

## Şehirlerin Suç Türlerine Göre İkili Kümeleme Yöntemi ile Gruplandırılması: Türkiye Örneği

Bülent ALTUNKAYNAK<sup>1</sup>, H. Hasan ÖRKÜ\*<sup>1</sup>, Ramazan ARSLAN<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Gazi Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, 06500, Ankara

(Alınış / Received: 30.10.2017, Kabul / Accepted: 10.04.2018, Online Yayınlanma / Published Online: 28.05.2018)

### Anahtar Kelimeler

İkili kümeleme,  
Bimax,  
Suç verisi,  
Suç türleri,  
Kümeleme.

**Özet:** Suç bölgelerinin oluşturulması suçlara karşı önlemlerin alınmasında kritik öneme sahiptir. Bu bölgelerin oluşumunda kullanılan geleneksel kümeleme yöntemleri yalnızca tek boyutta kümeleme yaparken, belirli kümeler yerine genel sonuçlar sağlar. Bu çalışmada, ayrıntılı kümelerin oluşturulması için ikili kümeleme (biclustering) yöntemlerinden Bimax algoritmasının uygulanabileceği önerilmektedir. Bu yöntemle, hem suçun işlendiği bölgeler hem de suç türleri aynı anda kümelenecek suç bölgeleri oluşturulmuştur. Bu suç bölgeleri ile ilgili sosyo-ekonomik değişkenler arasındaki farklılıklar analiz edilmiş ve suç bölgelerine özgü özellikler sunulmuştur.

## A Biclustering Method for Clustering Cities Using Types of Crime: A Turkey Case Study

### Keywords

Biclustering,  
Bimax,  
Crime data,  
Crime types,  
Clustering.

**Abstract:** Establishing crime zones is critical in taking precautions against crimes. As the traditional clustering methods used in formation of these zones perform clustering in only one dimension, they provide general results rather than specific ones. This study proposes the method of biclustering to form clusters with more detail. With this method, crime zones were established by clustering both the residential areas where crime is committed, and the types of crime at the same time. Differences between socio-economic variables regarding these crime zones were analyzed and characteristics specific to crime zones were presented.

### 1. Giriş

Suçlar sosyal, siyasal, ekonomik, fiziksel ve psikolojik şartlar ile coğrafi faktörler arasındaki etkileşimden kaynaklanan bir olgudur. Suçların nedenlerinin tespiti, önlenmesi ve mücadele edilebilmesi için suçun meydana geldiği alanların ve mekânsal özelliklerin bilinmesi gerekmektedir. Bu nedenle, şehirleri suç türlerine göre kümelemek, suç alanları oluşturmak ve bu bölgelerin coğrafi ve demografik özelliklerini araştırmak önemlidir. Bu sayede personel ve malzeme yapısı, belirli suç bölgeleri için özel olarak düzenlenebilir ve suç önleme kararları alınabilir.

Suç verilerinin hacmi göreceli olarak yüksektir. Suçla ilgili alınacak tedbirler açısından bu verilerin detaylı bir şekilde araştırılması ve faydalı bilgiler bulunması önemlidir. Bu nedenle, özellikle kümeleme temelli veri madenciliği teknikleri, suç veri analizinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Brown [1], mekânsal suç analizi için bir analiz programı (Regional Crime Analysis Programme-ReCAP) önermiş ve veri madenciliğini bir suç analizi algoritması olarak ele almıştır. Sistem, madencilik verisi için mekânsal,

zamansal ve niteliksel eşleştirme yöntemleri sağlamaktadır. Adderly ve Musgrove [2], seri cinsel saldırganların suçlarını tahmin etmek için Self Organizing Map (SOM) algoritmasını uygulamıştır. Çalışmada, aynı fail ya da failer tarafından işlenen suçlar ile farklı suç bağlantılarının ortaya çıkarılması amaçlanmıştır. Bruin vd. [3], suç kariyer analizi alanında veri madenciliğinin uygulanabilirliğini göstermiştir. Suçlular ve suç davranışlarını tanımlamak üzere ikili karşılaştırmalar yapılmış, bu karşılaştırmalarda; suçun ciddiyeti, sıklığı, ortamı ve süresi gibi faktörler kullanılmıştır. Bu yöntem sayesinde suç kariyer görsel kümeleri oluşturularak suçluların sınıflarının belirlenmesi sağlanmıştır. Nath [4], suç örüntülerini tespit etmek ve suç olaylarının çözüm sürecini hızlandırmak amacıyla veri madenciliğinde kümeleme modelini kullanmıştır. Çalışmada, bir makine öğrenmesi algoritması olan k-means algoritması kullanılarak suç örüntüsünün tespiti yapılmış ve böylece veri madenciliği yaklaşımı ile mekânsal haritalar yardımıyla güvenlik güçlerine suçları açığa kavuşturmada destek olunabilmesi amaçlanmıştır. Aynı zamanda bu çalışmanın ülke güvenliği için terörle mücadelede de uygulanabileceği ifade edilmiştir. Oğuzlar [5], Uludağ Üniversitesi ve

Bursa Emniyet Müdürlüğü ile ortak yürütülen bir proje kapsamında, Bursa Emniyet Müdürlüğü suçlu veri tabanından elde edilen ağır suç işleyen bireylere ilişkin verilere kümeleme analizinde SOM algoritmasını kullanmışlardır. Ağır suç işleyen bireylere ilişkin olarak uygulanan SOM analizi sonucunda, ağır suç işleyen bireyler için 5 kümenin söz konusu olduğu anlaşılmıştır. Tüzüntürk [6], Türkiye genelinde 81 Şehre ait 2006 yılı suç istatistiklerini (terör, asayiş, kaçakçılık, trafik, şüpheli ve diğer suç oranları) Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz yöntemlerinden biri olan Çok Boyutlu Ölçekleme (ÇBÖ) Analiz yöntemi ile analiz etmiştir. Böylece, şehirlerin kendi aralarındaki ve suç değişkenlerinin (terör, asayiş, kaçakçılık, trafik, şüpheli ve diğer suçlar) kendi aralarındaki ilişkiler belirlenmeye çalışılarak, Türkiye'de suç oranlarının düşürülmesine yönelik çıkarımlar elde edilmesi amaçlanmıştır.

Cömertler ve Kar [7], Türkiye genelinde 81 Şehrin 2000 yılına ait verileri Yatay Kesit Analiziyle incelemiş ve sosyo-ekonomik yapılarla ilişkin değişkenlerin suç oranını belirlemede önemli oldukları tespit edilmiştir. Ma vd. [8], büyük veri kümelerinden benzer olay alt kümelerini otomatik olarak bulmak için AK-Modes isimli iki adımlı bir kümeleme algoritması kullanmıştır. Veriler Çin'in 2004-2010 yılları arasındaki 11 farklı eyaletine ait şehirler içinde meydana gelen olayları kapsamaktadır. Sonuç olarak 10 farklı gruba ayrılmış toplam 489 farklı durum tespit edilmiştir. Izenman vd. [9], Temple Üniversitesindeki Suç ve Adalet Araştırma Merkezi tarafından geliştirilen ProDES veritabanını kullanarak, mekânsal karakteristiklerle çocuk suçluluğu arasındaki ilişkiyi ve Philadelphia, PA'daki mahkemelerce düzenlenen programın tamamlanmasını takiben tekrarlanan suçları işleyen suçluların suç oranını araştırmıştır.

Bölgesel bir çalışma olarak Huang vd. [10] göğüs ultrason görüntülerinde lezyonları bölümlenmek için nesne tanıma yöntemine dayanan bir otomatik etkileşim şeması önermiştir. Bölgesel istatistiklerin kullanılmasını sağlayan güçlü bir grafik temelli yöntem, filtrelenmiş görüntüyü çok sayıda alt bölgeye bölmek için uygulanmıştır. Özellik çıkarma, özellik seçimi ve sınıflandırmayı içeren tümör bölgelerini tanımak için bir nesne tanıma yöntemi kullanmıştır.

