

# HEYELAN DUYARLILIK HARİTASININ ÜRETİLMESİNDE KULLANILAN FAKTÖRLERİN ETKİLERİNİN ARAŞTIRILMASI: DÜZKÖY ÖRNEĞİ

Taşkın KAVZOĞLU<sup>1</sup>, İsmail ÇÖLKESEN<sup>2</sup>, Emrehan Kutluğ ŞAHİN<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Prof. Dr., Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Jeodezi ve Fotogrametri Müh. Bölümü, 41400, Gebze, Kocaeli, [kavzoglu@gyte.edu.tr](mailto:kavzoglu@gyte.edu.tr)

<sup>2</sup>Araş. Gör., Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Jeodezi ve Fotogrametri Müh. Bölümü, 41400, Gebze, Kocaeli

## ÖZET

Geçtiğimiz yüzyıl boyunca doğal afetlerin sayısı önemli derecede artış göstermiş ve dünya üzerindeki ülkeler yüzlerce yıkıcı afete maruz kalmıştır. Heyelan büyük boyutlarda can ve mal kayıplarına neden olan en etkili doğal afetlerden biridir. Afet yönetimi için heyelana duyarlı alanların konumlarının ve risk büyüklüklerinin tahmin edilmesi önemlidir. Bu nedenle etkili bir afet yönetimi süreci temel altlık olarak tanımlanan doğru ve güncel heyelan duyarlılık haritaları gerektirir. Heyelan duyarlılık haritalarının üretilmesi sürecinde çevresel şartlara göre farklılık gösteren birçok faktör bir arada analiz edilir. Söz konusu faktörlerin yanında doğruluğu yüksek heyelan duyarlılık haritası üretiminde uygun bir modelleme tekniğinin seçimi önemlidir. Günümüze kadar literatürde bu amaca yönelik istatistiksel ve sezgisel yaklaşımlar içeren birçok modelleme tekniği tanımlanmış ve uygulanmıştır. Bu çalışmanın temel amacı heyelan duyarlılığını etkileyen faktörlerin sayısındaki artışın duyarlılık haritasının doğruluğu üzerindeki etkilerinin incelenmesidir. Bu amaçla farklı boyutlardaki 4 veri seti (3 faktör, 5 faktör, 7 faktör ve 10 faktör içeren) oluşturulmuştur. Heyelan duyarlılık haritasının üretiminde geleneksel bir metod olan lojistik regresyon yöntemi ve son zamanlarda kullanılan veri madenciliği yöntemlerinden destek vektör makineleri kullanılmıştır. Sonuçlar faktör sayısındaki artış ile birlikte heyelan duyarlılık haritalarındaki doğruluğun belli bir seviyeye kadar arttığını göstermiştir. Bu kritik düzeyden sonra doğruluğun azalma eğiliminde olduğu belirlenmiştir. Bu davranış literatürde Hughes fenomeni ya da boyutsallık problemi ile açıklanabilmektedir. Diğer bir bulgu ise tüm durumlar için destek vektör makinelerinin lojistik regresyon yöntemine göre %6 daha doğru sonuçlar ürettiğini göstermektedir.

**Anahtar Sözcükler:** Heyelan duyarlılık haritaları, Coğrafi bilgi sistemleri, Heyelan faktörleri, Destek vektör makineleri, Lojistik regresyon

## ABSTRACT

Over the last decade, the number of natural disasters has risen dramatically and countries across the world have witnessed thousands of destructive natural disasters. Landslide is one of the most effective natural hazards causing devastating property damage and loss of life. It is essential to predict the location of landslide prone areas and magnitude of the landslides for the effective hazard management. Therefore, an effective hazard management process requires producing accurate and up-to-date landslide susceptibility maps which can be defined as a primary input. Several landslide triggering factors varying according to environmental conditions have been analyzed together during the landslide susceptibility mapping process. In addition to triggering factors, selecting an appropriate modeling technique is essential for the producing accurate landslide susceptibility map. Up to now, many modeling techniques including statistical and heuristic approaches have been introduced and applied for this purpose in the literature. The main purpose of this study was to investigate the effects of number of landslide triggering factors on the accuracy of susceptibility maps. For this purpose 4 data sets having different sizes of triggering factors (i.e. containing 3 factors, 5 factors, 7 factors and 10 factors) were formed. Traditional logistic regression method and support vector machines, a relatively new data mining method, were applied to produce susceptibility map. Results showed that the increase in the number of triggering factors improved the accuracy of the landslide susceptibility maps till a certain level. After this critical level, the accuracy showed a downward trend. This behavior can be explained by the Hughes phenomenon or curse of dimensionality in the literature. Another important finding is that for all cases support vector machine produced higher accurate results (6%) than the traditional logistic regression model.

