

## Taşkın Duyarlılık Haritalarının Oluşturulmasında Kullanılan Yöntemler

### Methods Used in Flood Susceptibility Mapping

Çağla Melisa Kaya<sup>1\*</sup> 

<sup>1</sup>İzmir Katip Çelebi Üniversitesi, Sosyal ve Beşeri Bilimler Fakültesi, Coğrafya Bölümü, 35620, İzmir/Türkiye.

#### ARAŞTIRMA MAKALESİ

##### \*Sorumlu yazar:

Çağla Melisa Kaya  
caglamelisa@gmail.com

doi: 10.48123/rsgis.1129606

##### Yayın süreci

Geliş tarihi: 12.06.2022  
Kabul tarihi: 21.08.2022  
Basım tarihi: 18.09.2022

#### Özet

Son yüzyılda taşkın afetinin ön görülebilen muhtemel zararları ve etkilerini minimize etmek için yapılan bütüncül taşkın yönetimi yaklaşımları arasında taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulması önemli bir yere sahiptir. Bu bağlamda, bölgesel ölçekte taşkın duyarlılık analizleri pek çok araştırmacı tarafından araştırma konusu olmuştur. Bu çalışmada taşkın duyarlılık haritalarının üretilmesinde kullanılan hesaplama yöntemleri irdelenmiştir. Bu kapsamda taşkın duyarlılığı ile ilgili 2014-2022 yılları arasında yayımlanmış 155 çalışma değerlendirilmiştir. İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık değerlendirmelerinde 125'den fazla yöntem kullanıldığı belirlenmiştir. Bu yöntemler arasında çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri, fiziksel tabanlı hidrolojik modeller, istatistiksel yöntemler ve çeşitli esnek hesaplama yöntemleri ön plana çıkmaktadır. Geleneksel istatistiksel yöntemlerin ve çok kriterli karar verme yöntemlerinin kullanım oranının araştırmacılar arasında halihazırda yüksek olduğu, ancak yıllar içinde geleneksel yaklaşımlardaki uzman görüşlerinin temel alındığı yöntemlerden, büyük verilere dayalı istatistiksel ve makine öğrenimi yöntemlerine doğru evrilmiş olduğu görülmüştür. Bununla birlikte son yıllarda makine öğrenimi, bulanık mantık, metasezgisel optimizasyon algoritmaları ve sezgisel arama algoritmalarının duyarlılık haritalarının oluşturulmasında ön plana çıktığı belirlenmiştir.

**Anahtar kelimeler:** Taşkın duyarlılık haritalaması, Esnek hesaplama, ÇKKV, İstatistiksel yöntemler, Makine öğrenimi, Metasezgisel optimizasyon algoritmaları

#### Abstract

In recent years, flood susceptibility mapping has an important place among the studies carried out to take precautions against floods and mitigate the damages and possible negative effects caused by floods. In this context, flood susceptibility analysis, especially on a regional scale, has been the subject of research by many researchers. In this study, the methods used in flood susceptibility mapping were investigated. 155 studies on flood susceptibility published between 2014 and 2022 were evaluated. In general, the methods used in the determination and evaluation of flood susceptibility are multi-criteria decision making (MCDM) methods, physically based hydrological models, statistical methods and various soft computing methods. Although the use rate of traditional statistical methods and multi-criteria decision making methods is already high among researchers, the methods used in flood susceptibility analysis have evolved over the years from traditional human judgments to statistical methods based on big data and machine learning methods. In the reviewed studies, it has been observed that machine learning, fuzzy logic, metaheuristic optimization algorithms and heuristic search algorithms, which are soft computing methods, have been widely used in the flood susceptibility mapping in recent years.

**Keywords:** Flood susceptibility mapping, Soft computing, MCDM, Statistical methods, Machine learning, Metaheuristic optimization algorithms

## 1. Taşkın Afeti

Taşkınlar insanlığın yaşamını etkileyen ve kayıplara neden olan doğa kökenli afetlerdendir. Taşkın Direktifi'ne göre taşkın; normal olarak suyla kaplı olmayan kara parçasının su ile geçici olarak kaplanmasıdır (Avrupa Komisyonu, 2007). Yaygın olarak ani gelişen yerel ve kısa süreli olaylar halinde gerçekleşmektedir (USGS, 2022). Taşkın olayı hidrolojik döngünün doğal bir parçası olmasının yanı sıra, taşkın afeti neden olduğu zararlar ve meydana gelme sıklığı açısından değerlendirildiğinde artan bir eğilim göstermektedir (Kundzewicz vd., 2013). Taşkın, küresel olarak en sık görülen doğal afettir (Jha vd., 2012). EM-DAT (2014) ve DFO (2014), taşkın olaylarının çöl ve kutup bölgeleri için birkaç istisna dışında her kıtada ve neredeyse tüm ülkelerde yaşanmakta olduğunu göstermektedir (Custer, 2015). Ayrıca, EM-DAT (2014)'a göre, 1980-2015 yılları arasında meydana gelen şiddetli taşkın olaylarının sayısında yaklaşık yüzde 300'ün üzerinde bir artış olmuştur (Custer, 2015). Bununla birlikte literatürde taşkın riskinin gelecekte daha da artmasının beklendiği genel görüş olarak kabul edilmektedir (Jha vd., 2012).

Taşkın afetinin oluşumuna neden olan olaylar her ne kadar iklimsel etmenlerle ilişkili olsa da afetin şiddetini etkileyen önemli parametrelerden birisi insan faaliyetleridir. İnsan faaliyetlerinin yoğunlaştığı alanların yaşamsal ihtiyaçların karşılandığı bölgelerin olması tabii süreçlerdir. Suyun canlılığın temel ihtiyacı olmasının yanı sıra sulak bölgelerdeki yaygın biyolojik çeşitlilik, ılıman iklim koşulları, tarıma elverişli alanlar ve ulaşım gibi faydalarından dolayı su kaynaklarına yakınlık ilk medeniyetlerden bu yana insanlığın yerleşim alanlarının yer seçiminde etkili olmuştur (Kaya, 2017). Su kaynaklarına yakın alanlar sağladığı tabii olanaklar nedeniyle yaşam için elverişli olması nedeniyle dünya nüfusunun önemli bir oranı bu alanlarda yerleşim ve ekonomik faaliyetler göstermektedir. Bu durumun neticesi olarak taşkın olayının insan ve insan faaliyetlerinde kayıplara neden olduğu afet olayına dönüşmesi, çöllerde dahi taşkınların meydana gelebildiği göz önünde bulundurulduğunda, bu alanlarda meydana gelmesi kaçınılmaz olmaktadır. Özetle, çeşitli doğa olaylarının (geniş bir alanda uzun süreli yağışlar, bölgesel gök gürültülü sağanak yağışlar, büyük kar kütlelerinin hızla erimesi, baraj yıkılmaları, heyelanlar vb.) tetiklenmesi neticesinde meydana gelebilen taşma hadisesinin taşkın afeti olarak insanlığı etkileme şiddeti nüfusun bu bölgelerdeki yoğunluğu ve faaliyetleri ile ilişkilidir. Son 50 yılda meydana taşkın olaylarının şiddetinin ve sıklığının artmasına bağlı olarak dünya genelinde taşkınlar nedeniyle yaşanan can kayıpları ve ekonomik kayıplarda artış meydana gelmiştir (Shuncai ve Katayama, 1994; Jeb ve Aggarwal, 2008; EM-DAT, 2012). EM-DAT tarafından yayınlanan istatistiksel verilere göre, özellikle 1960 yılından sonra gerçekleşen taşkın olayları sebebiyle kıta başına etkilenen kişi sayısı ve ekonomik kayıplarda oldukça fazla artış olmuştur. Bununla birlikte, 1980-2000 yılları arasında depremlerden daha fazla can kaybına neden olan taşkınlar, Birleşmiş Milletler Kalkınma Programında (UNDP-United Nations Development Programme, 2004) tropikal siklonlardan sonra ikinci sırada can kaybına sebep olan doğa kökenli felaket olarak belirtilmiştir. Dünya Bankası'nın 2020 verilerine göre ise; küresel çapta 1,47 milyar insan (dünya nüfusunun yaklaşık %19'u), "100-yıllık sel" olayları sırasında doğrudan ve yoğun olarak akarsu, pluvial veya kıyı taşkınları nedeniyle önemli risklere maruz kalmaktadır (Rentschler ve Salhab, 2020).

### 1.1 Taşkın Duyarlılığı, Tehlikesi ve Riski

Kırılganlık, uyum kapasitesinin eksikliğinde, çevresel ve sosyal değişimlerle ilişkili streslere maruz kalındığı durumlarda zarar görme bağlamındaki duyarlılıktır (Adger, 2006). Bu tanımdan yola çıkarak duyarlılık; kırılganlık değerlendirmesine katkıda bulunan ve bu değerlendirmelerde yer alması gereken boyutlardan biri olarak ele alınmaktadır (Jacinto vd., 2014; Şekil 1). Doğa kökenli afetlerden özellikle taşkın ve heyelan afetleri neticesinde meydana gelen can kayıpları ve sosyoekonomik hasarların boyutları düşünüldüğünde, bu afetlerin zararlarının azaltılması maksadıyla yapılan afet yönetimi çalışmalarında duyarlılık değerlendirmeleri önemli bir yere sahiptir (Derin Cengiz ve Ercanoğlu, 2022). Bu bağlamda taşkın duyarlılığı literatürde birçok araştırmacı tarafından çalışılmış olup taşkın duyarlılığı Balica vd. (2012) tarafından hidrojeolojik bileşen olarak kabul edilen maruziyet ve kurumsallaşmış sosyo-ekonomik sistemlerle ilişkilendirilerek "bir sistem dayanıklı olma, başa çıkma, iyileşme veya uyum sağlama kapasitesi/yetersizliği ile bağlantılı olarak maruz kalma nedeniyle oluşan durumu" olarak ifade edilmiştir. Taşkın duyarlılığı, genel anlamda taşma olayının "afet hali" olma durumuna neden olan durumsal aktörler dikkate alınarak yapılan değerlendirmeler sonucunda, gelecekte olası taşkın afeti neticesinde oluşabilecek kayıplara göre bölgelerin nispi olarak sınıflandırılmasıdır. Fiziksel parametrelerin kullanıldığı taşkın duyarlılık analizleri ile bölgede afete duyarlı alanlar belirlenerek derecelendirilmektedir (Vojtek ve Vojteková, 2019).