Önceki araştırmalardan görüldüğü gibi suç veri analizinde kümeleme yöntemleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Bununla birlikte, klasik kümeleme yöntemleri, verileri bir veri yapısında ele alarak, yani bir veri yapısındaki verinin satırlarını veya sütunlarını dikkate alarak kümeleme gerçekleştirir. Dahası, suçun gerçekleştiği yerler (şehirler) ile işlenen suçlar birbiriyle ilişkili olabilir ve bunlar bir araya gelerek suç kümeleri (gruplar) oluşturabilirler. Bu nedenle, kümeleme işlemini gerçekleştirirken, yani iki boyutlu kümeleme işleminde hem şehirleri hem de suçları göz önüne alarak kümeleme yapmak

daha gerçekçi sonuçlar sağlayacaktır. Bu kümeleme yöntemlerine ikili kümeleme yöntemi denir. İkili kümeleme, sadece satır ya da sütunu dikkate alan kümelemeye kıyasla belirgin birkaç avantaja sahiptir. İlki, ikili kümeleme, şehirleri ve suç türlerini aynı anda göz önüne alarak daha tutarlı sonuçlar verir. İkincisi, ikili kümeleme kümelerin çakışmasına izin verdiği için, gruplar arasındaki kısmi benzerlikler ortaya çıkabilir [11].

Bu çalışmada, Türkiye'nin yüzölçümünün % 92'sinde jandarma yetkisi dâhilindeki kaçakçılık, yasadışı göç ve insan ticareti, organize suç ve siber suç başlıkları altında toplam 28 tür suç araştırılmıştır. Araştırmanın temel amacı, şehirleri ve suç türlerini aynı anda kümelemek ve suç gruplarıyla ilgili alanları oluşturmadır. Buna ek olarak, bu alanların sosyo-ekonomik özelliklerini incelemek ve bunları suçlarla ilişkilendirmek amaçlanmaktadır. İkili kümeleme yöntemi ve bu çalışmada kullanılan Bimax algoritması ile ilgili ayrıntılar çalışmanın ikinci bölümünde sunulmuştur. Üçüncü bölümde, veri seti ile ilgili açıklamalara yer verilmiştir. Bu bölümde ayrıca, çalışmada kullanılacak veri matrisi ve kullanılan istatistiksel testler hakkında bilgi verilmektedir. Dördüncü bölüm analiz bulgularını içermektedir. Bu bölümde, Bimax ikili kümeleme algoritması ile tablolar ve grafiklerle desteklenen bulgulara yer verilerek detaylı yorumlar yapılmıştır. Son bölümde ise çalışmada elde edilen sonuçlar verilmiştir.

## 2. Metodoloji

### 2.1. İkili kümeleme (Biclustering) Yöntemi

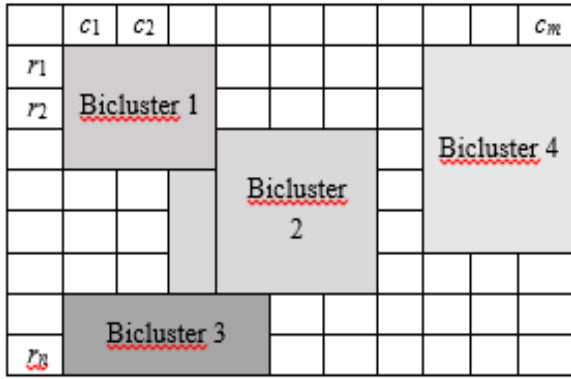
İkili kümeleme yöntemi literatürde matris kümelemesi, co-clustering (eş kümeleme) veya blok kümeleme yöntemi olarak da bilinir [12-14]. Bu kavram ilk defa Hartigan [15] tarafından kullanılmasına rağmen yaygınlaşması Cheng ve Chung [11]'in çalışmasıyla başlamıştır.

Çalışılan bir veri setinde sadece örneklerin özellikleri değil aynı zamanda onların bileşenleri de (genellikle nitelikleri ya da özellikleri) analiz edilme olasılığına sahiptir. Buradan hareketle ikili kümeleme olarak adlandırdığımız kümeleme yöntemi, alt kümeler (ya da sınıflar) içerisine örnek kümelerinin ve onların niteliklerinin (ya da özelliklerinin) eş zamanlı olarak bölünmesi olarak tanımlanmaktadır.

İkili kümeleme yönteminin temel mantığı veri matrisine dayalı olarak satır ve sütunların eş zamanlı olarak kümelenebileceği (Şekil 1).

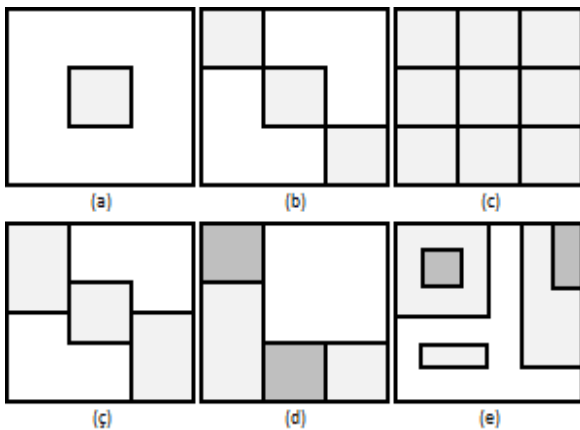
Bu yönü ile sadece satır veya sadece sütun kümelemesi yapan klasik kümeleme yaklaşımlarından farklıdır. Ancak bu farklılık hesaplama zorluğunu da beraberinde getirmektedir [16, 17]. Bu nedenle ikili kümeleme algoritmalarının yaygınlaşması bilgisayar gelişimiyle doğru orantılı

olmuştur. Özellikle son yıllarda microdizi verilerin analizi için ikili kümeleme algoritmaları yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Bunun nedeni microdizi verilerde satırları gösteren genlerle sütunları gösteren koşulların birlikte kümelenmesinin gerekliliğidir. Bu nedenle ikili kümeleme yöntemine dayalı uygulamaların çoğu gen verileriyle ilgilidir. Bu verilerin satır ve sütun sayısı bakımından çok büyük bir yapıya sahip olması Cheng ve Chung [11]'in önerdiği CC algoritmasının dışında farklı algoritmaların gelişmesine de neden olmuştur. Bunlara örnek olarak, Prelic vd. [18] tarafından geliştirilen Bimax algoritması, Lazzeroni ve Owen [19] tarafından geliştirilen ve sonradan Turner vd. [20] tarafından iyileştirilen The Plaid Model Biclustering algoritması, Murali ve Kasif [21] tarafından geliştirilen The Questmotif Biclustering algoritması ve The Xmotifs Biclustering algoritması ve Kluger vd. [22] tarafından geliştirilen The Spectral Biclustering algoritması verilebilir.



Şekil 1. İkili kümelerin gösterimi

İkili kümeleme yöntemlerinin kendine özgü bir algoritması yoktur. Bu yüzden ikili kümeleme algoritmaları bazı durumlar için genelleştirilmiştir. Ayrıca, ikili kümeleme yöntemlerinde kullanılacak veri türü de önemlidir. İki değerli (binary) veri matrisi, sıralı veri matrisi ve sürekli değişkene sahip veri matrisi için kullanılacak algoritmalar da birbirlerinden ayrılır [23]. Bazı ikili küme yapılarının örnek gösterimi Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. Örnek ikili küme yapıları

Burada; (a) tekil ikili küme, (b) örtüşmeyen ikili küme, (c) dama tahtası yapısı, (d)

örtüşmenin olduğu ikili küme, (e) ağaç yapısına sahip örtüşmenin olmadığı ikili küme, (e) hiyerarşik yapıya sahip örtüşmenin olduğu ikili küme ifade etmektedir.

Genel olarak ikili kümeler literatürde dört farklı biçimde ele alınmıştır [24]. Bunlar;

- Sabit değerlere sahip ikili kümeler,
- Satır ya da sütunlarda sabit değerlere sahip ikili kümeler,
- İlave ya da çarpımsal modelleri içeren tutarlı gelişime sahip ikili kümeler ve
- Tutarlı değerlendirmelere sahip ikili kümeler olarak tanımlanmaktadır.