**Keywords:** Landslide susceptibility maps, Geographical information system, Landslides factors, Support vector machines, Logistic regression

## GİRİŞ

Çevresel koşulların beklemeyen şekilde değişmesiyle ortaya çıkan doğal afetler, çok sayıda can ve mal kayıplarına neden olmaktadır. Dünyada ve ülkemizde sıkça görülen doğal afetlerden birisi de heyelan olaylarıdır. Yamaç dengesinin bozulması sonucu yer çekiminin etkisiyle arazinin bir bölümünün yamaç eğilimi doğrultusunda hareket ederek şekil ve yer değiştirmesi olarak tanımlanan heyelanlar özellikle ülkemizde eğimin ve yağışın fazla olduğu Karadeniz bölgesinde sıklıkla görülmektedir. İnsan hayatının güvenliği, yerel ve ulusal

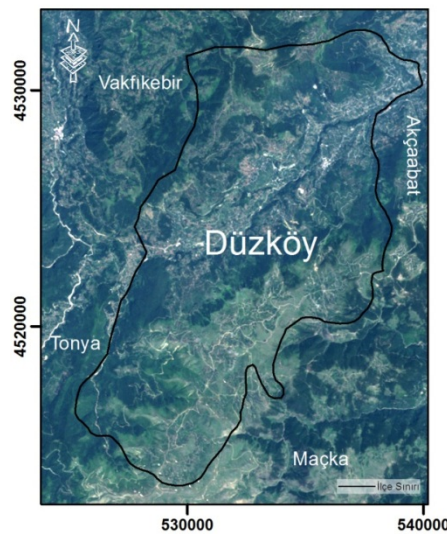
çapta ekonomik kayıpların önlenmesi açısından heyelana duyarlı alanların tespiti ve heyelan duyarlılık haritalarının üretilmesi büyük öneme sahiptir. Heyelan duyarlılık analizinin temel amacı, tehlikeli ve riskli alanların tespit edilerek heyelanın etkilerini azaltmaktır (Reis vd., 2009). Bu nedenle heyelana duyarlı alanların belirlenmesi, doğru ve güncel duyarlılık haritalarının üretilmesi afet yönetimi çalışmalarının üzerinde önemle durulan bir konudur.

Heyelan duyarlılık haritalarının üretilmesi, heyelana etki edebilecek faktörlerin belirlenerek kullanılan faktörlerin bir arada değerlendirilmesini içeren bir analiz sürecidir. Bu süreç içerisindeki temel işlem adımlarından biri kullanılacak faktörlerin belirlenmesi ve harita üretiminde kullanılacak yöntemin seçilmesidir. Literatür incelendiğinde heyelan duyarlılık haritalarının üretilmesinde çalışma bölgesine bağlı olarak veya mevcut veri setlerine göre farklı sayıda faktörün duyarlılık analizinde kullanıldığı görülmektedir (Gómez and Kavzođlu, 2005; Reis vd., 2009; Yılmaz, 2010; Pradhan et al., 2010). Günümüze kadar duyarlılık haritalarının üretilmesinde birçok farklı teknik kullanılmış ve çeşitli derecelerde doğruluklar elde edilmiştir. Heyelan duyarlılık haritalarının hazırlanmasında sıklıkla kullanılan yöntemlerden bir diğeri ise lojistik regresyon yöntemidir (Dai and Lee, 2002; Bai et al., 2011; Kavzođlu vd., 2012). Heyelan duyarlılık haritalarının üretiminde literatürde yaygın olarak kullanılan diğeri ise olasılık modeline dayalı frekans oranı metodudur (Pradhan and Lee, 2010; Yılmaz, 2009; Yalcin et al., 2011). Bunun yanında yapay sinir ağları, karar ağaçları ve Bayes ağları gibi sezgisel algoritmalar ile duyarlılık haritalarının üretilmesi konusunda araştırmalar bulunmaktadır (Gómez and Kavzođlu, 2005; Yao et al., 2008). Günümüzde risk analizlerinde, en uygun yer belirleme gibi konumsal problemlerin çözümünü gerektiren uygulamalarda CBS tabanlı ÇKKA metodu yaygın olarak kullanılmaktadır (Anavberokhai, 2008, Boroushaki and Malczewski, 2008, Kavzođlu vd., 2010). Özellikle destek vektör makineleri birçok sınıflandırma ve heyelan duyarlılık haritalarının üretilmesini içeren regresyon analizlerinde son yıllarda kullanılmaya başlanan güçlü bir veri madenciliği tekniğidir (Yao et al., 2008; Kavzođlu and Colkesen, 2009; Fu and He, 2010).