Şekil 1. Kırılganlık indeksinin bileşenleri (Jacinto vd., 2014)

“Taşkın tehlikesi” ve “taşkın riski” kavramları ise birbirleriyle ilişkili olan ancak birbirlerinin yerine kullanılmaması gereken bütüncül taşkın yönetimi çalışmaları için iki temel kavramdır (Kaya, 2017). Taşkın tehlikesi, meydana gelmesi olası bir taşkın olayının gerçekleşmesi durumunda taşkın hız, derinlik ve büyüklüğü göz önünde bulundurularak çevresel etkilenmeyi ifade ederken, taşkın riski taşkın meydana gelme olasılığı ile insan sağlığı, ekonomik aktiviteler ve çevreye vereceği olumsuz sonuçların kombinasyonunu (Avrupa Komisyonu, 2007; Kaya, 2018) ifade etmektedir. Taşkın tehlikesinin belirlenmesi, taşkın afetinden korunma ve taşkın sebep olduğu zararları azaltmak için hazırlık, planlama, yönetim, vb. her türlü aşamada yol gösterici temel altlıklardan biri olup, genel olarak “düşük risk”, “orta risk” ve “yüksek risk” olarak sınıflandırılmaktadır (Kaya, 2018). Tanımlardan da anlaşılacağı üzere, taşkın tehlike analizleri için taşkın duyarlılık analizlerinden daha fazla veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Taşkın risk analizlerinde ise, tehlike ve duyarlılık analizlerinden farklı olarak risk altındaki elemanlar ve hasar görülebilirlik gibi konularda ayrıntılı verilere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu durum taşkın risk ve tehlike haritalarının oluşturulmasını taşkın duyarlılık haritalarına göre daha da güç kılmaktadır. Tehlike ve riske göre daha sınırlı veriyle üretilebilen duyarlılık haritaları, gelecekte meydana gelebilecek taşkın olaylarına karşı öncül çalışmalarda temel yaklaşımlar için önemli veri kaynaklarıdır. Taşkın duyarlılık haritalarının üretilmesi, görselleştirilmesi, güncellenmesi ve analizi için kullanılan temel ve en yaygın kullanılan araçlar Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) platformlarıdır. Her ne kadar yöntemlerin bir kısmında hesap kısmında farklı araçlar kullanılabilir olsa da özellikle haritaların oluşturulması, taşkın duyarlı bölgelerin analizi ve görselleştirme süreçlerinde CBS platformlarının sunduğu avantajlar kullanılmaktadır (Pradhan, 2012; Tehrany vd., 2015). Duyarlılık analizlerinde temel girdi verilerinden olan arazi kullanım türü ve arazi kullanımındaki değişimlerin belirlenmesi için CBS platformları önemli bir araç haline gelmiştir. Bununla birlikte, uzaktan algılama (UA) alanındaki teknolojik gelişmelerle değişim analizleri, arazi kullanım türü, topografik özellikleri vb. gibi parametrelerin belirlenmesinde UA araçları önemli bir yere sahiptir.

Değişen iklim koşullarının ve arazi kullanımındaki değişimlerin taşkınların üzerindeki etkisi düşünüldüğünde, taşkın duyarlılığı analizleri gelecekte meydana gelebilecek taşkınların önlenmesi ve/veya zararlarının azaltılması için erken uyarı sistemlerinin ve stratejilerinin belirlenmesinde önemli bir yere sahip olacağı açıktır (Vojtek ve Vojteková, 2019).

## 2. Taşkın Duyarlılığı Çalışmalarının Analizi

Bu çalışmada taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan yöntemler araştırılmıştır. Taşkın duyarlılığı ile ilgili çalışmalarda kullanılan yöntemlerin analizi için Web of Science (WoS)'da bilimsel yayın tarama işlemi yapılmıştır. Taramalarda “title” kısıtı kullanılarak “flood susceptibility” olarak tarama yapılmıştır. Araştırmada tüm yıllar üzerinden sadece makale niteliğindeki yayınlar taranmıştır ve “WoS Çekirdek Koleksiyonu (Web of Science Core Collection)” seçilerek daraltılmıştır. Tarama sonucunda çıkan çalışmalar konuyla ilgili olma durumuna göre elenerek değerlendirmeler gerçekleştirilmiştir. Bu kriterler dahilinde ilk yayımlanan çalışmanın yayımlanma yılı 2014 ve bu çalışma için son veri güncelleme tarihi olan 30.03.2022 tarihleri arasında yayımlanan 155 çalışma detaylı olarak irdelenmiş ve taşkın duyarlılık haritalamasında kullanılan yöntemler analiz edilmiştir.

## 3. Taşkın Duyarlılık Haritalarının Oluşturulmasında Kullanılan Yöntemler

Literatürde taşkın duyarlılığı ile ilgili çalışmalar incelendiğinde, duyarlılık analizlerinde birbirinden farklı çok sayıda yöntemlerin kullanıldığı görülmüş de belli başlı yöntemler uygulamada diğerlerine göre daha fazla tercih edilmiştir. Ancak yaygın kullanılan yöntemlerin diğer yöntemlere göre daha üstün olduğu ile ilgili bu alanda çalışan bilim insanları tarafından oluşmuş genel bir kabul olmamakla birlikte, literatürde taşkın duyarlılığının değerlendirilmesinde yaygın kullanılan yöntemler sırasıyla, Çok Kriterli Karar Verme (*Multi-Criteria Decision Making - MCDM*) yöntemleri, fiziksel tabanlı hidrolojik modeller, istatistiksel yöntemler ve çeşitli esnek hesaplama yöntemleridir.

Araştırmacılar tarafından daha objektif sonuçlar veren taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulabilmesi için önerilen bu yöntemler, uzman görüşüne ihtiyaç duyup duymaması ve uygulama kolaylığı açısından birbirlerine göre farklılık göstermektedir.

Taşkın modellenmesinde fiziksel tabanlı hidrolojik modeller etkili olup (Dimitriadis vd., 2016; Kaya, 2022), Mike 11, ISIS ve HEC-RAS gibi tek boyutlu ve TELEMAC-2D, RMA2, SRH-2D ve Hydro\_AS-2D gibi iki boyutlu modeller sıklıkla kullanılmaktadır (Knebl vd., 2005; Lavoie ve Mahdi, 2017; Tehrany vd., 2019). Fiziksel tabanlı modeller, veri toplama için saha çalışması, büyük bütçe (Fenicia vd., 2014; Tehrany, 2014a) ve önemli hesaplama kaynakları gerektirir ve büyük ölçekli çalışmalar için uygun değildir (Tehrany vd. 2019). Bununla birlikte, diğer yöntemlerin geleneksel hidrolik modellemenin yerini alamayacağı (Sole vd., 2013; Rahmati, 2016), ancak özellikle büyük ölçekli analizlerde veya gelişmekte olan ülkelerde (Albano ve Sole, 2018) kullanılabilecekleri de belirtilmektedir (Vojtek ve Vojteková, 2019). Bu çalışmada, fiziksel tabanlı hidrolojik modeller ile taşkın duyarlılığı analizi yapılan çalışmalar uygulanan yöntemin farklılığından dolayı değerlendirmeye alınmamıştır.

Karar verme, çeşitli alternatifler arasından bir seçim yapma sürecidir. Çok kriterli karar verme; afetler gibi karmaşık yapıdaki problemlerde birçok kriterin birlikte değerlendirilebildiği, alternatiflere değerlerin atanabildiği bir süreç olup, MCDM yöntemleri, aynı anda uygulanan birden fazla kriter içerisinde en iyi tercihin seçilmesine olanak sağlayan yöntemlerdir (Malczewski, 1999). Çok kriterli karar analizi, karar problemlerini yapılandırmak ve alternatif kararları tasarlamak, değerlendirmek ve önceliklendirmek için zengin teknik bir prosedür koleksiyonu sağlamaktadır (Malczewski, 1999). Bir başka deyişle, karar vericilerin birbirinden bağımsız çok fazla sayıda değişkenin ne derecede etkili olduğunu dikkate alarak, probleme ve faktörlere göre en uygun kararı vermelerine imkan sunan yöntemlerdendir (Arslankaya ve Göraltay, 2019). Diğer taraftan, kriterlerin birbiriyle çeliştiği veya kriterlerin sayısal bir değerle ifade edilemediği durumlarda ortak bir dilde çıkarımlar sunarak değerlendirme yapılabilen yöntemlerdir (Arslankaya ve Göraltay, 2019; Hamurcu ve Eren, 2015). Analitik Hiyerarşi Süreci (Analytical Hierarchy Process - AHP), İdeal Çözüme Benzerlik Yoluyla Tercih Sıralama Tekniği (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution - TOPSIS), Analitik Ağ Süreci (Analytic Network Process - ANP) (Balogun vd., 2020; Dano vd., 2019), Karar Verme Deneme ve Değerlendirme Laboratuvarı (Decision-Making Trial and Evaluation Laboratory - DEMATEL) (Ali vd., 2020; Wang vd., 2018) ve Ağırlıklı Doğrusal Kombinasyon (Weighted Linear Combination - WLC) (Stavropoulos vd., 2020; Tang vd., 2018 vb.) gibi MCDM yöntemleri basit yapıda olmaları nedeniyle taşkın duyarlılık analizlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Bera vd., 2022; Al-Abadi vd., 2016; Mahmoud ve Gan, 2018). Bununla birlikte, MCDM yöntemleri büyük ölçüde uzman görüşüne dayanan ve subjektif sonuçlar veren yöntemlerdir (Chowdary vd., 2013). Buna rağmen, analiz tarihine kadar ortaya çıkmamış ancak potansiyel bir etkiyi dikkate alabilmesi de yöntemin güçlü yanındır.

İstatistiksel yöntemler, matematiksel ifadelerle dayalı olarak taşkınları tetikleyen faktörler ile taşkınlar arasındaki korelasyonu değerlendirmek için yaygın olarak kullanılan dolaylı yöntemlerdir (Dai ve Lee, 2002; Chen ve Wang, 2007; Wubalem vd., 2022). Taşkın duyarlılık değerlendirmelerinde en yaygın kullanılan istatistiksel yöntemler iki değişkenli istatistiksel analiz (BSA-Bivariate Probability Model) ve Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz (MSA) yöntemleridir. BSA yöntemlerinden Frekans Oranı (FR-Frequency Ratio) yöntemi, her bir faktör sınıfının taşkın üzerindeki etkisini ölçmek için en yaygın kullanılan yöntemlerden biridir (Jebur vd., 2014). Tipik bir MSA yöntemi olan Lojistik Regresyon (LR-Logistic Regression) ise taşkın oluşumunu etkileyen her bir faktörün etkisini belirler (Jebur vd. 2014). Bu istatistiksel analiz yöntemlerinin, taşkın duyarlılık değerlendirmesinde çok iyi performansla sahip olduğu yapılan çalışmalarda belirtilmiştir (Rahmati vd., 2016; Liu vd., 2022). Bununla birlikte, istatistiksel yöntemler doğrusal varsayımlara dayanan tahmin edilen değişkenlere dayanırken, taşkın kompleks mekanizması nedeniyle genellikle doğrusal olmayan bir yapıya sahiptir (Costache ve Bui, 2019; Tehrany vd., 2015; Liu vd., 2022). Taşkınların karmaşık doğası araştırmacıları geleneksel/kesin/katı hesaplama yöntemlerinden, gerçek yaşamı daha iyi yansıtan sezgisel yaklaşımların kullanıldığı esnek hesaplama yöntemlerine geçiş yapmaya teşvik etmiştir.