Nitelik ve örnek kümelerini oluşturmak için kullanılan kriterler farklı olabilir. Yaygın olarak ikili kümeye karşılık gelen alt matrislerin ya overexpressed (yani, çoğunlukla ortalamanın üstünde değerler içermesi) ya da veri setinin tamamının düşük varyansa sahip olması gerekir. Ancak genel olarak ikili kümeleme, ikili kümelerin elemanları arasındaki her çeşit ortak modele bağlı olabilir.

Son yıllarda ikili küme algoritmalarının farklı alanlarda da uygulandığı görülmektedir. Örneğin, bu alanda bir ilk olarak kabul edilen çalışma Hartigan [15] tarafından ele alınmıştır. Çalışmada, iki farklı veri grubuna doğrudan kümeleme yöntemi uygulanmıştır. İlkinde, 1900-1968 yılları arasında güney eyaletlerinde Birleşik Devletler Başkanlığı için, Cumhuriyetçi oy oranından oluşan oylama verilerini kullanarak; aynı şekilde oy kullanan eyalet gruplarının ve oyların benzer olduğu yılların tespiti, ikincisinde ise 1969-1970 yıllarında Birleşmiş Milletler oylarından oluşan oylama verilerini kullanarak aynı çıkarılara veya siyasi sistemlere sahip ülkelerin ve önermelerin kümelerinin tanımlanması ve aynı temel konular hakkında önermeler dizisinin belirlenmesi amaçlamıştır.

Hofmann ve Puzicha [25], internette yer alan ve yaklaşık üç milyon oydan oluşan EveryMovie veri kümesine Gibbs ikili kümelemesini uygulayarak internette benzer oy alan filmlerin kümelendiği çalışmalarını sunmuşlardır.

Lazzeroni ve Owen [19], beslenme verilerine ve döviz örneğine ikili kümelemeyi uygulayarak benzer özelliklere sahip gıdaların alt kümelerini ve 1 ABD Doları için aynı miktarda alınabilecek benzer para birimlerini belirlemeye çalışmışlardır.

Wang vd. [23], cep telefonu pazarında müşteri tercihlerini araştırarak Bimax algoritmasına dayanan bir ikili küme çalışması gerçekleştirmişlerdir. Bu çalışmada, müşterilerin cep telefonu uygulamaları ve müşteri grupları konusundaki şikâyetlerini değerlendirmişlerdir.

Huang vd. [26], tarihsel finansal veri serilerinden göstergeler kombinasyonu içeren etkin teknik ticaret

modelini keşfetmek için ikili kümeleme madenciliği kullanımını önermiştir. Bu, ticaret verileri üzerinde ikili kümeleme algoritması kullanan ilk girişimdir. Önerilen yöntem [ikili kümeleme algoritması ve K en yakın komşuluk (BIC-K-NN)] dört tarihsel veri kümesinde uygulanarak ortalama performans, konvansiyonel satın alma ve bekletme stratejisi önceden bildirilmiş üç akıllı ticaret sistemi ile karşılaştırılmıştır.

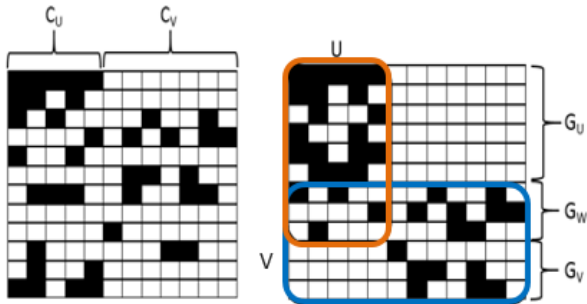
Bir başka çalışmada ise Raponi vd. [27], 2009/2010 akademik yılında 55 İtalyan Ekonomi Fakültesini kapsayan ve farklı kaynaklardan toplanan fakülte düzeyindeki verileri inceleyerek, gözlemlenen üniversiteler arasındaki göstergeler ve benzerlikler arasındaki ilişkiyi hesaba katmak için model tabanlı bir ikili kümeleme yaklaşımı kullanmışlardır.

Bu çalışmada ikili kümeleri elde etmek amacıyla Bimax algoritması uygulanmıştır. Bimax'ın bir avantajı, altta yatan ikili veri modeli göz önüne alındığında, tüm optimal kümeleri üretebilmesidir. Son derece güçlü bir yaklaşımdır ve yararlı amaçlar için bir takım uygulamalarda etkili bir şekilde kullanılabilir [28].

## 2.2. Bimax algoritması

Bimax (ikili kapsama maksimal ikili kümeleme), algoritması Prelic vd. [18] tarafından farklı ikili kümeleme yöntemlerinin karşılaştırılmasında referans olarak kullanılan bir ikili kümeleme algoritmasıdır [29]. Prelic vd. [18]'e göre, Bimax'ın temel yararı, nispeten küçük hesaplama süresidir, ancak yine de basit bir veri modeli kullanarak biyolojik açıdan ilgili ikili kümeleri sağlamaya devam eder.

Bimax algoritması, iki değerli veri matrisi türlerinde çalışmaktadır. İkili kümelerin örtüştüğü ya da örtüşmediği durumlarda Bimax algoritması uygulanabilir. Bimax algoritması 0 ve 1 değerlerini alan bir matriste 1 değerinin alt gruplarını bulmak için kullanılan bir yöntemdir. Veriler farklı değerler alıyorsa veya değer aralıkları ilgi çekici ise ve iki değer alan bir matriste değerleri 1 ile işaretlemek mümkünse, Bimax algoritması yalnızca bu tür değerleri içeren alt grupların bulunmasını sağlayan bir ikili kümeleme algoritmasıdır. Algoritmanın görselleştirmesi Şekil 3'te sunulmuştur.



Şekil 3. Bimax algoritmasının görselleştirmesi

Şekil 3'te verilen algoritmanın adımları ise aşağıdaki gibidir:

1. Veri matrisini en az daha önceden belirlenmiş asgari 1'ler (1:dolu, 0:boş hücreler) ile rastgele bir satır çizerek  $C_U$  ve  $C_V$  iki sütun kümesine bölünür,  $C_U$  bu satırın 1 olduğu,  $C_V$  ise 0 olduğu sütunlardır.
2.  $G_U$ ,  $C_V$  sütun kümesindeki,  $G_V$  ise  $C_U$  sütun kümesindeki yalnızca 0'ları içeren satırlardır, geri kalan satırlar  $G_W$ 'dir.
3.  $U = C_U \cap (G_U \cup G_W)$  ve  $V = G_W \cup G_V$  alt matrisler şeklinde tanımlanır ve orjinal matrisin geri kalan kısmı sadece sıfırları içerir,  $C_V \cap G_U$ , ve gözardı edilir.
4.  $U$  ve  $V$  matrisleri için önceki adımlar tekrarlanır ve yalnızca 1'leri içeren matrisler raporlanır. Eğer,  $G_W = \emptyset$  ise  $U$  ve  $V$  birbirlerinden bağımsız olarak tanımlanabilir. Aksi halde,  $V$ 'de yeni olarak üretilen ikili kümeler  $C_V$  ile en az bir ortak sütunu paylaşmalıdır.