Bu çalışmada Trabzon ili Düzköy ilçesi için heyelan duyarlılık haritası üretilmesinde faktör sayısının doğruluğa etkisinin araştırılması amacıyla yönelik farklı sayıda faktörü içeren 4 farklı veri seti oluşturulmuştur. Söz konusu veri setlerinin analizi ve duyarlılık haritalarının üretilmesinde lojistik regresyon ve destek vektör makineleri yöntemi kullanılmıştır. Çalışma alanına ait heyelan envanter haritası üretilen heyelan duyarlılık haritalarının doğruluğunun araştırılmasında kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan tüm yöntemler beş duyarlılık sınıfına bölünmüş ve her bir duyarlılık aralığı için elde edilen doğruluk değerleri karşılaştırılarak irdelenmiştir.

## 1. ÇALIŞMA ALANI

Çalışma bölgesi olarak seçilen bağlı Düzköy ilçesi toplam yüz ölçümü yaklaşık 117 km<sup>2</sup> olup Trabzon iline bağlıdır. Düzköy ilçesi 41 derece kuzey paraleli ile 39 derece doğu meridyenleri üzerinde yer almaktadır. Trabzon ilinin kuzey batısında yer alan Düzköy ilçesinin kuzeyinde Akçaabat, Çarşıbaşı, kuzeybatısında Vakfıkebir, batısında Tonya, güneyinde Maçka ilçeleri bulunmaktadır (Şekil 1).



Şekil 1. Çalışma alanı olarak seçilen Düzköy ilçesi ve ilçe sınırı

TÜİK 2010 verilerine göre Düzköy ilçesinin ilçe merkezi, köy ve belde nüfusu 15.547'dir. Trabzon genelinde olmak üzere Düzköy ilçesinde de sıklıkla görülen heyelan afetine sebep olan faktörler içerisinde öne çıkan

zemin yapısıdır. Karadeniz bölgesinin çok yağışlı olması, sıcak ve nemli yapısı nedeni ile kayalarda derin ayrışmalara sebep olmakta, oluşan bu durum bölgenin genelini de kapsayan yüksek eğimle birlikte büyük kütle hareketlerine neden olmaktadır. Özellikle büyük yağış olaylarında sonra görülen heyelan afeti Düzköy ilçesinde de önemli can ve mal kayıplarına yol açmıştır. 21 Kasım 2009 yılında Düzköy ilçesi Çiğdemli köyünde meydana gelen heyelanda binalar ve yollar büyük hasarlar meydana gelmiştir.

## 2. MATERYAL ve YÖNTEM

Risk haritalarının üretilmesi en önemli işlem adımlarından biri belirlenen veri setlerinin karar analizi işlemi için uygun şekilde seçilmesidir. Çalışma kapsamında heyelan duyarlılık haritasının oluşturulması ve uygun veri setlerinin belirlenmesi amacı ile literatürde kullanılan eğim, litoloji, arazi örtüsü, yükseklik, bakı, topoğrafik ıslaklık indeksi, NDVI, drenaj yoğunluğu, eğim mesafesi ve yola olan uzaklık faktörleri değerlendirilmiştir.