Gerçek yaşama dair problemler, doğal belirsizlikler içermektedir (Derin Cengiz, 2020). Araştırmacılar tarafından karmaşık gerçek yaşam problemlerinin belirsizliklerle ilgili sorunlarını çözmek için sezgisel yaklaşımlara dayanan farklı çözümler önerilmiştir. Esnek hesaplama yöntemi sayısal zekaya sahip, belirli açılardan insan uzmanlığına denk uzmanlık emsaliinde analiz çevresini değiştirebilen ve daha iyi sonuçlar üretmek için öğrenebilen, kararlarını nedenleriyle sunabilen sistemler tasarlamaya yönelik bir yaklaşımdır (URL-1, 2022). Bulanık küme teorisini geliştiren Zadeh (1994), esnek hesaplamayı şu şekilde ifade etmiştir: "Esnek hesaplama, kolay işlenebilirlik, sağlamlık ve düşük çözüm maliyetleri elde etmek için belirsizlik ve kararsızlıkların toleransından faydalanan çeşitli yöntemlerin toplamıdır. Temel bileşenleri; bulanık mantık, sinirsel programlama ve olasılık teoremleridir. Esnek hesaplamanın temelinde yatan fikir, insan zekasının bilişsel yaklaşım modelini oluşturmaktır. Esnek hesaplamanın rol modeli ise insan zekasıdır" (URL-1, 2022). Katı hesaplamanın aksine, bulanıklık, belirsizlik, kısmi doğruluk ve yaklaşıklıklara karşı toleranslı olan esnek hesaplama; bulanık mantık, genetik algoritmalar, yapay sinir ağları, makine öğrenimi ve uzman sistemleri gibi tekniklere dayanmaktadır (İbrahim, 2016). Esnek hesaplama karmaşık yapıda, belirsizlik içeren gerçek yaşam problemlerinin çözümlenmesi için hesaplamalar ile zeki yöntemlerin kombinasyonunu sunmaktadır (URL-2, 2022).

Zadeh (1994), esnek hesaplamanın tek bir yöntem olmaktan ziyade, bulanık mantık, sinir ağları ve genetik algoritmalar gibi çeşitli yöntemlerin bir kombinasyonu olduğunu belirtmiştir. Tüm bu yöntemler birbiriyle rekabet etmek yerine birbirlerini tamamlayıcı niteliğe sahiptir ve belirli bir problemi çözmek için birlikte kullanılabilirler (Buckley ve Hayashi, 1994; İbrahim, 2016). Çok farklı alanlarda kullanılan esnek hesaplama yöntemleri son yıllarda heyelan ve taşkın duyarlılık analizlerinde de sıklıkla kullanılmaktadır.

Yukarıda değinildiği üzere, taşkın duyarlılığı analizlerinde kullanılan yöntemler yıllar içinde, geleneksel uzman görüşlerine dayanan yöntemlerden, büyük verilere dayalı istatistiksel yöntemlere ve makine öğrenimi yöntemlerine doğru evrilmiştir (Li vd., 2019; Liu vd., 2022). Sürekli gelişen makine öğrenimi algoritmaları, taşkın duyarlılığı tahmininde giderek daha kapsamlı bir şekilde uygulanmaya başlanmıştır (Kia vd., 2012; Pradhan, 2012; Liu vd., 2022). Rastgele Orman (RF-Random Forest) (Wang vd., 2015), Yapay Sinir Ağları (ANN-Artificial Neural Networks) (Li vd., 2013), SVM (Tehrany vd., 2015) ve Karar Ağacı (DT-Decision Tree) (Tehrany vd., 2013) çalışmalarda en çok kullanılan makine öğrenimi algoritmaları olup, taşkın duyarlılık analizlerinde sıklıkla kullanılmaktadır (Liu vd., 2022).

Doğrusal olmayan modellemelerde kullanılan metasezgisel algoritmalar, özellikle büyük ölçekli optimizasyon problemlerinin doğasındaki değişiklikleri yakalamak için kullanılan ve literatürde hızla yaygınlaşan aktif bir araştırma alanıdır (Bui vd., 2020). Metasezgisel optimizasyon algoritmaları, gerçek dünya optimizasyon problemleri için çok iyi çözümler sunmaktadır (Neumüller vd., 2011). Taşkın duyarlılık değerlendirmelerinde kullanımı gittikçe artan metasezgisel optimizasyon algoritmaları (Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO-Particle Swarm Optimization), Gri Kurt Optimizasyonu (GWO), Yarasa Algoritması (BA-Bat Algorithm) vb. özellikle makine öğrenimi yöntemleriyle oluşturulan hibrit modellerde oldukça iyi sonuçlar vermektedir (Arora vd., 2021; Bui vd., 2020; Rahmati vd., 2020). İki veya daha fazla yöntemin bir arada kullanıldığı hibrit modellerde, çeşitli istatistiksel veya makine öğrenimi yöntemleri, farklı istatistiksel, MCDM, metasezgisel algoritma veya makine öğrenimi yöntemleriyle entegre olarak kullanılabilir (Tehrany vd., 2014a; Arora vd., 2021; Bui vd., 2020; Rahmati vd., 2020; Ali vd., 2020). Pham vd. (2018) hibrit modellerin, LR, FR, Kanıt İnanç İşlevi (EBF-Evidential Belief Function) ve Kanıt Ağırlıkları (WoE-Weight of Evidence) gibi iki değişkenli istatistiksel modellerin tahmin doğruluğunu iyileştirdiği ve artırdığını belirtmiştir (Shahabi vd., 2021). Son yıllarda yapılan taşkın duyarlılığı çalışmaları incelendiğinde, kullanılan yöntemler arasında özellikle hibrit modeller öne çıkmaktadır.

### 3.1. İncelenen Çalışmalarda Kullanılan Yöntemler

Bu çalışma kapsamında incelenen 155 taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulması ile ilgili çalışmada kullanılan yöntemler Tablo 1 ve Tablo 2'de verilmiştir. Tablo 1'e göre MCDM yöntemlerinden sırasıyla AHP, ANP, WLC ve DEMATEL yöntemlerinin en fazla tercih edildiği görülmektedir. Nitelikli İdeal-Gerçek Karşılaştırma Analizi (MAIRCA), Kaba Küme Teorisi (RST-Rough Sets Theory), VIKOR (Vise Kriterijumska Optimizacija i Kompromisno Resenje), Basit Ağırlıklı Toplam (Simple Additive Weighting Method - SAW), TOPSIS, Çok Nitelikli Sınır Yakınlaştırma Alanı Karşılaştırması (MABAC-Multi-Attributive Border App- Roximation Area Comparison) ve Adım Adım Ağırlık Değerlendirme Oran Analizi (SWARA - Step-Wise Weight Assessment Ratio Analysis) yöntemleri ise çalışmalarda kullanılan diğer MCDM yöntemleridir. Her ne kadar incelenen çalışmalarda 11 farklı MCDM yöntemi kullanılmış olsa da %61 oranıyla AHP yöntemi diğer MCDM yöntemlerine kıyasla çok daha fazla tercih edilmiştir (Şekil 3). Ayrıca incelenen çalışmaların %24'ünde AHP yöntemi kullanılmıştır. AHP yöntemi, öncelikli ölçeklerin türetilmesinin uzmanların kararlarına dayandığı, ikili karşılaştırmalı bir ölçme teorisidir (Saaty, 1985). Hiyerarşik yapı oluşturularak karmaşık problemlerin basitleştirilmesine olanak sağlayan AHP yönteminde, karar verme sürecinde karar vericinin bilgi ve tecrübesi de sürece dahil edilmektedir. Karar seçeneklerinin değerlendirilip seçilmesinde nitel ve nicel kriterlerinin de kullanılmasına imkan veren bir yöntemdir.

İki değişkenli istatistiksel yöntemler bağımsız bir değişken sınıfındaki taşkın oluşumunu ölçmek için kullanılmaktadır (Tehrany vd., 2014b). İki değişkenli olasılık modeli kullanılarak, taşkın olan alanlarla taşkın oluşumuna katkıda bulunan değişkenlerin her biri arasındaki uzamsal ilişki belirlenmektedir (Tehrany vd., 2014b). İki değişkenli olasılık ne kadar büyükse, taşkın oluşumu ile değişken arasındaki ilişki o kadar güçlüdür (Lee ve Talib, 2005; Lee ve Pradhan, 2007).