Bir veri matrisi, örneğin "binarize" işlevi kullanılarak iki değerli bir matrise dönüştürülebilir. Daha spesifik olarak, Şekil 3'te gösterilen Bimax algoritmasının ardındaki ana fikir, iki değerli matrisi, yalnızca biri 0 hücrelerini içeren üç alt matriste bölmektir. Bunlardan yalnızca bir tanesi 0'dır ve bu nedenle gözardı edilebilir. Ardından, kalan iki alt matris  $U$  ve  $V$ 'ye yinelemeli olarak algoritma uygulanır; geçerli matris bir ikili kümeyi temsil ediyorsa, yani sadece 1'leri içeriyorsa, tekrarlama sona erdirilir.  $U$  ve  $V$ , iki değerli matrisin herhangi bir satırını ya da sütununu paylaşmıyorsa, yani  $G_W$  boşsa, iki matris birbirinden bağımsız olarak işlenebilir. Bununla birlikte, eğer  $U$  ve  $V$ , Şekil 3'te gösterildiği gibi ortak bir  $G_W$  sırasına sahiplerse, ( $V$ 'de sadece  $C_V$  ile en az bir ortak sütun paylaşan bu ikili kümelerin üretilmesi için özel bir dikkat gösterilmelidir) çakışmaları önlemek için, bir sonraki ikili küme, daha önce bulunan ikili kümelerin satırları dışındaki verilere temel algoritmayı başlatarak bulunur. Algoritmanın her aşamasında satır ve sütun elemanlarının sıraları yeniden düzenlenerek alt matris oluşturulmaya başlanır. Algoritma en büyük alt matrisi oluşturana kadar bu işlemleri tekrarlar. Veri matrisinde bölünme işlemi gerçekleştirildikten sonra 0 değerine sahip satır ve sütun elemanları tekrar silinerek sadece 1 değerine sahip ikili kümeler oluşturulur.

## 3. Veri Kümesi Tanımı ve Değerlendirme Yöntemi

Veri seti 2014 yılına ait Jandarma Genel Komutanlığı Olaylar Bilgi Sisteminde toplanan 77465 suç kaydından oluşmaktadır. Veride suç türlerine ve suçluların demografik özelliklerine (cinsiyet, medeni durum, öğrenim durumu, meslek, uyruk ve yaş) ait değişkenler yer almaktadır. Çalışmada, suç kodu ve açıklamaları Tablo 1'de verilen 28 suç türü yer almaktadır.

Tablo 1’de yer alan suçlar Jandarma Genel Komutanlığı sorumluluk bölgesinde 2014 yılında meydana gelen Kaçakçılık (C3001-C3451), Yasadışı Göç ve İnsan Ticareti (C4002-C4201), Organize Suçlar (C6001) ve Bilişim Suçlarına (C8001-C8002) ait alt suç türlerini göstermektedir. Bu suçlara ilişkin 2004-2014 yılları arasında en fazla görünen ilk on suç türü Şekil 4’te verilmiştir.

Şekil 4’teki en dikkat çekici nokta “Kaçakçılıkla Mücadele Kanununa Muhalefet” (C3351) suçunun son 6-7 yılda hızla artış göstermesidir. Özellikle, Suriye ve Irak’ta yaşanan iç karışıklıklardan dolayı Türkiye’ye göç eden veya Türkiye’yi Avrupa’ya ulaşmak için geçiş güzergâhı olarak kullanan bireylerin karıştığı “Kullanmak için Narkotik ve Psikotrop veya Uyarıcı

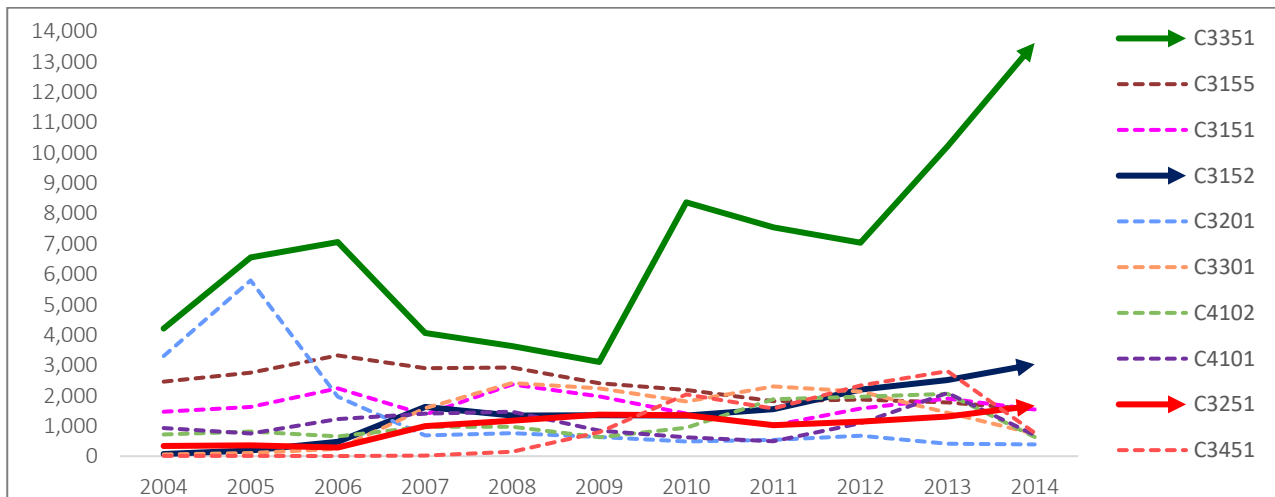
Madde Satın Almak, Kabul Etmek, Bulundurmak” (C3152) suçu ile “Kültür ve Tabiat Varlıklarını Koruma Kanununa Muhalefet” (C3251) suçunun son dönemde gittikçe artan bir trende sahip olduğu görülmektedir.

Genel olarak, suç sayıları 2006-2014 yılları arasında ya yaklaşık olarak aynı kalmış ya da yıllara sâri olarak artmış, 2014 yılında ise alınan etkin tedbirler sayesinde ise azalış göstermiştir.

Bu veri seti kullanılarak ikili kümeleme amaçlı veri matrisi oluşturulmuştur. Bu veri matrisinin satırları illeri, sütunları ise suç türlerini göstermektedir. Matrisin elemanları i. ilde meydana gelen j. suçun sayısını göstermektedir (Tablo 2). Dolayısıyla analiz için 81 × 28 boyutunda bir veri matrisi kullanılmıştır.

**Tablo 1.** Suçlara ilişkin kodlamalar

Suç Kodu	Suç Açıklaması
C3001	Tehlikeli maddelerin izinsiz bulundurulması veya el değiştirmesi
C3051	6136 sayılı ateşli silahlar ve bıçaklar ile diğer aletler
C3151	Narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde imal ve ticareti
C3152	Kullanmak için nrk.ve pskrtp. veya uyarıcı mad.satın alm. kabul etm. bulundurmak
C3153	Narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde kullanılmasını kolaylaştırmak
C3155	Yasadışı ekim
C3201	Kamu güvenine karşı suçlar
C3251	Kültür ve tabiat varlıklarını (KTV) koruma kanununa muhalefet suçları
C3252	Diğer suçlar (KTV)
C3301	Petrol piyasası kanununa muhalefet suçları
C3302	5307 sayılı sivilaştırılmış petrol gazları (LPG) piyasası knn.muh.
C3351	Kaçakçılıkla mücadele kanununa muhalefet
C3401	Kamu güvenine karşı suçlar (marka ve patentlerin korunmasına ilişkin khk lere muh.)
C3451	Kamu güvenine karşı suçlar (4733 sayılı TAPDK teşkilât ve görevleri hak.knn.muh.)
C4002	Göçmen kaçakçılığı
C4003	İnsan ticareti
C4101	Yasadışı giriş (pasaport kanununa muhalefet)
C4102	Yasadışı çıkış (pasaport kanununa muhalefet)
C4103	Yabancıların Türkiye de ikamet ve seyahatleri hakkında kanuna muhalefet
C4104	Yabancıların çalışma izinleri hakkında kanuna muhalefet (pasaport kanununa muhalefet)
C4105	Yasadışı giriş (Türk vatandaşları için) (pasaport kanununa muhalefet)
C4151	Yasadışı çıkış (yabancılar için) (yabancılar ve uluslararası koruma kanununa muhalefet)
C4152	Yasadışı giriş (yabancılar için) (yabancılar ve uluslararası koruma kanununa muhalefet)
C4153	Yabancılar ve uluslararası koruma kanununa muhalefet
C4201	Yabancıların çalışma izinleri hakkında kanuna muhalefet
C6001	Organize suç olayı
C8001	Bilişim alanında suçlar
C8002	Genel ahlaka karşı suçlar



**Şekil 4.** 2004-2014 yılları arasında en fazla görünen ilk on suç türü

**Tablo 2.** Veri matrisinin yapısı

İl	Suç türü			
	C3001	C3051	...	C8002
01				
02				
⋮				
81				

Veri matrisi Bimax ikili kümeleme algoritmasına dayalı ikili kümeleme işlemi "*R-project 3.2.2 bicluster kütüphanesi*" kullanılarak gerçekleştirilmiştir (Şekil 5).