Heyelanların oluşmasına etki eden en önemli topoğrafik faktörlerden biri arazinin eğimidir. Eğimlerin fazla olduğu ve artan sahalarda heyelan riski de artmaktadır. Heyelan duyarlılık haritalarının üretilmesinde birçok araştırmacı (Dai and Lee, 2002; Gómez and Kavzoğlu, 2005; Akgün, 2007) eğim faktörünü önemli bir veri altlığı olarak analizlerinde kullanmışlardır. Bu doğrultuda çalışma alanına ait üretilen eğim haritasının da en düşük eğim derecesi 0 ve en yüksek eğim derecesi 68'dir. Çalışmada dikkate alınan bir diğer faktör bölgeye ait litolojik yapıdır. Söz konusu faktör literatürde heyelan duyarlılığı üzerinde doğrudan etkiye sahip olduğu vurgulanan temel faktörlerden birisidir (Dai and Lee, 2002; Ayalew et al., 2005). Farklı yapısal özelliklere sahip litolojik birimler, heyelan ve toprak kayması gibi aktif jeomorfolojik süreçler için farklı duyarlıklara sahiptir (Carrara et al., 1991). Litolojik verilerin sahanın heyelana karşı duyarlılığı hakkında önemli veriler sağlayabileceği için özelliklerin sağlıklı bir şekilde toplanması ve gruplandırılması çok önemlidir (Reis vd., 2009). Bu çalışma kapsamında 2006 yılında MTA genel müdürlüğü tarafından üretilen Trabzon bölgesine ait 1/25.000'lik jeoloji haritası kullanılmıştır. Söz konusu haritanın Düzköy ilçesini kapsayan kısmının 9 ayrı formasyona dair öznitelikleri içerisinde bulundurmaktadır.

Arazi örtüsü çevresel ve insan faaliyetlerinden kaynaklanan değişikliklerden kolayca etkilenen parametrelerdendir. Bu nedenle heyelan duyarlılığının haritalanmasında dikkate alınan faktörler arasında yer almaktadır. Genel arazi örtüsü içerisindeki bitki örtüsü, toprak hidrolojisi ve doğal oluşumların dışındaki insan yapıları heyelan duyarlılığı üzerindeki etkileri bilinmekte ve analizlerde dikkate alınmaktadır. Bu çalışmada 2001 ve 2002 yıllarında kaydedilen Landsat ETM+ uydu görüntülerinin sınıflandırılması ile üretilmiş arazi örtüsü haritası kullanılmıştır. Literatür incelendiğinde biyolojik etmenlere ve doğal-yapay unsurlara etki edebilen arazi yüksekliğinin heyelanı tetikleyen faktörlerden birisi olduğu belirtilmektedir (Dai and Lee, 2002). Bu nedenle yükseklik faktörünün şev durağanlığına ve şev kırılmalarına yol açabilecek etkileri olduğu ifade edilmektedir (Vivas, 1992). Bu çalışma da kullanılan yükseklik verisinin üretilmesinde 1/25.000 ölçekli eş yükseklik haritasından üretilen Sayısal Yükseklik Modelinden (SYM) faydalanılmıştır. Elde edilen yükseklik haritasında Düzköy ilçesi için en düşük yükseklik değerinin 320m, en yüksek değerinin ise 2.217 metre olduğu görülmüştür. Eğim uzunluğu, yüzey akışının başladığı noktadan veya iyi tanımlanmış akış başlangıcından itibaren, eğimin azaldığı ve birikmenin başladığı noktaya kadar devam eden eğim akışı uzunluğudur (Wischmeier and Smith, 1978).

Eğim uzunluğu toprak kaymasına neden olan etmenleri etkileyen ve topraktaki materyalleri eğim boyunca hareketini güçlendiren bir olgu olduğundan heyelan tehlikesi için önemli bir faktördür. Bir diğer nokta ise yamaç boyunca oluşan sel sularının hızı eğim boyunca artmaktadır. Bu durum eğim uzunluğunun yamaç boyunca materyal hareketinin üzerindeki en önemli etkisidir (Gómez and Kavzoğlu, 2005). Bu çalışmada eğim uzunluğu SYM'den faydalanılarak üretilmiştir.

Topolojik durumun yağış miktarı, rüzgar etkisi, güneş ışığına maruz kalma durumu, nemlilik, arazi örtüsü gelişimi gibi bir çok faktörün değerlendirilmesi amacıyla heyelan duyarlılık haritası üretiminde bakı haritası kullanılmaktadır. Bu çalışmada, heyelanın bakı yönlerindeki duyarlılığının belirlenmesinde 0 ve 360 derece aralığında 10 sınıflı bakı haritası kullanılmıştır. Heyelan duyarlılık haritalarının üretiminde kullanılan önemli faktörlerden bir diğeri de topoğrafik ıslaklık indeksi faktörüdür. Topoğrafik ıslaklık indeksi (TII) haritaları, yüzey akış modeline bağlı olarak üretilen ve bir alanın bağıl nemliliğine bakarak ne kadar ıslak olduğunu gösteren verilere sahiptir (Gokceoglu et al., 2005, Gómez and Kavzoğlu, 2005). Eğime bağlı olarak yamaçlardaki su muhtevasının artma ihtimalinin ve dolayısıyla suya doygun, kaymaya karşı duyarlı hale gelen zeminlerin belirlenmesinde bir değerlendirme parametresi olarak kullanılmaktadır. Yamaçlardaki durağanlığı etkileyen parametrelerden biri ise yamaçlarının suya olan doygunluğudur. Yamaçların drenaj hatlarına yakınlığı, yamacın durağanlığı açısından önemli bir etmenddir (Reis vd., 2009). Çalışma için Düzköy ilçesine ait drenaj yoğunluğu haritası 0 ile 1000 m/m<sup>2</sup> aralığında 8 sınıfa bölünerek oluşturulmuştur.