Tablo 1'e göre, taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan istatistiksel yöntemler arasında en çok tercih edilen iki değişkenli bir istatistiksel yöntem olan FR yöntemi (%60, Şekil 4), incelenen çalışmaların %19'unda kullanılmıştır. FR yöntemi, meydana gelmiş taşkınların konumsal dağılımı ile taşkın oluşumunu etkileyen faktörlerin arasındaki ilişkiyi (korelasyon) baz alan ve kolay uygulanabilen bir yöntemdir (Tehrany vd., 2014b). İncelenen çalışmalarda kullanılmaya başlanılan iki değişkenli istatistiksel yöntemler sırasıyla, Kanıt Ağırlığı (WOE-Weight of Evidence), kanıt teorisi veya Dempster-Shafer teorisi (DST-Dempster-Shafer Theory), İstatistiksel İndeks (Wi-Statistical Index), Kesinlik Faktörü (CF-Certainty Factor) ve iki değişkenli olasılık modelidir. Diğer taraftan, çok değişkenli istatistiksel yöntemler arasında en çok kullanılan LR yöntemi ile bağımlı bir değişken ile bağımsız birçok değişken arasında çok değişkenli bir regresyon ilişkisi kurulur (Lee, 2005; Tehrany vd., 2014b). Taşkın özelinde değerlendirildiğinde, bağımlı değişken taşkın olayının meydana gelmesi veya gelmemesini temsil ederken, bağımsız değişkenler taşkın oluşumuna etki eden ve yöntemde kullanılan parametreleri temsil etmektedir. İncelenen çalışmaların %15'inde kullanılan LR yöntemini

çalışmalarda kullanılma sayısına göre sırasıyla, diskriminant analizi, Rastgele Alt Örneklem (RS-random subsampling), Genelleştirilmiş Doğrusal Model (GLM-Generalized Linear Model), bootstrapping ve çok değişkenli regresyon olmak üzere çok değişkenli istatistiksel yöntemler izlemektedir (Tablo 1, Şekil 5). Ayrıca incelenen çalışmalarda, LR yönteminin Kernel Lojistik Regresyon (KLR-Kernel Logistic Regression), Bayes Lojistik Regresyon Model (BLRM-Bayesian Logistic Regression Model), Binom Lojistik Regresyon ve Çok Terimli Lojistik Regresyon olmak üzere farklı türleri de kullanılmıştır. Aynı şekilde, diskriminant analizinin; Doğrusal Diskriminant Analizi (LDA-Linear Discriminant Analysis), Esnek Diskriminant Analizi (FDA- Flexible Discriminant Analysis), Çok Değişkenli Diskriminant Analizi (MDA- Multivariate Discriminant Analysis) ve Kuadratik Diskriminant Analizi (QDA-Quadratic Discriminant Analysis) türleri de incelenen çalışmalarda kullanılmıştır (Tablo 1).

Esnek hesaplama yöntemleri son yıllarda farklı disiplinlerce pek çok alanda artan kullanımıyla dikkat çekmektedir. Doğrusal olmayan gerçek hayat problemlerinin çözümünde kesin yargılardan ziyade sezgisel yaklaşımların hakim olduğu çerçeveden çözümler öneren esnek hesaplama yöntemleri bu özellikleri itibari ile taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında da yükselen trend göstermektedir (Şekil 2). İncelenen makalelerde, esnek hesaplama yöntemlerinden olan makine öğrenimi, bulanık mantık, metasezgisel optimizasyon algoritmaları ve sezgisel arama algoritmalarının taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında yaygın kullanılmış olduğu görülmüştür (Tablo 2, Şekil 6). İncelenen makalelerde özellikle, bulanık mantık 12 makalede (alt türleriyle birlikte 23 kez), makine öğrenimi denetimli öğrenme algoritmalarından Karar Ağaçları (DT-Decision Tree) algoritması olan RF 22 kez, Sinir Ağları (NN-Neural Networks) 60 kez, Artırılmış Regresyon Ağaçları (BRT- Boosted Regression Trees) 24 çalışmada ve Destek Vektör Makineleri (SVM-Support Vector Machine) 23 çalışmada (alt türleriyle birlikte 31 kez) kullanılmıştır (Tablo 2, Şekil 7). İncelenen çalışmalarda en çok kullanılan makine öğrenimi algoritması olan sinir ağlarının, özellikle yapay sinir ağları algoritması ve alt türleri oldukça yaygın kullanıma sahiptir (45 kez, Tablo 2). Bu bağlamda, özellikle ANN, Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP- Multilayer Perceptron Network) ve Evrişimli Sinir Ağları (CNN-Convolutional Neural Networks) taşkın duyarlılık analizlerinde kullanımı yaygın olan sinir ağları modellerindedir (Tablo 2). İncelenen çalışmalarda makine öğrenimi denetimli öğrenme yöntemleri tüm makine öğrenim yöntemlerinin %97,6'sını oluşturmaktadır. Aynı çalışmada aynı algoritmanın farklı alt türleri de kullanılabildiği için yukarıda verilen sayılar alt türü olan algoritmalar için makale sayısı olarak değil, kullanım sayısı olarak verilmiştir.

İncelenen çalışmalarda, yaygın kullanıma sahip esnek hesaplama yöntemlerinde biri olan Bulanık Mantık (FL-Fuzzy Logic), makine öğrenme algoritmaları (Costache, 2019; Hong vd., 2018), metasezgisel optimizasyon algoritmaları (Termeh vd., 2018; Arora vd., 2021), istatistiksel yöntemler (Hong vd., 2018) ve MCDM yöntemleri (Ali vd., 2020; Tella ve Balogun, 2020) ile hibrit model oluşturularak taşkın duyarlılık haritalarının üretilmesinde kullanıldığı görülmektedir. Özellikle uzman görüşüne dayalı MCDM yöntemlerinin öznelliğinin giderilmesi ve daha nesnel sonuçların elde edilmesi için AHP, ANP, DEMATEL, TOPSIS vb. MCDM yöntemleriyle hibrit kullanımı (Ali vd., 2020; Tella ve Balogun, 2020) dikkat çekmektedir.

Evrimsel algoritmalar ve sürü zekası tabanlı optimizasyon algoritmaları incelenen makalelerde kullanılan metasezgisel optimizasyon algoritmalarıdır. Evrimsel algoritmalarından sırasıyla Genetik Algoritma (GA-Genetic Algorithm), Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon (BBO-Biogeography Based Optimization) ve Diferansiyel Evrim (DE-Differential Evolution) (Örn. Saleh vd., 2022; Roy vd., 2021; Arora vd., 2021) sürü zekası tabanlı optimizasyon algoritmalarından ise sırasıyla PSO, GWO, BA, Sosyal Örümcek Optimizasyonu (SSO-Social Spiders Optimization) ve Çekirge Optimizasyon Algoritması (GOA-Grasshopper Optimization Algorithm) en çok kullanılan algoritmalar (Tablo 2). Ayrıca Sezgisel Arama Algoritması K-Star algoritması (Kstar-K-Star Algorithm) da tercih edilen algoritmalar arasındadır (Siam vd., 2021; Ruidas vd., 2022; Tablo 2).

**Tablo 1.** İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan MCDM yöntemleri ve istatistiksel yöntemler

Yöntemler		Çalışma Sayısı		
<b>Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri (MCDM-Multi-Criteria Decision Making Methods)</b>	Analistik Hiyerarşi Süreci (AHP-Analytical Hierarchy Process)	37		
	Analistik Ağ Süreci (ANP-Analytic Network Process)	7		
	Karar Verme Deneme ve Değerlendirme Laboratuvarı (DEMATEL-Decision-Making Trial and Evaluation Laboratory)	4		
	Ağırlıklı Doğrusal Kombinasyon (WLC-Weighted Linear Combination)	4		
	Adım Adım Ağırlık Değerlendirme Oran Analizi (SWARA-Step-Wise Weight Assessment Ratio Analysis)	2		
	İdeal Çözüme Benzerlik Yoluyla Tercih Sıralama Tekniği (TOPSIS-Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution)	2		
	Kaba Küme Teorisi (RST-Rough Sets Theory)	Aralıklı Kaba Sayı (IRN-Interval Rough Numbers)	1	
	Nitelikli İdeal-Gerçek Karşılaştırma Analizi (MAIRCA- MultiAtributive Ideal-Real Comparative Analysis)		1	
	VIKOR (Vise Kriterijumska Optimizacija i Kompromisno Resenje)		1	
	Basit Toplamlı Ağırlıklandırma Yöntemi (SAW-Simple Additive Weighting Method)		1	
	Çok Nitelikli Sınır Yakınlaştırma Alanı Karşılaştırması (MABAC-Multi-Attributive Border Approximation Area Comparison)		1	
<b>İstatistiksel Yöntemler (Statistical Methods)</b>	İki Değişkenli İstatistiksel Yöntemler (BS-Bivariate Statistical Methods)	Frekans oranı (FR-Frequency Ratio)	30	
		Kanıt Ağırlığı (WOE-Weight of Evidence)	7	
		Kanıt Teorisi veya Dempster-Shafer Teorisi (DST-Dempster-Shafer Theory)	6	
		İstatistiksel İndeks (Wi-Statistical Index)	5	
		Kesinlik Faktörü (CF-Certainty Factor)	2	
		İki Değişkenli Olasılık Modeli (Bivariate Probability Model)	1	
	Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemler (MS- Multivariate Statistical Methods)	Lojistik Regresyon (LR-Logistic Regression)		23
			Kernel Lojistik Regresyon (KLR-Kernel Logistic Regression)	2
			Bayes Lojistik Regresyon (BLRM-Bayesian Logistic Regression Model)	1
			Binomial Lojistik Regresyon (Binomial Logistic Regression)	1
			Çok Terimli Lojistik Regresyon (MLR-Multinomial Logistic Regression)	1
			Rastgele Alt Örnekleme (Random Subsampling)	2
			Genelleştirilmiş Doğrusal Model (GLM-Generalized Linear Model)	2
			Bootstrapping	1

		Çok Değişkenli Regresyon (Multivariate Regression)	Kısmi En Küçük Kareler Regresyon (PLSR-Partial Least Squares Regression)	1
		Diskriminant Analizi (Discriminant Analysis)	Doğrusal Diskriminant Analizi (LDA-Linear Discriminant Analysis)	1
			Esnek Diskriminant Analizi (FDA-Flexible Discriminant Analysis)	1
			Çok Değişkenli Diskriminant Analizi (MDA- Multivariate Discriminant Analysis)	1
			Kuadratik Diskriminant Analizi (QDA-Quadratic Discriminant Analysis)	1
	Entropi (Entropy)	Shannon Entropisi (Shannon's Entropy)		7
		Entropi İndeksi (IOE- Index of Entropy)		1
	Diğer İstatistiksel Yöntemler	Ağırlık Faktörü (WF-Weighting Factor)		2
		Monte Carlo Simülasyonu (Monte Carlo Simulation)		1
		Sıralı Ağırlıklı Ortalama (OWA-Ordered Weighted Averaging)		1
		En Yakın Küçültülmüş Merkezler (NSC-Nearest Shrunken Centroids)		1
		Fonksiyonel Veri Analizi (FDA-Functional Data Analysis)		1
		Pearson Korelasyon Katsayısı (PCC-Pearson Correlation Coefficient Korelasyon Katsayısı)		1
		Korelasyon Nitelik Seçimi (CAE-Correlation Attributes Evaluation)		1
		Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transform)		1
Gama Operatörü (GO-Gamma Operator)		1		
Gauss süreci (GP- Gaussian Process)		1		