İkili kümelerde, baskın olan suç türleri dikkate alınarak kümeler arası benzerlikler ve farklılıklar vurgulanmıştır. Bu farklılıklar ve benzerliklere açıklamalar getirebilmek için ikili kümelerin demografik değişkenlere göre karşılaştırılmasına ilişkin test sonuçlarından da yararlanılmıştır. Demografik özelliklere göre yapılan karşılaştırmalarda Ki-kare, Varyans Analizi (ANOVA) ve Welch testleri kullanılmıştır.

Testlerin uygulanabilmesi için gerekli olan normallik ve varyans homojenliği varsayımları sırasıyla

Kolmogorov-Smirnov ve Levene testleri ile incelenmiştir.

#### 4. Analiz ve Bulgular

Bimax algoritmasına göre elde edilen ikili kümelerin illere göre dağılımları Tablo 3'te, illerin harita üzerindeki dağılımları ise Şekil 6'da verilmektedir.

Şekil 6'daki harita incelendiğinde, Bicluster 1 ve Bicluster 3'teki illerin çoğunlukla kırsal alanlardan oluştuğu, Bicluster 2'deki illerin genel olarak Türkiye'ye giriş ve çıkış güzergâhı üzerinde bulunduğu ve bu iller arasındaki geçiş noktalarını gösterdiği, Bicluster 4'teki illerin çoğunlukla Türkiye'nin doğu ve güneydoğu bölgelerindeki illeri içerdiği, Suriye sınırına yakın illerin çoğunluğunun ise Bicluster 5'te yer aldığı görülmektedir.

İkili kümeler büyüklükler bakımından incelendiğinde Bicluster 1'in 81 ilden 37'sini içerdiği (%45.68) görülürken en küçük ikili küme olan Bicluster 6'nın illerin %6.2'sinden oluştuğu görülmektedir (Tablo 4).

```
data(Crime)
x<-as.matrix(Crime, 81, 28)
res<-biclust(x, method = BCBimax ( ), minr = 2, minc = 2, number = 100)
writeclust(res)
biclustmember(res, x)
```

**Şekil 5.** Suç veri kümesinin ikili kümelemesi için R kodu**Tablo 3.** İkili kümelerin illere göre dağılımı

İkili Küme	İl	İkili Küme	İl	İkili Küme	İl
1	Adıyaman	1	Tunceli	3	Mersin
1	Ankara	1	Uşak	3	İzmir
1	Artvin	1	Bayburt	3	Manisa
1	Bilecik	1	Karaman	3	Niğde
1	Bingöl	1	Kırıkkale	3	Sakarya
1	Bitlis	1	Batman	3	Siirt
1	Bolu	1	Bartın	3	Yozgat
1	Burdur	1	Ardahan	3	Zonguldak
1	Çankırı	1	Karabük	3	Osmaniye
1	Erzincan	1	Düzce	4	Ağrı
1	Erzurum	2	Adana	4	Aydın
1	Giresun	2	Amasya	4	Eskişehir
1	Gümüşhane	2	Bursa	4	Gaziantep
1	Isparta	2	Çorum	4	Rize
1	Kars	2	Denizli	4	Van
1	Kastamonu	2	Diyarbakır	4	Şırnak
1	Kayseri	2	Edirne	5	Balıkesir
1	Kırşehir	2	Elazığ	5	Hatay
1	Kocaeli	2	İstanbul	5	Kırklareli
1	Kütahya	2	Kahramanmaraş	5	Mardin
1	Malatya	2	Muğla	5	Tekirdağ
1	Muş	2	Samsun	5	Kilis
1	Nevşehir	2	Sivas	6	Afyonkarahisar
1	Ordu	2	Aksaray	6	Antalya
1	Sinop	2	Iğdır	6	Çanakkale
1	Tokat	2	Yalova	6	Konya
1	Trabzon	3	Hakkâri	6	Şanlıurfa





Şekil 6. İkili kümeler haritası

Tablo 4. İkili küme boyutları

İkili küme	Boyut	Oran(%)
1	37 × 16	45.68
2	16 × 11	19.75
3	10 × 10	12.35
4	7 × 7	8.6
5	6 × 6	7.4
6	5 × 8	6.2

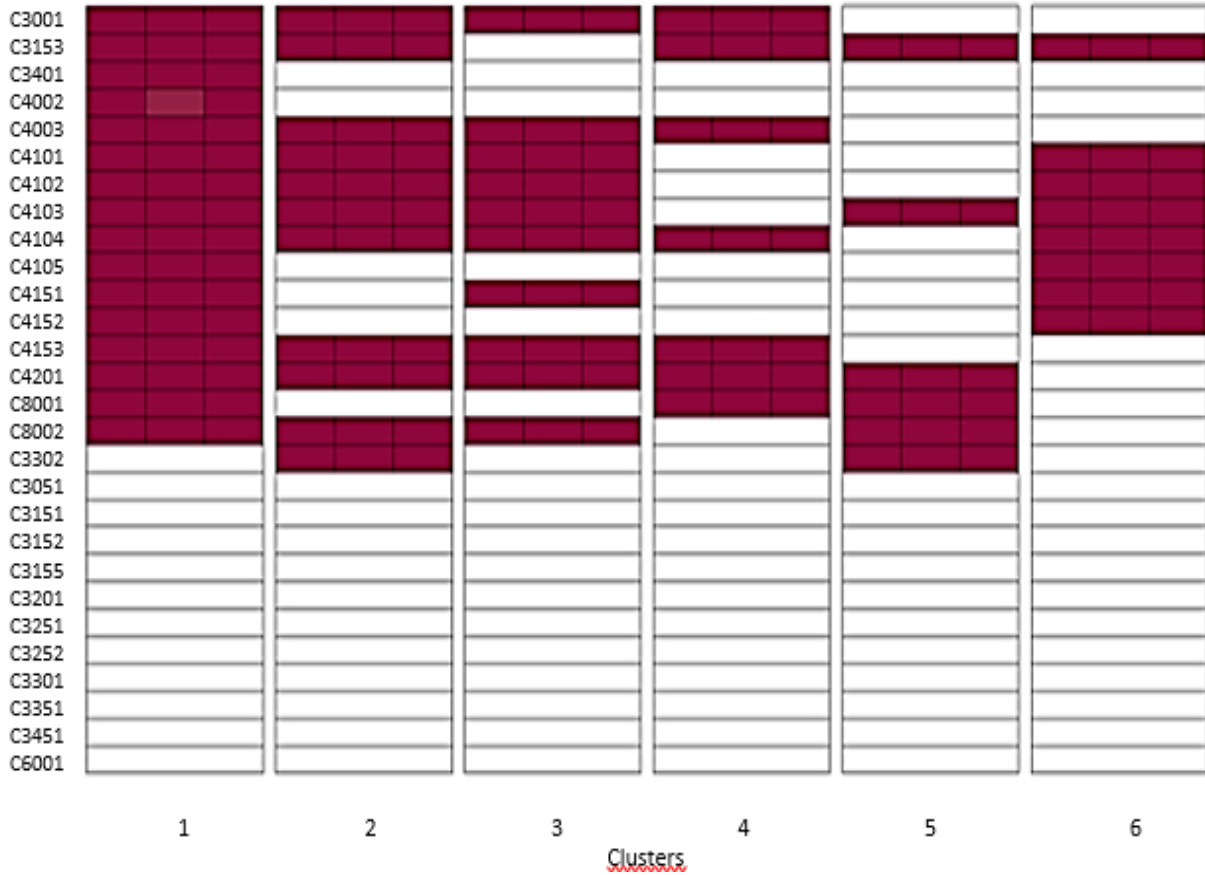
Suç türlerinin ikili kümelenmesine ait üyelik grafiği Şekil 7’de verilmiştir. Üyelik grafiği incelendiğinde, en geniş suç yelpazesinin Bicluster 1’i meydana getiren illerde olduğu görülmektedir. Burada suç dağılımlarına bakıldığında “göçmen kaçaklığı ve insan ticareti suçları”nın (C4 ile başlayan) baskın olduğu görülmektedir. Bunun yanında “bilşim alanında suçlar” (C8001), “genel ahlaka karşı suçlar” (C8002), “tehlikeli maddelerin izinsiz bulundurulması veya el değiştirmesi” (C3001), “narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde kullanılmasını kolaylaştırmak” (C3153) ve “kamu güvenine karşı suçlar (marka ve patentlerin korunmasına ilişkin kanun hükmünde kararnamelere muhalefet)” (C3401) bu ikili kümeler içinde yer almaktadır. Diğer ikili kümeler ile karşılaştırılınca özellikle “kamu güvenine karşı suçlar (marka ve patentlerin korunmasına ilişkin kanun hükmünde kararnamelere muhalefet)” (C3401) ve “göçmen kaçaklığı” (C4002) suçlarının geriye kalan diğer illere göre daha baskın olduğu görülmektedir. Bu iki suç diğer ikili kümelerde etkin olarak görülmemektedir. Dikkat edilirse Bicluster 3, Bicluster 4 ve Bicluster 6, Bicluster 1’in alt kümeleridir. Dolayısıyla Bicluster 1 için suçu önlemeye yönelik uygulanan politikalar bu ikili kümelere de uygulanabilir. Ancak daha özel politikalar üretmek için her bir ikili kümenin diğer

