180-194.
- Wang, J., Hu, J., Shen, S., Zhuang, J. ve Ni, S. 2020. Crime risk analysis through big data algorithm with urban metrics. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 545, 123627.
- Wang, Q., Jin, G., Zhao, X., Feng, Y. ve Huang, J. 2020. CSAN: A neural network benchmark model for crime forecasting in spatio-temporal scale. *Knowledge-Based Systems*, 189, 105120.

- Wang, S. ve Yuan, K. 2019. Spatiotemporal analysis and prediction of crime events in atlanta using deep learning, 2019 IEEE 4th international conference on image, vision and computing (ICIVC), IEEE, 346-350.
- Wawrzyniak, Z. M., Jankowski, S., Szczechla, E., Szymański, Z., Pytlak, R., Michalak, P. ve Borowik, G. 2018. Data-driven models in machine learning for crime prediction, 2018 26th International Conference on Systems Engineering (ICSEng), IEEE, 1-8.
- Wei, Y., Liang, W., Wang, Y. ve Cao, J. 2020. CrimeSTC: A deep spatial-temporal-categorical network for citywide crime prediction, Proceedings of the 2020 3rd International Conference on Computational Intelligence and Intelligent Systems, 75-79.
- Weihong, L., Lei, W. ve Yebin, C. 2016. Spatial– temporal forecast research of property crime under the driven of urban traffic factors. Multimedia Tools and Applications, 75, 17669-17687.
- Wheeler, A. P. ve Steenbeek, W. 2021. Mapping the risk terrain for crime using machine learning. Journal of Quantitative Criminology, 37, 445-480.
- Wickramasinghe, I. ve Kalutarage, H. 2021. Naive Bayes: applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation. Soft Computing, 25(3), 2277-2293.
- Wu, D. ve Wu, Z. 2012. Crime, inequality and unemployment in England and Wales. Applied Economics, 44(29), 3765-3775.
- Wu, J., Frias-Martinez, E. ve Frias-Martinez, V. 2020. Addressing under-reporting to enhance fairness and accuracy in mobility-based crime prediction, Proceedings of the 28th international conference on advances in geographic information systems, 325-336.
- Xiong, C., Srivastava, A., Kannan, R., Damle, O., Prasanna, V. ve Southers, E. 2019. On predicting crime with heterogeneous spatial patterns: Methods and evaluation, Proceedings of the 27th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 43-51.
- Yadav, R. ve Sheoran, S. K. 2018. Crime prediction using auto regression techniques for time series data, 2018 3rd International Conference and Workshops on Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE), IEEE, 1-5.
- Yang, D., Heaney, T., Tonon, A., Wang, L. ve Cudré-Mauroux, P. 2018. CrimeTelescope: crime hotspot prediction based on urban and social media data fusion. World Wide Web, 21, 1323-1347.
- Yao, S., Wei, M., Yan, L., Wang, C., Dong, X., Liu, F. ve Xiong, Y. 2020. Prediction of crime hotspots based on spatial factors of random forest, 2020 15th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE), IEEE, 811-815.
- Yi, F., Yu, Z., Zhuang, F., Zhang, X. ve Xiong, H. 2018. An integrated model for crime prediction using temporal and spatial factors, 2018 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), IEEE, 1386-1391.
- Yılmaz, M. 2022. Suç Ekonomisi ve İşsizlik Üzerine Bir Uygulama. 19 Mayıs Sosyal Bilimler Dergisi.

- Yoo, Y. ve Wheeler, A. P. 2019. Using risk terrain modeling to predict homeless related crime in Los Angeles, California. *Applied geography*, 109, 102039.
- Yu, C.-H., Ding, W., Morabito, M. ve Chen, P. 2015. Hierarchical spatio-temporal pattern discovery and predictive modeling. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 28(4), 979-993.
- Yu, C.-H., Ward, M. W., Morabito, M. ve Ding, W. 2011. Crime forecasting using data mining techniques, 2011 IEEE 11th international conference on data mining workshops, IEEE, 779-786.
- Zhang, X., Liu, L., Lan, M., Song, G., Xiao, L. ve Chen, J. 2022. Interpretable machine learning models for crime prediction. *Computers, Environment and Urban Systems*, 94, 101789.
- Zhang, X., Liu, L., Xiao, L. ve Ji, J. 2020. Comparison of machine learning algorithms for predicting crime hotspots. *IEEE Access*, 8, 181302-181310.
- Zhang, Y., Siriaraya, P., Kawai, Y. ve Jatowt, A. 2020. Predicting time and location of future crimes with recommendation methods. *Knowledge-Based Systems*, 210, 106503.
- Zhou, B., Chen, L., Zhao, S., Li, S., Zheng, Z. ve Pan, G. 2022. Unsupervised domain adaptation for crime risk prediction across cities. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*.
- Zhou, X., Wang, X., Brown, G., Wang, C. ve Chin, P. 2021. Mixed Spatio-Temporal Neural Networks on Real-time Prediction of Crimes, 2021 20th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), IEEE, 1749-1754.