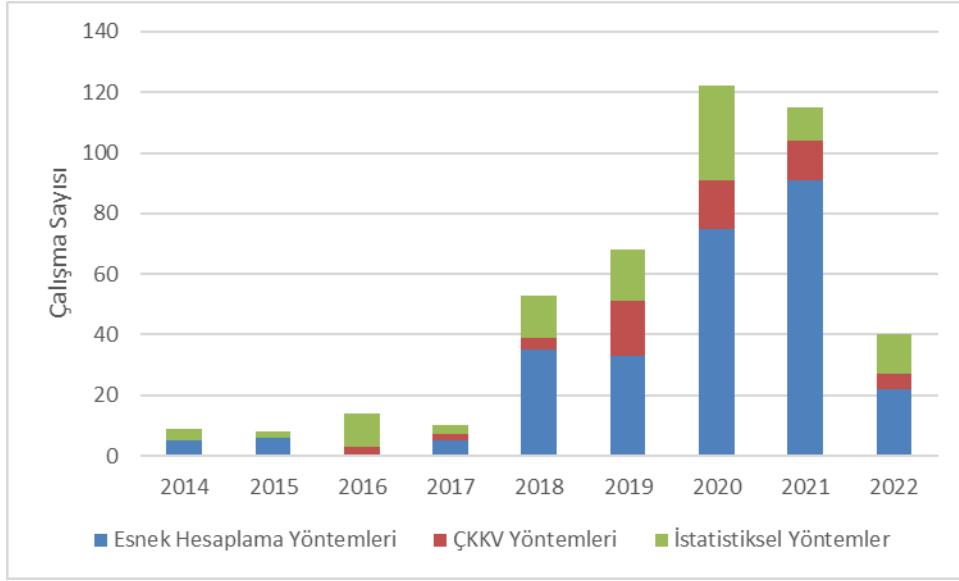
**Tablo 2.** İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan esnek hesaplama yöntemleri

Esnek Hesaplama Yöntemleri (Soft Computing Methods)			Çalışma Sayısı
<b>Metasezgisel Optimizasyon Algoritmaları</b>  (Metaheuristic Optimization Algorithms)	Evrimsel Algoritmalar (Evolutionary Algorithms)		
		Genetik Algoritma (GA-Genetic Algorithm)	8
		Biyocoğrafya Tabanlı Optimizasyon (BBO-Biogeography Based Optimization)	4
		Diferansiyel Evrim (DE-Differential Evolution)	2
		Harmoni Araması (HS-Harmony Search)	1
		İstilacı Yabani Ot Optimizasyonu (IWO-Invasive Weed Optimization)	1
		Kültürel Algoritma (CA-Cultural Algorithm)	1
		Emperyalist Rekabetçi Algoritma (ICA-Imperialist Competitive Algorithm)	1
	Sürü Zekası Tabanlı Optimizasyon Algoritmaları (Swarm Intelligence Optimization Algorithms)		
		Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO-Particle Swarm Optimization)	5
		Kuantum Parçacık Sürü Optimizasyonu (QPSO-Quantum Particle Swarm Optimization)	1
		Gri Kurt Optimizasyonu (GWO-Grey Wolf Optimization)	3
		Yarasa Algoritması (Bat Algorithm)	2
		Sosyal Örümcek Optimizasyonu (SSO-Social Spiders Optimization)	2
		Çekirge Optimizasyon Algoritması (GOA-Grasshopper Optimization Algorithm)	2
		Arı Algoritması (BA-Bees Algorithm)	1
		Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO-Ant Colony Optimization)	1
		Manta Ray Yiyecek Arama Optimizasyonu (MRFO-Manta Ray Foraging Optimization)	1
		Galaktik Sürü Optimizasyonu (GSO-Galactic Swarm Optimization)	1
	<b>Sezgisel Arama Algoritmaları</b> (Heuristic Search Algorithms)	Tembel Öğrenme (Lazy Learning)	K-Star Algoritması (Kstar-K-Star Algorithm)
<b>Bulanık Mantık</b> (Fuzzy Logic)	Bulanık Mantık (FL-Fuzzy Logic)		12
	Bulanık Sırasız Kural Algoritması (FURIA-Fuzzy Unordered Rule Induction Algorithm)		3
	Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS-Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems)		9
	Bulut Model (Cloud Model)		1
<b>Makine Öğrenimi</b> (Machine Learning)	Denetimli Öğrenme (Sınıflandırma • Regresyon) / (Supervised Learning (Classification • Regression))		
		Karar Ağaçları (DT-Decision Tree)	
		Rastgele Orman (RF-Random Forest)	20

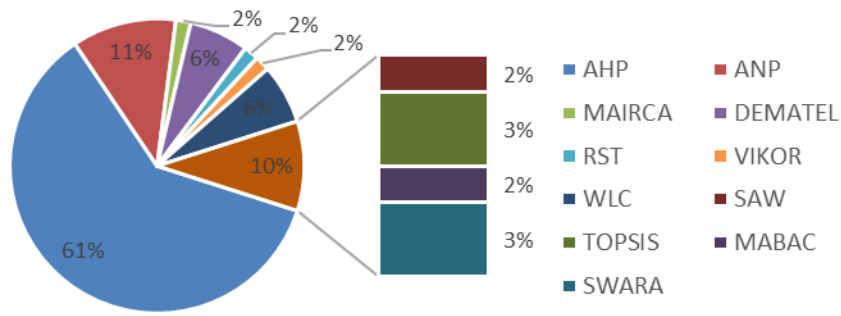
			Paralel Rastgele Orman (PRF-Parallel Random Forest)	1
			Düzenli Rastgele Orman (RRF-Regularized Random Forest)	1
			Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART - Classification and Regression Tree)	7
			Lojistik Model Ağacı (LMTREE- Logistic Model Tree)	4
			Ekstrem Rastgele Ağaçlar (ERT- Extremely Randomized Trees)	3
			Fonksiyonel-Ağaç (Functional-Tree)	3
			Credal Karar Ağacı (CDT-Credal Decision Tree)	2
			Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri (MARS- Multivariate Adaptive Regression Spline)	2
			Kısmi Karar Ağacı (PART-Partial Decision Tree)	1
			Best-First Tree (BFT)	1
			Azaltılmış Hata Budama Ağacı (REPT-Reduced Error Pruning Trees)	1
			Rastgele Ağaç (Rtree-Random Tree)	1
			Alternatif Karar Ağacı (Adtree-Alternating Decision Tree (Adtree))	4
			M5 Model Ağacı (M5- M5 Model Tree)	1
		Topluluklar (Ensembles)		
		Torbalama (Bagging)		
			Rastgele Alt Uzay (Random Subspace)	6
		Artırma (Boosting)		
			Artırılmış Regresyon Ağaçları (BRT- Boosted Regression Trees)	8
			Bayes Lojistik Regresyon (Bayesian Logistic Regression)	1
			Ekstrem Gradyan Artırma (XGBoost- Extreme Gradient Boosting)	4
			Uyarlanabilir Artırma (AdaBoost- Adaptive Boosting)	3
			AdaboostM1	3
			Adabag	1
			Logitboost	2
			Gradyan Artırma Ağaçları (GBT-Gradient Boosting Trees)	1
			Treenet / MART	1
			Gradyan Artırma Regresyon (GBR-Gradient Boosting Regression)	1
			Boosted Sınıflandırma (BCT-Boosted Classification)	1
			Lightgbm	1
			Catboost	1

			Multiboostab	1
			Dagging	4
			Bayes	
			Bayes Katkılı Regresyon Ağaçları (BART-Bayesian Additive Regression Trees)	1
			DECORATE (Oppositional Relabeling of Artificial Training Examples)	2
			EMCA (Ensemble Model Committee Averaging)	1
			EMCILNF (Ensemble Model Confidence Interval Inferior)	1
			EMCISUP (Ensemble Model Confidence Interval Superior)	1
			EMCV (Ensemble Model to Estimate The Coefficient of Variation)	1
			EMMEAN (Ensemble Model to Estimate The Mean)	1
			EMMEDIAN (Ensemble Model to Estimate The Median)	1
			EMWMEAN (Ensemble Model Based on Weighted Mean)	1
			K-En Yakın Komşu Algoritması (KNN-K-Nearest Neighbor Algorithm)	5
			Naive Bayes	2
			Naive Bayes Ağacı (NBT-Naive Bayes Tree)	6
			Rastgele Naive Bayes (RNB-Random Naive Bayes)	1
			Çok Terimli Naive Bayes (Multinomial Naive Bayes)	1
			Sinir Ağları (NN- Neural Networks)	
			Yapay Sinir Ağları (ANN-Artificial Neural Networks)	10
			Çok Katmanlı Algılayıcı Ağı (MLP- Multilayer Perceptron Network)	11
			Radyal Tabanlı Fonksiyon (RBF- Radial Basis Function)	2
			Gauss Radyal Tabanlı Fonksiyon (RBF- Gaussian Radial Base Function)	4
			Autoencoder	1
			Derin Öğrenme (Deep Learning)	
			Derin Öğrenme Sinir Ağı (DLNN- Deep Learning Neural Networks)	4
			Derin Sinir Ağı (DNN- Deep Neural Network)	2
			Evrşimli Sinir Ağları (CNN-Convolutional Neural Networks)	7

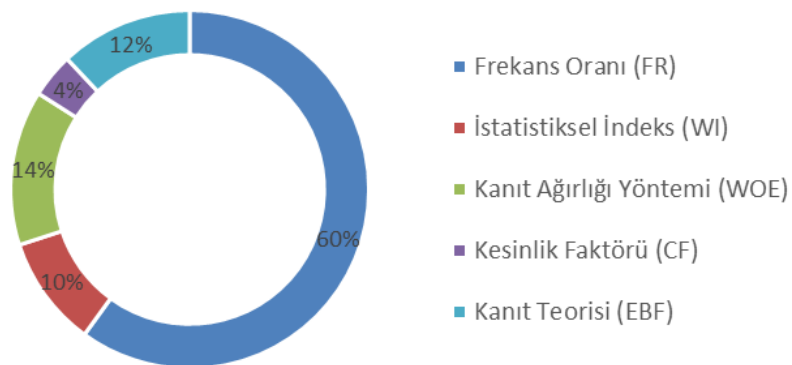
				Derin İnanç Ağı (DBN- Deep Belief Network)	2
				Kendini Düzenleyen Harita (SOM-Self-organizing map)	1
				Öğrenme Vektörü Nicemleme (LVQ- Learning Vector Quantization)	1
				Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM-Long-Short Term Memory)	1
				Tek Gizli Katmanlı İleri Beslemeli Sinir Ağı (Single-Hidden Layer Feedforward Neural Network)	
				Aşırı Öğrenme (Extreme Learning)	3
				Adaptif Rezonans Teorisi (ART-Adaptive Resonance Theory (ART))	1
				Grup Veri İşleme Yöntemi (GMDH- Group Method of Data Handling)	1
				Destek Vektör Makinesi (SVM-Support Vector Machine)	23
				Linear Kernel (LN) SVM	2
				Polynomial Kernel (PL) SVM	2
				Sigmoid Kernel (SIG) SVM	2
				Weakly Labeled SVM (WELLSVM)	1
				Multiple Kernel SVM	1
				Destek Vektör Regresyonu (SVR-Support Vektör Regression)	5
				SVMreg	1
				Hyperpipes (HP)	1
				Boyut Azaltma (Dimensionality Reduction)	
				Temel Bileşenler Analizi (PCA-Principal Component Analysis)	
				Rotasyon Ormanı (ROF- Rotation Forest)	4
				Yapılandırılmış Kestirim (Structured Prediction)	
				Grafik Modeller (Graphical Models)	
				Bayes İnanç Ağları (BBN- Bayesian Belief Networks)	1