Bitki örtüsü erozyon kontrolünde önemli rol oynayan ve toprağın mekanik mukavemetinin korunmasıyla eğim faktörünün stabilizesine yardımcı olan bir etmendir (Singhal and Srivastava, 2004). Bitki örtüsünün belirlenmesi için Landsat uydu görüntüsünün görünür bölgedeki ilk 3 bandı (RGB) ve dördüncü (NIR) bandını kombinasyonu ile üretilen normalize edilmiş bitki indeksi farkı (Normalized Difference Vegetative Index, NDVI) kullanılmıştır. Yamaçlardaki durağanlığı etkileyen önemli faktörlerden birisi de topoğrafya üzerinde inşa edilen alt ve üst yapılarıdır. Yamaçlı araziler üzerinde yapılan yollar arazinin mevcut durağan yük durumunu bozan ve yük azalmalarına yol açan etkenlere sebep olmaktadır. Yol faktörünün olası heyelan duyarlılığı üzerindeki etkisi göz önünde tutularak bu çalışmada 0 - 150 m arası yola olan uzaklık haritası kullanılmıştır.

## 2.1 Lojistik Regresyon

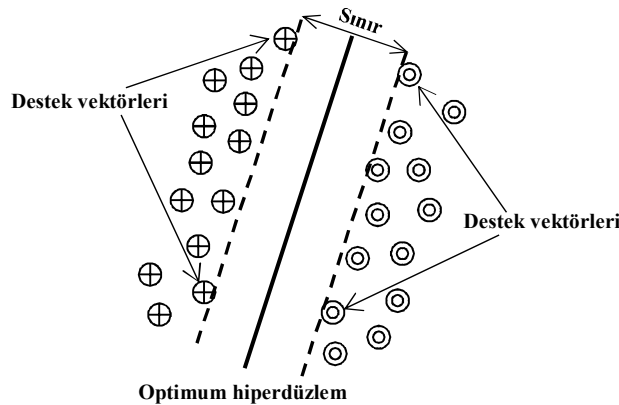
Lojistik regresyon metodu, bağımlı bir değişken ile bağımsız birçok değişken arasında çok değişkenli bir regresyon ilişkisi kurmayı sağlamaktadır (Lee, 2005). Çok değişkenli analiz modellerinden biri olan lojistik regresyonunu kullanımındaki amaç, en az değişkeni kullanarak en iyi uyuma sahip olacak şekilde bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi tanımlayabilecek kabul edilebilir bir model kurmaktır. Lojistik regresyon modelinde bağımlı değişken, heyelan veya erozyonun mevcut olması ya da olmaması durumunu gösteren ikili bir değişkendir. Bağımlı değişkenin ikili değişken olması durumunda, lojistik fonksiyon uygulanabilir (Atkinson and Massari, 1998; Akgün, 2007). Heyelana duyarlı alanların tespiti gibi çalışmalarda bağımlı değişken girdi verisi 0 ya da 1 olmalıdır. Regresyon analizi ile heyelan alanlarını tespitine yönelik yapılacak çalışmalarda öncelik bağımlı değişkenler ile bağımsız değişkenlerin en iyi şekilde tayin edilmesidir. Genel anlamıyla lojistik regresyon metodu aşağıdaki formüle dayanarak uygulanır.

$$Y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (1)$$

Bu eşitlikteki  $Y$ , 0 ve 1 aralığındaki bağımlı değişkeni,  $b_0$  bağımsız değişkenlerin sıfır değerini aldıklarındaki bağımlı değişken değeri ya da sabiti,  $b_1, \dots, b_n$  bağımsız değişkenlerin regresyon katsayılarını ve  $x_1, \dots, x_n$  ise bağımsız değişkenleri göstermektedir. Heyelan envanter haritasındaki heyelan alanları bağımlı değişkenleri, heyelan olayına sebep olan kriterler ise bağımsız değişkenleri temsil etmektedir.