ikili kümelerden farklılıkları ve benzerlikleri vurgulanmalıdır.

Diğer yandan, Tablo 5’te verilen demografik değişkenler bakımından karşılaştırmalar incelendiğinde Bicluster 1’de suça karışan Türkiye uyruklu şahısların oranının diğer ikili kümelere göre anlamlı derecede yüksek olduğu görülmektedir ( $P < 0.01$ ). Eğitim seviyeleri incelendiğinde de Bicluster 1’de lise ve üstü eğitime sahip suça karışan bireylerin oranının Bicluster 4, 5 ve 6’dan anlamlı derecede yüksek olduğu söylenebilir ( $P < 0.01$ ). Buradaki asıl farklılığın okuryazar oranının ilk kümede (%5) diğerlerine göre düşük olmasından ve okur-yazar olmayanların altıncı kümede (%7) daha yüksek olmasından kaynaklandığı değerlendirilmektedir.

Bicluster 2 incelendiğinde “5307 sayılı sıvılaştırılmış petrol gazları (lpg) piyasası kanununa muhalefet” (C3302) hariç diğer suçlar bakımından Bicluster 1’in bir alt kümesi olduğu görülmektedir. Bu ikili kümelerde Bicluster 1’den farklı olarak “bilşim suçlarının” (C8001) baskın olmadığı söylenebilir. Benzer şekilde “yabancılar ve uluslararası koruma kanununa muhalefet suçları” (C4151, C4152) ve “Türk vatandaşları için pasaport kanununa muhalefet suçları”nın (C4105) baskın olmadığı görülmektedir.

Tablo 5’te verilen demografik özellikler incelendiğinde diğer ikili kümelere göre önemli bir ayırt edici demografik özelliğin bulunmadığı sadece suça karışan evli bireylerin oranı açısından bakıldığında Bicluster 2’nin, Bicluster 6 ile birlikte en düşük orana sahip olduğu görülmektedir ( $P < 0.01$ ). Bu küme aynı zamanda Bicluster 1’den sonra en fazla Türkiye uyruklu suçluyu barındıran kümedir ( $P < 0.01$ ).



Şekil 7. İkili küme üyelik grafiği

Tablo 5. Demografik değişkenlere göre ikili kümelerin karşılaştırılması (n=77465)

		İkili Küme												Test	P
Değişken	Value	1		2		3		4		5		6			
		f	%	f	%	f	%	f	%	f	%	f	%		
Cinsiyet	Erkek	10836 <sup>a</sup>	97	11209 <sup>b</sup>	94	10350 <sup>b</sup>	93	13527 <sup>a</sup>	97	19970 <sup>c</sup>	96	8010 <sup>b</sup>	91	766.81**0.000 <sup>1</sup>	
	Kadın	336	3	694	6	737	7	395	3	768	4	833	9		
Medeni Durum	Evlü	3301 <sup>a</sup>	30	3985 <sup>b</sup>	33	3323 <sup>a</sup>	29	4063 <sup>a</sup>	29	4997 <sup>c</sup>	24	2377 <sup>d</sup>	27	2821.23**0.000 <sup>1</sup>	
	Bekâr	6232 <sup>a</sup>	56	5078 <sup>b</sup>	43	4354 <sup>c</sup>	39	7505 <sup>d</sup>	54	11335 <sup>ad</sup>	55	3369 <sup>c</sup>	38		
	Dul	139	1	88	1	75	1	44	0	80	1	64	1		
	Bilinmiyor	1500	13	2782	23	3435	31	2310	17	4126	20	3033	34		
Eğitim Durumu	Okur-yazar olmayan	84 <sup>a</sup>	1	211 <sup>b</sup>	2	299 <sup>c</sup>	3	404 <sup>c</sup>	3	205 <sup>a</sup>	1	629 <sup>d</sup>	7	3983.99**0.000 <sup>1</sup>	
	Okur-yazar	521 <sup>a</sup>	5	1361 <sup>b</sup>	11	1655 <sup>c</sup>	15	1345 <sup>d</sup>	10	2925 <sup>c</sup>	14	763 <sup>d</sup>	9		
	İlköğretim	4624 <sup>a</sup>	42	4955 <sup>a</sup>	42	4715 <sup>ab</sup>	43	6120 <sup>bc</sup>	44	11348 <sup>d</sup>	55	3976 <sup>c</sup>	45		
	Lise	1258 <sup>a</sup>	11	1256 <sup>a</sup>	11	1156 <sup>a</sup>	10	955 <sup>b</sup>	7	1318 <sup>b</sup>	6	643 <sup>b</sup>	7		
	Lisans ve üstü	309 <sup>a</sup>	3	321 <sup>a</sup>	3	224 <sup>b</sup>	2	162 <sup>c</sup>	1	210 <sup>c</sup>	1	172 <sup>b</sup>	2		
Meslek	Bilinmiyor	4326	39	3799	32	3038	27	4936	35	4532	22	2660	30		
	Serbest meslek	2681 <sup>a</sup>	24	3831 <sup>b</sup>	32	3470 <sup>b</sup>	31	5007 <sup>c</sup>	36	5039 <sup>a</sup>	24	2144 <sup>a</sup>	24	8353.99**0.000 <sup>1</sup>	
	Şoför	454 <sup>a</sup>	4	419 <sup>ab</sup>	4	296 <sup>c</sup>	3	787 <sup>d</sup>	6	4197 <sup>a</sup>	20	259 <sup>bc</sup>	3		
	Çiftçi	1101 <sup>a</sup>	10	936 <sup>b</sup>	8	761 <sup>b</sup>	7	745 <sup>c</sup>	5	1830 <sup>a</sup>	9	615 <sup>b</sup>	7		
	İşçi	1078 <sup>a</sup>	10	1070 <sup>a</sup>	9	1060 <sup>a</sup>	10	805 <sup>b</sup>	6	2222 <sup>c</sup>	11	803 <sup>a</sup>	9		
	Esnaf	545 <sup>a</sup>	5	519 <sup>a</sup>	4	532 <sup>a</sup>	5	312 <sup>b</sup>	2	513 <sup>b</sup>	2	359 <sup>a</sup>	4		
	Memur	357 <sup>a</sup>	3	347 <sup>a</sup>	3	175 <sup>b</sup>	2	174 <sup>bc</sup>	1	211 <sup>c</sup>	1	132 <sup>b</sup>	1		
	İşsiz	118 <sup>a</sup>	1	160 <sup>ab</sup>	1	237 <sup>c</sup>	2	648 <sup>d</sup>	5	671 <sup>a</sup>	3	159 <sup>bc</sup>	2		
Diğer	364	3	443	4	586	5	386	3	779	4	371	4			
Uyruk	Bilinmiyor	4444	40	4155	35	3935	35	5046	36	4935	24	3978	45		
	Türkiye	10019 <sup>a</sup>	90	9043 <sup>b</sup>	76	7334 <sup>c</sup>	66	9913 <sup>d</sup>	71	12216 <sup>a</sup>	59	5202 <sup>a</sup>	59	3896.27**0.000 <sup>1</sup>	
	Diğer	1153	10	2860	24	3753	34	4009	29	8332	40	3641	41		
Yaş	Mean±SD	36.13±12.62 <sup>a</sup>		33.84±12.78 <sup>b</sup>		32.96±12.80 <sup>c</sup>		33.30±11.27 <sup>c</sup>		32.74±12.07 <sup>c</sup>		31.86±14.23 <sup>d</sup>		145.82**0.000 <sup>2</sup>	
Nüfus Yoğunluğu	Mean±SD	67.32±74.16		250.13±617.20		123.10±92.88		96.00±72.66		114.17±72.36		67.80±22.26		0.9680.443 <sup>3</sup>	