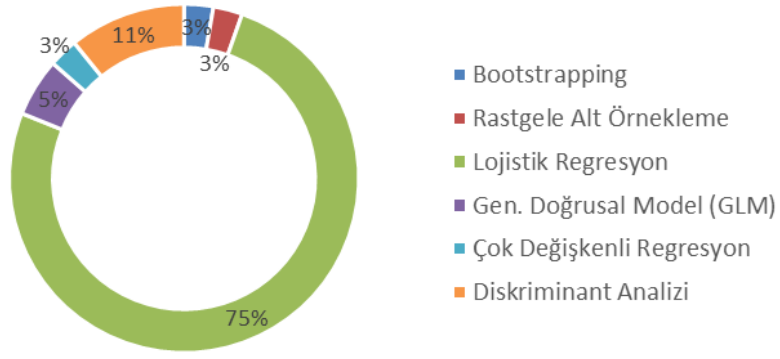
Şekil 2. İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan yöntemlerin yıllara göre dağılımı



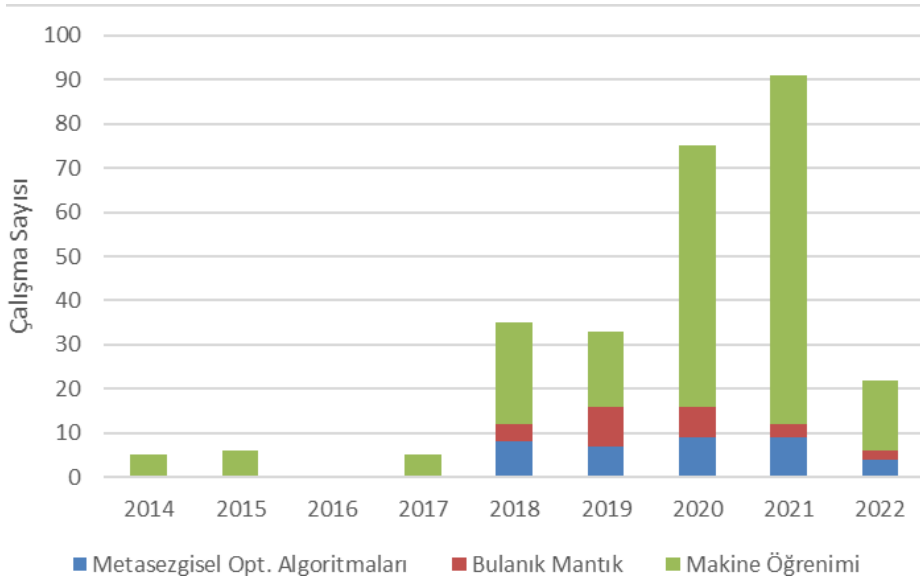
Şekil 3. İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan MCDM yöntemler



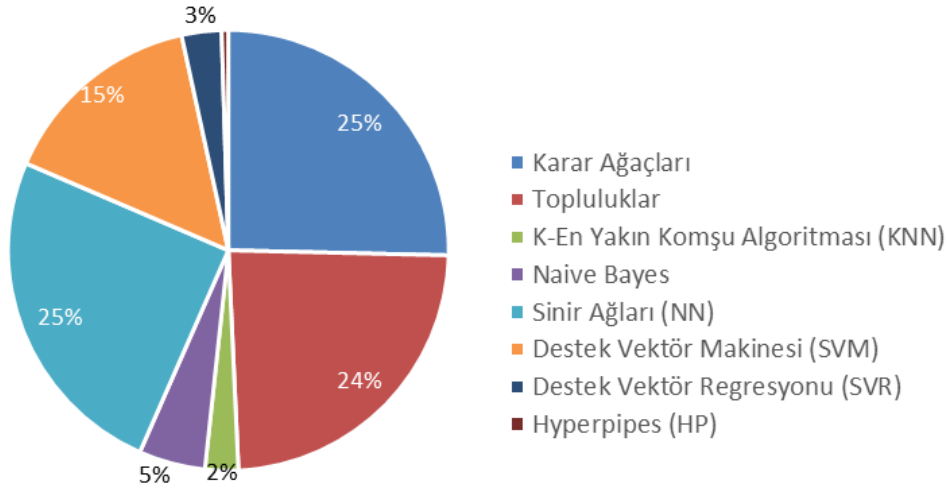
Şekil 4. İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan iki değişkenli istatistiksel yöntemler (BS)



Şekil 5. İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan çok değişkenli istatistiksel yöntemler (MS)



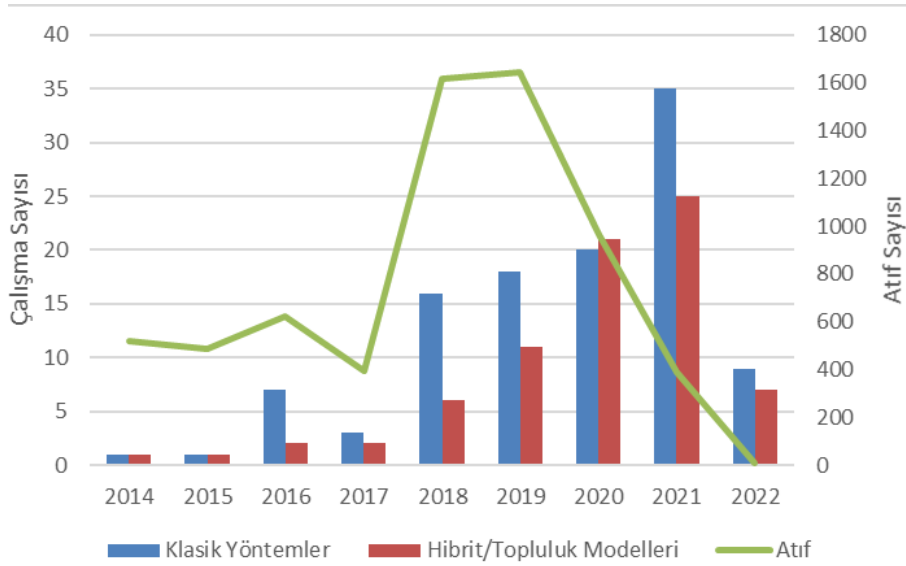
Şekil 6. İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan esnek hesaplama yöntemleri



Şekil 7. İncelenen çalışmalarda taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında kullanılan makine öğrenimi denetimli öğrenme algoritmaları

#### 4. Sonuç ve Tartışma

Canlı yaşamı ve ekonomik faaliyetler üzerinde büyük kayıplara yol açabilecek potansiyele sahip taşkın afeti küresel ölçekte her yıl yaşamın olağan akışını aksamaya uğratmakta ve/veya geri döndürülemez kayıplara neden olmaktadır. (Rehman vd., 2022). Bütüncül taşkın yönetimi taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulması önemli bir yere sahiptir. CBS platformlarında analizi, güncellemesi ve farklı kullanıcılar tarafından kullanım/entegrasyonu mümkün olan taşkın duyarlılık haritaları, yerel planlamacılar ve devlet kurumları için erken uyarı sistemlerinin tasarlanmasında, böylelikle olası can kayıpları ve sosyoekonomik zararların azaltılmasında etkilidir (Rehman vd., 2022). Bu bağlamda, özellikle bölgesel ölçekte taşkın duyarlılık analizleri literatürde birçok bilim insanının araştırma konusu olmuştur. Yapılan çalışmalarda araştırmacılar tarafından önerilen yöntemler, uzman görüşü tabanlı veya veri tabanlı olması ve uygulama kolaylığı açısından birbirlerine göre farklılık göstermektedir. AHP gibi MCDM yöntemleri ile frekans oranı ve lojistik regresyon gibi istatistiksel yöntemler uygulama kolaylığı ve yüksek doğruluk oranlarıyla taşkın duyarlılık çalışmalarının yapıldığı ilk yıllardan günümüze değin tercih edilme oranı yüksek yöntemlerdir (Tablo 2, Şekil 2, 3 ve 4). Bununla birlikte, karmaşık gerçek yaşam problemlerinin belirsizliklerine karşı insan zekasının bilişsel yaklaşım modelini oluşturan esnek hesaplama yöntemlerinin taşkın duyarlılık analizlerinde son yıllarda yapılan çalışmalarda belirgin şekilde daha fazla tercih edildiği görülmektedir (Tablo 1, Şekil 2, 6 ve 7). Bu eğilimin sebebi, araştırmacıların da çalışmalarında belirttikleri gibi, taşkın karmaşık mekanizması nedeniyle genellikle doğrusal olmayan bir yapıya sahip olmasıdır (Costache ve Bui, 2019; Tehrany vd., 2015; Liu vd., 2022). Taşkın bu doğası araştırmacıları geleneksel hesaplama yöntemlerinden, karmaşık yapıda olan ve belirsizlik içeren gerçek yaşam problemlerinin çözülmesi için hesaplamalı zeki yöntemlerin kombinasyonunu sunan sezgisel yaklaşımların kullanıldığı esnek hesaplama yöntemlerine yönelmeye teşvik etmiştir. Bununla birlikte, taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında daha objektif sonuçlar elde etmeyi amaçlayan araştırmacılar; MCDM yöntemleri, istatistiksel yöntemler ve esnek hesaplama yöntemlerinin birbiriyle entegre olarak kullanıldığı yeni hibrit modeller ile iki veya daha fazla yöntemin bir arada kullanıldığı topluluk modelleri önermektedir (Şekil 8). Hibrit modellerin kullanıldığı ve diğer yöntemlerle karşılaştırıldığı hemen her çalışmada önerilen modellerin doğruluk oranının kullanılan geleneksel yöntemlerden daha yüksek olduğu belirtilmiştir (Shahabi vd., 2021; Pham vd., 2018). İncelenen çalışmalara göre hibrit ve topluluk modelleri 2018 yılından günümüze değin taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulmasında gittikçe artan bir kullanım oranına sahiptir (Şekil 8). Yine incelenen çalışmalarda en çok toplam atıf alan 2018 ve 2019 yıllarında yapılan çalışmalara bakıldığında, 22 kez MCDM yöntemlerinin, 31 kez istatistiksel yöntemlerin, 15 kez metasezgisel optimizasyon algoritmalarının, 13 kez bulanık mantık ve 40 kez makine öğrenimi algoritmalarının kullanıldığı görülmektedir. Bu duruma istinaden, 2018 ve 2019 yıllarında geleneksel yöntemlerden daha fazla tercih edilmiş olan esnek hesaplama yöntemlerinin, alınan toplam atıf sayısındaki artışı etkilediği düşünülmektedir.