\* P<0.05; \*\* P<0.01; <sup>1</sup> Ki-kare testi; <sup>2</sup> ANOVA; <sup>3</sup> Welch Testi

NOT: Frekansların yanında yer alan üst indisler sütun oranlarını karşılaştırmaya yönelik Benfornoni düzeltmeli z testinin sonuçlarını göstermektedir.



Bicluster 3 de Bicluster 1'in bir alt kümesidir. Dolayısıyla Bicluster 1 için suçları önlemeye yönelik geliştirilen politikalar Bicluster 3 için de uygulanabilir. Bununla birlikte, Bicluster 1'de baskın olmasına rağmen Bicluster 3'te baskın olmayan suçlar vardır. Bunlar, "narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde kullanılmasını kolaylaştırmak" (C3153), "Türk vatandaşları için pasaport kanununa muhalefet suçları" (C4105), "yabancılar ve uluslararası koruma suçlarından yasadışı giriş" (C4152) ve "bilişim suçları"dır (C8001). Bicluster 2 ile karşılaştırıldığında "5307 sayılı sınıvlandırılmış petrol gazları (lpg) piyasası kanununa muhalefet" (C3302) suçunun baskın olmadığı görülürken Bicluster 2'deki "narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde kullanılmasını kolaylaştırmak" (C3153) suçunun yerine "yabancılar ve uluslararası koruma kanununa muhalefet suçlarından yasadışı çıkış" (C4151) suçunun baskın olduğu görülmektedir.

Tablo 5'te verilen demografik özelliklere ilişkin karşılaştırmalar dikkate alındığında diğer ikili kümelerle göre önemli bir ayırt edici demografik özelliğinin bulunmadığı sadece suça karışan evli bireylerin oranı açısından Bicluster 2 ve Bicluster 6 ile birlikte en düşük orana sahip olduğu görülmektedir (P<0.01).

Bicluster 4 incelendiğinde, "tehlikeli maddelerin izinsiz bulundurulması veya el değiştirmesi" (C3001), "narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde kullanılmasını kolaylaştırmak" (C3153), "insan ticareti" (C4003), "yabancıların çalışma izinleri hakkında kanuna muhalefet (pasaport kanununa muhalefet suçları)" (C4104), "yabancılar ve uluslararası koruma kanununa muhalefet" (C4153), "yabancıların çalışma izinleri hakkında kanuna muhalefet" (4201) ve "bilişim alanında suçlar" (C8001) baskın bir şekilde görülmektedir. Bu bağlamda "göçmen kaçakçılığı ve insan ticareti suçları"nın (C4 ile başlayan) çeşit bakımından daha az olduğu söylenebilir.

Demografik özelliklere ilişkin karşılaştırmalar dikkate alındığında, Bicluster 4'te serbest meslek sahibi suçluların ve işsizlerin diğer ikili kümelerle göre anlamlı derecede fazla olduğu görülmektedir (P<0.01). Diğer yandan bu ikili kümelerde yer alan çiftçi ve işçilerin oranları da diğer ikili kümelerle göre anlamlı derecede düşük olduğu görülmüştür (P<0.01). Bu anlamda bazı meslekler bakımından diğer ikili kümelerle göre anlamlı farklılıkların olduğu bir grubu tanımlamaktadır.

Bicluster 5, "göçmen kaçakçılığı ve insan ticareti suçları"nın (C4 ile başlayan) en az baskın olduğu ikili kümeleri göstermektedir. Bu ikili küme, bu suç türlerinden sadece "yabancıların Türkiye'de ikamet ve seyahatleri hakkında kanuna muhalefet" (C4103) ve "yabancıların çalışma izinleri hakkında kanuna muhalefet" (C4201) suçlarını baskın olarak içermektedir. Bunun yanında Bicluster 2'ye benzer

şekilde "5307 sayılı sınıvlandırılmış petrol gazları (lpg) piyasası knn.muh." (C3302) suçu bu ikili kümede de baskındır. Ayrıca, "bilişim alanında suçlar" (C8001), "genel ahlaka karşı suçlar" (C8002) ve "narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde kullanılmasını kolaylaştırmak" (C3153) suçları bakımından Bicluster 1'e benzerlik göstermektedir.

Demografik özellikler bakımından incelendiğinde, bekâr suçluların diğer ikili kümelerle göre daha az bulunduğu bir ikili kümedir (P<0.01). Diğer yandan ilköğretim mezunu suçluların oranı diğer ikili kümelerle göre anlamlı derecede yüksektir (P<0.01). Bu ikili küme için dikkat çekici noktalardan bir tanesi mesleği şoförlük olan suçlu oranının diğer ikili kümelerle göre anlamlı düzeyde yüksek olduğudur (P<0.01). Bicluster 5, Bicluster 6 ile birlikte Türkiye uyruklu suçluların en az görüldüğü ikili kümedir (P<0.01).

Bicluster 6, "göçmen kaçakçılığı ve insan ticareti suçları"nın (C4 ile başlayan) baskın olduğu bir ikili kümedir. Bu yönü ile Bicluster 1'e benzemektedir. Bunun dışında sadece "narkotik ve psikotrop veya uyarıcı madde kullanılmasını kolaylaştırmak" (C3153) suçu aktif gözükmektedir. Okur-yazar olmayan suçlular en yüksek oranda bu ikili kümede yer almaktadır (P<0.01).

## 5. Sonuçlar

Kaçakçılık suçlarının; organize suç ve terör örgütlerine finans kaynağı olması ile yarattığı vergi kayıpları nedeniyle, kamu maliyesine zarar verdiği, toplumda yol açtığı maddi ve sosyal zararların yanı sıra bazı kaçakçılık türlerinin insan sağlığını da büyük oranda tehdit ettiği görülmektedir. Bu kapsamda değerlendirilebilecek olan uyuşturucu ve uyarıcı madde, sigara, çay, canlı hayvan, çeşitli gıda maddeleri, alkollü içki kaçakçılığı ve sahteciliği ile mücadelede son dönemlerde önemli gelişmeler sağlanmışsa da, tam anlamıyla suçun ve suçlunun önüne geçilememiştir.

Elde edilen haksız kazancın büyüklüğü ve suç organizasyonlarının fonksiyonel yapısı da dikkate alındığında, kaçakçılıkla mücadelenin aynı zamanda suç örgütleri ile ve her şeyden önemlisi ülkemizin güvenliğini tehdit eden terör örgütleriyle de mücadele olduğu unutulmamalıdır.

Suç ve suçluluğun önlenmesi denilince, pek çok insanın aklına suçluların yakalanıp adalete teslim edilmesi, bu sayede potansiyel suçluların caydırılarak, ileriki zamanlarda işlenecek olan suçların engellenmesi çalışmaları gelebilir. Ancak günümüz koşullarında suçun önlenmesi denilince bu kavramdan ziyade, henüz suç işlenmeden önce sebeplerini ve işlenme fırsatlarını çeşitli müdahale öngörülerıyla azaltma çalışmaları kastedilmektedir.