Şekil 8. İncelenen çalışmalarda kullanılan yöntem ve modellerin yıllara göre dağılımı ile çalışmaların yıl bazlı aldığı toplam atif sayısı

Önceki bölümde ve bu bölüm içerisinde bahsedilen yaklaşımların her birinin güçlü yönleri olmasının yanısıra taşkın duyarlılık haritalarının oluşturulması açısından çeşitli belirsizlikler üretebilecek belirli zayıflıkları vardır (Vojtek ve Vojteková, 2019). Bu nedenle, taşkın duyarlılık analizleri için seçilen metodoloji, parametrelerin taşkın oluşturan mekanizmalar üzerindeki etkisinin mekansal olarak sürekli ve kümülatif doğasını yeterince temsil etmelidir (Vojtek ve Vojteková, 2019). Ek olarak, taşkın duyarlılık haritalaması için uygun bir metodolojinin seçimi mekansal ölçeğe de (yerel, bölgesel, ulusal veya küresel) bağlı olmalıdır (Vojtek ve Vojteková, 2019).

## Teşekkür

Değerli görüş ve katıklarından dolayı Prof. Dr. Hakan Çağdaş Aladağ'a teşekkür ederim.

## Kaynaklar

- Adger, W. N. (2006). Vulnerability. *Global Environmental Change*, 16(3), 268-281.
- Al-Abadi, A. M. (2018). Mapping flood susceptibility in an arid region of southern Iraq using ensemble machine learning classifiers: a comparative study. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(9), 1-19.
- Albano, R., & Sole, A. (2018). Geospatial methods and tools for natural risk management and communications. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(12), 470-479.
- Ali, S. A., Parvin, F., Pham, Q. B., Vojtek, M., Vojteková, J., Costache, R., Linh, N. T., Nguyen, H. O., Ahmad, A., & Ghorbani, M. A. (2020). GIS-based comparative assessment of flood susceptibility mapping using hybrid multi-criteria decision-making approach, naïve Bayes tree, bivariate statistics and logistic regression: a case of Topľa basin, Slovakia. *Ecological Indicators*, 117, 106620. doi: 10.1016/j.ecolind.2020.106620.
- Arora, A., Arabameri, A., Pandey, M., Siddiqui, M. A., Shukla, U. K., Bui, D. T., Mishra, V. N., & Bhardwaj, A. (2021). Optimization of state-of-the-art fuzzy-metaheuristic ANFIS-based machine learning models for flood susceptibility prediction mapping in the Middle Ganga Plain, India. *Science of the Total Environment*, 750, 141565. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.141565.
- Arslankaya, D., & Göraltay, K. (2019). *Çok Kriterli Karar Verme Yöntemlerinde Güncel Yaklaşımlar*. Ankara: Iksad Publications.
- Avrupa Komisyonu, (2007). Directive 2007/60/EC of the European Parliament and of the Council of 23 October 2007 on the assessment and management of flood risks, Official Journal of the European Communities, 288, 27-34.
- Balica, S. F., Wright, N. G., & Van der Meulen, F. (2012). A flood vulnerability index for coastal cities and its use in assessing climate change impacts. *Natural Hazards*, 64(1), 73-105.



- Balogun, A., Quan, S., Pradhan, B., Dano, U., & Yekeen, S. (2020). An improved flood susceptibility model for assessing the correlation of flood hazard and property prices using geospatial technology and fuzzy-ANP. *Journal of Environmental Informatics*, 37(2), 107-122.
- Bera, S., Das, A., & Mazumder, T. (2022). Evaluation of machine learning, information theory and multi-criteria decision analysis methods for flood susceptibility mapping under varying spatial scale of analyses. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 25, 100686. doi: 10.1016/j.rsase.2021.100686.
- Buckley, J. J., & Hayashi, Y. (1994). Fuzzy neural networks: A survey. *Fuzzy Sets and Systems*, 66(1), 1-13.
- Bui, Q. T., Nguyen, Q. H., Nguyen, X. L., Pham, V. D., Nguyen, H. D., & Pham, V. M. (2020). Verification of novel integrations of swarm intelligence algorithms into deep learning neural network for flood susceptibility mapping. *Journal of Hydrology*, 581, 124379, doi: 10.1016/j.jhydrol.2019.124379.
- Chen, Z., & Wang, J. (2007). Landslide hazard mapping using logistic regression model in Mackenzie Valley, Canada. *Natural Hazards*, 42(1), 75-89.
- Chowdary, V. M., Chakraborty, D., Jeyaram, A., Murthy, Y. V. N., Sharma, J. R., & Dadhwal, V. K. (2013). Multi-criteria decision making approach for watershed prioritization using analytic hierarchy process technique and GIS. *Water Resources Management*, 27(10), 3555-3571.
- Costache, R. (2019). Flood susceptibility assessment by using bivariate statistics and machine learning models-a useful tool for flood risk management. *Water Resources Management*, 33(9), 3239-3256.
- Costache, R., & Bui, D. T. (2019). Spatial prediction of flood potential using new ensembles of bivariate statistics and artificial intelligence: A case study at the Putna river catchment of Romania. *Science of The Total Environment*, 691, 1098-1118.
- Custer, R. (2015). *Hierarchical modelling of flood risk for engineering decision analysis*. Technical University of Denmark, Department of Civil Engineering. Retrieved from [http://orbit.dtu.dk/files/124322422/Rocco\\_Custer\\_Til\\_Orbit.pdf](http://orbit.dtu.dk/files/124322422/Rocco_Custer_Til_Orbit.pdf).
- Dai, F. C., & Lee, C. F. (2002). Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, 42(3-4), 213-228.
- Dano, U. L., Balogun, A. L., Matori, A. N., Wan Yusouf, K., Abubakar, I. R., Said Mohamed, M. A., ... & Pradhan, B. (2019). Flood susceptibility mapping using GIS-based analytic network process: A case study of Perlis, Malaysia. *Water*, 11(3), 615. doi: 10.3390/w11030615.
- Derin Cengiz, L. (2020). *Farklı analitik hiyerarşi süreci yöntemlerinin heyelan duyarlılığı haritalamalarındaki etkinliğinin araştırılması* (Doktora Tezi), Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye.
- Derin Cengiz, L., & Ercanoğlu, M. (2022). A novel data-driven approach to pairwise comparisons in AHP using fuzzy relations and matrices for landslide susceptibility assessments. *Environmental Earth Sciences*, 81(7), 1-23.
- DFO. (2014). Dartmouth Flood Observatory. Retrieved from: <http://www.dartmouth.edu/>
- Dimitriadis, P., Tegos, A., Oikonomou, A., Pagana, V., Koukouvinos, A., Mamassis, N., ... & Efstratiadis, A. (2016). Comparative evaluation of 1D and quasi-2D hydraulic models based on benchmark and real-world applications for uncertainty assessment in flood mapping. *Journal of Hydrology*, 534, 478-492.
- Ibrahim, D. (2016). An overview of soft computing. *Procedia Computer Science*, 102, 34-38.
- EM-DAT. (2012, Mart 30). *The international disaster database*. *Natural Disasters Trends*. Retrieved from <http://www.emdat.be/natural-disasters-trends>
- Fenicia, F., Kavetski, D., Savenije, H. H., Clark, M. P., Schoups, G., Pfister, L., & Freer, J. (2014). Catchment properties, function, and conceptual model representation: is there a correspondence?. *Hydrological Processes*, 28(4), 2451-2467.
- Hamurcu, M., & Eren, T. (2015). Ankara Büyükşehir Belediyesi'nde çok ölçütlü karar verme yöntemi ile monoray güzergâh seçimi. *Transist*, 8, 410-419.
- Hong, H., Tsangaratos, P., Iliä, I., Liu, J., Zhu, A. X., & Chen, W. (2018). Application of fuzzy weight of evidence and data mining techniques in construction of flood susceptibility map of Poyang County, China. *Science of the Total Environment*, 625, 575-588.
- Jacinto, R., Grosso, N., Reis, E., Dias, L., Santos, F. D., & Garrett, P. (2015). Continental Portuguese territory flood susceptibility index—contribution to a vulnerability index. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 15(8), 1907-1919.
- Jeb, D. N., & Aggarwal, S. P. (2008). Flood inundation hazard modeling of the River Kaduna using remote sensing and geographic information systems. *Journal of Applied Sciences Research*, 4(12), 1822-1833.
- Jebur, M. N., Pradhan, B., & Tehrany, M. S. (2014). Optimization of landslide conditioning factors using very high-resolution airborne laser scanning (LiDAR) data at catchment scale. *Remote Sensing of Environment*, 152, 150-165.
- Jha, A. K., Bloch, R., & Lamond, J. (2012). *Cities and flooding: a guide to integrated urban flood risk management for the 21st century*. Washington D.C., USA: World Bank Publications.

- Kaya, Ç. M. (2017). *Akım gözlem istasyonu bulunmayan taşkın havzalarındaki değişimlerin taşkın riskine etkisinin belirlenmesi: Rize, Güneysu örneği* (Doktora Tezi). Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, Türkiye.
- Kaya, Ç. M. (2018). Taşkın riskinin belirlenmesinde sosyo-demografik ve sosyo-ekonomik özelliklerin önemi. *Afet ve Risk Dergisi*, 1(1), 53-62.
- Kaya, Ç. M. (2021). 1B ve 2B taşkın modellemesinin karşılaştırılması: Fol deresi örneği. *Afet ve Risk Dergisi*, 5(1), 13-21.
- Kia, M. B., Pirasteh, S., Pradhan, B., Mahmud, A. R., Sulaiman, W. N. A., & Moradi, A. (2012). An artificial neural network model for flood simulation using GIS: Johor River Basin, Malaysia. *Environmental Earth Sciences*, 67(1), 251-264.
- Knebl, M. R., Yang, Z. L., Hutchison, K., & Maidment, D. R. (2005). Regional scale flood modeling using NEXRAD rainfall, GIS, and HEC-HMS/RAS: a case study for the San Antonio River Basin Summer 2002 storm event. *Journal of Environmental Management*, 75(4), 325-336.
- Kundzewicz, Z. W., Pińskwar, I., & Brakenridge, G. R. (2013). Large floods in Europe, 1985–2009. *Hydrological Sciences Journal*, 58(1), 1-7. doi: 10.1080/02626667.2012.745082.
- Lavoie, B., & Mahdi, T. F. (2017). Comparison of two-dimensional flood propagation models: SRH-2D and Hydro\_AS-2D. *Natural Hazards*, 86(3), 1207-1222.
- Lee, S. (2005). Application of logistic regression model and its validation for landslide susceptibility mapping using GIS and remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing*, 26(7), 1477-1491.
- Lee, S., & Talib, J. A. (2005). Probabilistic landslide susceptibility and factor effect analysis. *Environmental Geology*, 47(7), 982-990.
- Lee, S., & Pradhan, B. (2007). Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models. *Landslides*, 4(1), 33-41.
- Li, Q., Jiang, X., & Liu, D. (2013). Analysis and modelling of flood risk assessment using information diffusion and artificial neural network. *Water SA*, 39(5), 643-648.
- Li, X., Yan, D., Wang, K., Weng, B., Qin, T., & Liu, S. (2019). Flood risk assessment of global watersheds based on multiple machine learning models. *Water*, 11(8), 1654-1672.
- Liu, J., Wang, J., Xiong, J., Cheng, W., Li, Y., Cao, Y., He, Y., Duan, Y., He, W., & Yang, G. (2022). Assessment of flood susceptibility mapping using support vector machine, logistic regression and their ensemble techniques in the Belt and Road region. *Geocarto International*, doi: 10.1080/10106049.2022.2025918.
- Mahmoud, S. H., & Gan, T. Y. (2018). Multi-criteria approach to develop flood susceptibility maps in arid regions of Middle East. *Journal of Cleaner Production*, 196, 216-229.
- Neumüller, C., Wagner, S., Kronberger, G., & Affenzeller, M. (2011, February). Parameter meta-optimization of metaheuristic optimization algorithms. In *International Conference on Computer Aided Systems Theory. Proceedings*. (pp. 367-374). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Pham, B. T., Shirzadi, A., Bui, D. T., Prakash, I., & Dholakia, M. B. (2018). A hybrid machine learning ensemble approach based on a radial basis function neural network and rotation forest for landslide susceptibility modeling: A case study in the Himalayan area, India. *International Journal of Sediment Research*, 33(2), 157-170.
- Pradhan, B. (2013). A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*, 51(2), 350-365.
- Rahmati, O., Pourghasemi, H. R., & Zeinivand, H. (2016). Flood susceptibility mapping using frequency ratio and weights-of-evidence models in the Golastan Province, Iran. *Geocarto International*, 31(1), 42-70.
- Rahmati, O., Darabi, H., Panahi, M., Kalantari, Z., Naghibi, S. A., Ferreira, C. S. S., Kornejady, A., Karimidastenaie, Z., Mohammadi, F., Stefanidis, S., Bu, D. T., & Haghghi, A. T. (2020). Development of novel hybridized models for urban flood susceptibility mapping. *Scientific Reports*, 10(1), 12937. doi: 10.1038/s41598-020-69703-7.
- Rehman, S., Hasan, M. S. U., Rai, A. K., Rahaman, M. H., Avtar, R., & Sajjad, H. (2022). Integrated approach for spatial flood susceptibility assessment in Bhagirathi sub-basin, India using entropy information theory and geospatial technology. *Risk Analysis*, doi: 10.1111/risa.13887.
- Rentschler, J., & Salhab, M. (2020). *People in harm's way: Flood exposure and poverty in 189 countries*. The World Bank. Retrieved from <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/34655>
- Roy, P., Pal, S. C., Arabameri, A., Rezaie, F., Chakraborty, R., Chowdhuri, I., ... & Das, B. (2021). Climate and land use change induced future flood susceptibility assessment in a sub-tropical region of India. *Soft Computing*, 25(8), 5925-5949.
- Ruidas, D., Chakraborty, R., Islam, A. R. M., Saha, A., & Pal, S. C. (2022). A novel hybrid of meta-optimization approach for flash flood-susceptibility assessment in a monsoon-dominated watershed, Eastern India. *Environmental Earth Sciences*, 81(5), 145. doi: 10.1007/s12665-022-10269-0.
- Saaty, T. L. (1985). Decision making for leaders. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-15(3), 450-452.

- Shunca, S., & Katayama, T. (1994). The flood disaster and mitigation projects in Yangtze Delta area. In *INCEDE Report 1994-01* (Vol. 2, pp. 143-8). International Center for Disaster-Mitigation Engineering.
- Saleh, A., Yuzir, A., Sabtu, N., Abujayyab, S. K., Bunmi, M. R., & Pham, Q. B. (2022). Flash flood susceptibility mapping in urban area using genetic algorithm and ensemble method. *Geocarto International*, doi: 10.1080/10106049.2022.2032394.
- Shahabi, H., Shirzadi, A., Ronoud, S., Asadi, S., Pham, B. T., Mansouripour, F., ... & Bui, D. T. (2021). Flash flood susceptibility mapping using a novel deep learning model based on deep belief network, back propagation and genetic algorithm. *Geoscience Frontiers*, 12(3), 101100. doi: 10.1016/j.gsf.2020.10.007.
- Siam, Z. S., Hasan, R. T., Anik, S. S., Noor, F., Adnan, M. S. G., & Rahman, R. M. (2021, July). Study of Hybridized Support Vector Regression Based Flood Susceptibility Mapping for Bangladesh. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems* (pp. 59-71). Springer, Cham.
- Sole, A., Giosa, L., Albano, R., & Cantisani, A. (2013). The laser scan data as a key element in the hydraulic flood modelling in urban areas. *Proceedings of the international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences—ISPRS archive*, XL-4/W1, 65–70.
- Stavropoulos, S., Zaimes, G. N., Filippidis, E., Diaconu, D. C., & Emmanouloudis, D. (2020). Mitigating flash floods with the use of new technologies: A Multi-criteria decision analysis to map flood susceptibility for Zakynthos Island, Greece. *Journal of Urban and Regional Analysis*, 12(2), 233-248.
- Tella, A., & Balogun, A. L. (2020). Ensemble fuzzy MCDM for spatial assessment of flood susceptibility in Ibadan, Nigeria. *Natural Hazards*, 104(3), 2277-2306.
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2013). Spatial prediction of flood susceptible areas using rule based decision tree (DT) and a novel ensemble bivariate and multivariate statistical models in GIS. *Journal of Hydrology*, 504, 69-79.
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2014a). Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *Journal of Hydrology*, 512, 332-343.
- Tehrany, M. S., Lee, M. J., Pradhan, B., Jebur, M. N., & Lee, S. (2014b). Flood susceptibility mapping using integrated bivariate and multivariate statistical models. *Environmental Earth Sciences*, 72(10), 4001-4015.
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., Mansor, S., & Ahmad, N. (2015). Flood susceptibility assessment using GIS-based support vector machine model with different kernel types. *Catena*, 125, 91-101.
- Tehrany, M. S., Jones, S., & Shabani, F. (2019). Identifying the essential flood conditioning factors for flood prone area mapping using machine learning techniques. *Catena*, 175, 174-192.
- Termeh, S. V. R., Kornejady, A., Pourghasemi, H. R., & Keesstra, S. (2018). Flood susceptibility mapping using novel ensembles of adaptive neuro fuzzy inference system and metaheuristic algorithms. *Science of the Total Environment*, 615, 438-451.
- Tang, Z., Yi, S., Wang, C., & Xiao, Y. (2018). Incorporating probabilistic approach into local multi-criteria decision analysis for flood susceptibility assessment. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 32(3), 701-714.
- UNDP. (2004). World Energy Assessment—Energy and the Challenge of Sustainability. Overview: 2004 Update. United Nations Development Programme, New York.
- USGS. (2022, Mart 30). *Floods and Flood Plains*. Retrieved from <https://pubs.usgs.gov/of/1993/ofr93-641/pdf/ofr93-641.pdf>
- URL-1. (2022, Mart 30). *Esnek Hesaplamaya Giriş*. Retrieved from <https://ekblc.files.wordpress.com/2013/09/esnek-hesaplamaya-giric59f.pdf>
- URL-2. (2022, Mart 30). *Yapay zeka: esnek hesaplama ve örnek bazı uygulamalar*. Retrieved from [https://cdn.bartın.edu.tr/istatistikhesaplama/04e2a9cf26efbde9d694b803c2b5074a/yzesnekhesaplama\\_4gulZTz.pdf](https://cdn.bartın.edu.tr/istatistikhesaplama/04e2a9cf26efbde9d694b803c2b5074a/yzesnekhesaplama_4gulZTz.pdf)
- Malczewski, J. (1999). *GIS and Multicriteria Decision Analysis*. New York, NY: John Wiley & Sons.
- Wang, Z., Lai, C., Chen, X., Yang, B., Zhao, S., & Bai, X. (2015). Flood hazard risk assessment model based on random forest. *Journal of Hydrology*, 527, 1130-1141.
- Wang, Y., Hong, H., Chen, W., Li, S., Pamučar, D., Gigović, L., Dropnjak, S., Bui D. T., & Duan, H. (2018). A hybrid GIS multi-criteria decision-making method for flood susceptibility mapping at Shangyou, China. *Remote Sensing*, 11(1), 62. doi: 10.3390/rs11010062.
- Wubalem, A., Tesfaw, G., Dawit, Z., Getahun, B., Mekuria, T., & Jothimani, M. (2021). Comparison of statistical and analytical hierarchy process methods on flood susceptibility mapping: In a case study of the Lake Tana sub-basin in northwestern Ethiopia. *Open Geosciences*, 13(1), 1668-1688.
- Vojtek, M., & Vojteková, J. (2019). Flood susceptibility mapping on a national scale in Slovakia using the analytical hierarchy process. *Water*, 11(2), 364-381.
- Zadeh, L. A. (1994, April). Fuzzy logic: issues, contentions and perspectives. In *ICASSP'94. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Proceedings*. (Vol. 6, pp. VI/183). IEEE.