Bu çalışmada, suç türlerini kullanarak illeri kümelemeye yönelik ikili kümeleme tabanlı bir

yaklaşım kullanımı önerilmektedir. Bu yaklaşım, sadece sütunların veya yalnızca satırların kümelendiği tek boyutlu algoritmalara kıyasla, ortak suç türleri ve suç bölgeleri oluşturan illerin toplanmasına olanak tanır. Buna ek olarak, suç türleri arasındaki ilişki yapıları bu yöntem yardımıyla belirlenebilir. İkili kümeleme ile elde edilen sonuçlar, tekniğe özgün grafikler kullanılarak kolayca yorumlanabilir. Ayrıca, illerin sosyo-ekonomik özellikleri incelenerek daha detaylı sonuçların elde edilebileceği de gösterilmiştir.

Bu sonuçlar, suç önleme stratejilerinin geliştirilmesine ve elde edilen kümelere malzemelerin ve personelin etkin bir şekilde kullanılmasına yardımcı olabilir. Bu çalışmada önerilen yöntem, satırlardaki illerden daha küçük yerleşim alanlarının (kasaba, mahalle, vb.) da dâhil edilmesiyle daha ayrıntılı sonuçlar elde etmek için kullanılabilir. Güncellemeleri çevrimiçi hale getirecek bir coğrafi bilgi sistemi, bu çalışmada kullanılan algoritma kullanılarak oluşturulabilir ve güvenlik güçlerinin kullanımına sunulabilir.

Bu çalışmada bazı kısıtlamalar bulunmaktadır. Öncelikle, yalnızca jandarma yetkisindeki suçlarla ilgili veriler kullanılmıştır. Bu veriler çoğunlukla kırsal bölgelerde meydana gelen suçları içermektedir. İkincisi, Bimax algoritmasının giriş parametrelerini belirlemek için belirli kurallar bulunmamaktadır ve sezgisel bir yaklaşım kullanılmaktadır. Üçüncüsü, çalışmada sadece suç türleri dikkate alınmıştır. Ancak, suçla ilgili ayrıntılı bir şekilde analiz yapmak için, kaçakçılık gibi suçlarda el konulan malzemelerin miktarlarının ve türlerinin de dikkate alınması gerekmektedir.

## Kaynaklar

- [1] Brown D.E. 1998. The Regional Crime Analysis Program (RECAP): A framework for mining data to catch criminals, IEEE, 2848-2853.
- [2] Adderly, R., Musgrove, B.P. 2001. Data mining case study: Modeling the behavior of offenders who commit serious sexual assaults. KDD-'01, Proceedings of the Seventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 215-220.
- [3] Bruin, J.S., Cocx, T.K., Kusters, W.A., Laros, J., Kok, J.N. 2006. Data mining approaches to criminal career analysis. In Proceedings of the Sixth International Conference on Data Mining (ICDM') (ICDM'06), 171-177.
- [4] Nath, S.V. 2006. Crime pattern detection using data mining, International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology-Workshops, IEEE/WIC/ACM, 41-44.
- [5] Oguzlar, A. 2005. A new approach to clustering analysis: Self-organizing maps. Ataturk

- University Journal of Economics and Administrative Sciences, 19 (2).
- [6] Tuzunturk, S. 2009. Multidimensional Scaling Analysis: An application on crime statistics, Uludag University, Journal of Economics and Administrative Sciences, 28 (2), 71-91.
- [7] Cömertler, N., Kar, M. 2010. Economic and Social Determinants of the Crime Rate in Turkey: Cross-Section Analysis. Ankara University SBF Journal, 62-2.
- [8] Ma, L., Chen Y., Huang, H. 2010. AK-Modes: A weighted clustering algorithm for finding similar case subsets. IEEE, 218-223.
- [9] Izenman, A.J., Harris, P.W., Mennis, J., Jupin, J., Obradovic, Z. 2011. Local Spatial Biclustering and Prediction of Urban Juvenile Delinquency and Recidivism, Statistical Analysis and Data Mining, 4, 259-275.
- [10] Huang, Q., Yang, F., Liu, L. Li, X. 2015a. Automatic segmentation of breast lesions for interaction in ultrasonic computer-aided diagnosis, Information Sciences, 314, 293-310.
- [11] Cheng, Y., Church G.M. 2000. Biclustering of expression data. Proceedings of the Eighth International Conference on Intelligent Systems for Molecular Biology 1, 93-103.
- [12] Govaert, G., Nadif, M. 2008. Block clustering with Bernoulli mixture models: Comparison of different approaches. Computational Statistics and Data Analysis, 52 (6), 3233-3245.
- [13] Govaert, G., Nadif, M. 2013. Co-clustering: Models, algorithms and applications. ISTE, Wiley.
- [14] Van Mechelen I, Bock H.H., De Boeck P. 2004. Two-mode clustering methods: A structured overview, Statistical Methods in Medical Research, 13 (5), 363-94.
- [15] Hartigan J. A. 1972. Direct clustering of a data matrix. Journal of the American Statistical Association (JASA). 67(337), 123-129.
- [16] Zhao, H., Liew, A.W.C., Xie, X., Yan, H. 2007. A new geometric biclustering algorithm based on the Hough transform for analysis of large-scale microarray data, J.Theor. Biol. 251, 264-74.
- [17] Zhao, H., Chan, K.L., Cheng, L.M., Hong, Y. 2009. A probabilistic relaxation labeling framework for reducing the noise effect in geometric biclustering of gene expression data, Pattern Recognition, 42 (11), 2578-2588.
- [18] Prelic, A., Bleuler, S., Zimmermann, P., Wil, A., Buhlmann, P., Gruissem, W., Hennig, L., Thiele, L., Zitzler, E. 2006. A systematic comparison and evaluation of biclustering methods for gene expression data bioinformatics, Oxford Univ. Press, 22, 1122-1129.

- [19] Lazzeroni L., Owen A. 2000. Plaid models for gene expression data. Technical Report, Stanford University.
- [20] Turner, H., Bailey, T., Krzanowski, W. 2003. Improved biclustering of microarray data demonstrated through systematic performance tests. *Computational Statistics & Data Analysis* 48 (2), 235-254.
- [21] Murali, T., Kasif S. 2003. Extracting conserved gene expression motifs from gene expression data. *Pacific Symposium on Biocomputing* 8, 77-88.
- [22] Kluger, Y., Basri, R.J.T., Chang, Gerstein M. 2003. Spectral biclustering of microarray data: Co-clustering genes and conditions, *Genome Research* 13, 703-716.
- [23] Wang, B., Miao Y., Zhao H., Jing J., Chen Y., 2016. A biclustering-based method for market segmentation using customer pain points, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 47, 101-109.
- [24] Madeira S.C, Oliveira A.L. 2004. Biclustering algorithms for biological data analysis: A survey. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics* 1 (1), 24-45.
- [25] Hofmann T., Puzicha J. 1999. Latent class models for collaborative filtering, In *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 668-693.
- [26] Huang, Q., Wang, T., Tao, D., Li, X., 2015b. Biclustering Learning of Trading Rules, *IEEE Transactions on Cybernetics*, 45 (10), 2287-2298.
- [27] Raponi V., Martella F., Maruotti A. 2016. A biclustering approach to university performances: An Italian case study, *Journal of Applied Statistics*, 43 (1), 31-45.
- [28] Verma, N.K., Meena, S., Singh, A., Cui, Y., Bajpai, S. Nagrare, A. 2010. A comparison of biclustering algorithms, *Proceedings of 2010 Int. Conference on Systems in Medicine and Biology*, 90-97, 16-18 December 2010, IIT Kharagpur, India.
- [29] Troyer, E.D., Sanden, S., Shkedy, Z., Kaiser, S. 2017. Bimax Algorithm. In Talloen, W. (Ed.), *Applied Biclustering Methods for Big and High-Dimensional Data Using R*, 61-67, Chapman&Hall, New York.