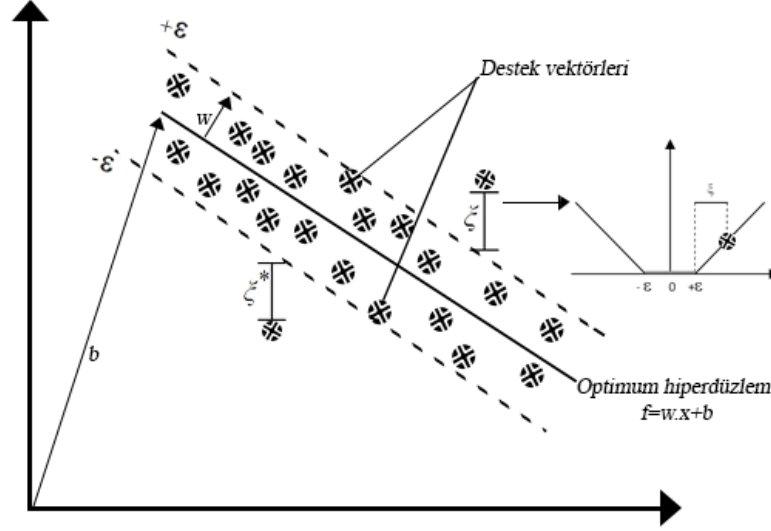
## 2.2 Destek Vektör Makineleri

Destek vektör makineleri (DVM) son yıllarda karmaşık yapıdaki birçok sınıflandırma ve regresyon probleminin çözümünde kullanılan bir veri madenciliği tekniğidir. İstatistiksel öğrenme teorisini esas alan DVM'nin çıkış noktası doğrusal olarak ayrılabilen iki sınıfa ait verileri birbirinden optimum şekilde ayırabilen bir hiperdüzlemin bulunmasıdır (Vapnik, 1999). Söz konusu ikili sınıflandırma probleminin çözümü için belirlenecek hiperdüzlem, bu düzleme en yakın noktalar arasındaki uzaklığı maksimuma çıkaracak şekilde belirlenir. Şekil 2'de görüldüğü üzere sınırı maksimuma çıkararak en uygun ayrımı yapan hiperdüzleme optimum hiperdüzlem ve sınır genişliğini belirleyen noktalar ise destek vektörleri olarak adlandırılır. Birçok sınıflandırma ve regresyon probleminde veri setleri doğrusal olarak birbirinden ayırt edilememektedir. Bu durumda özellik uzayında doğrusal olarak ayrılamayan veriler kernel fonksiyonları kullanılarak daha yüksek boyutlu bir düzlemde doğrusal olarak ayrılmalari gerçekleştirilir.



Şekil 2. İkili sınıflandırma probleminde optimum hiperdüzlemin belirlenmesi.

Regresyon probleminin çözümünde destek vektör makineleri (DVM) mevcut veri kümesini en iyi enterpole eden doğrusal bir hiperdüzlem bulmayı amaçlar (Smola and Schölkopf, 2004). Diğer bir ifadeyle, DVM tüm noktaların kendisine olan uzaklığı minimum olacak şekilde bir hiperdüzlem belirler. Şekil 3'den de görüleceği üzere söz konusu hiperdüzlem  $f(x) = \langle w, x \rangle + b$  şeklinde ifade edilen doğrusal bir fonksiyon ile tanımlanır. Bu eşitlikte  $x$  hiperdüzlem üzerindeki noktayı,  $w$  hiperdüzlemin uzaydaki yönelimini ve  $b$  hiperdüzlemin orijinden olan uzaklığını ifade etmektedir. Şekil 3 ile gösterilen uzaklıklar ise noktaların hiperdüzlemden olan sapmalarını göstermektedir. DVM'nin herhangi bir regresyon problemindeki performansı seçilecek kernel fonksiyonuna ve parametre değerleri ile ilişkilidir. Bu çalışmada heyelan duyarlılık haritalarının DVM kullanılarak üretilmesinde kernel fonksiyonu olarak radyal tabanlı fonksiyon (RTF) kullanılmıştır.

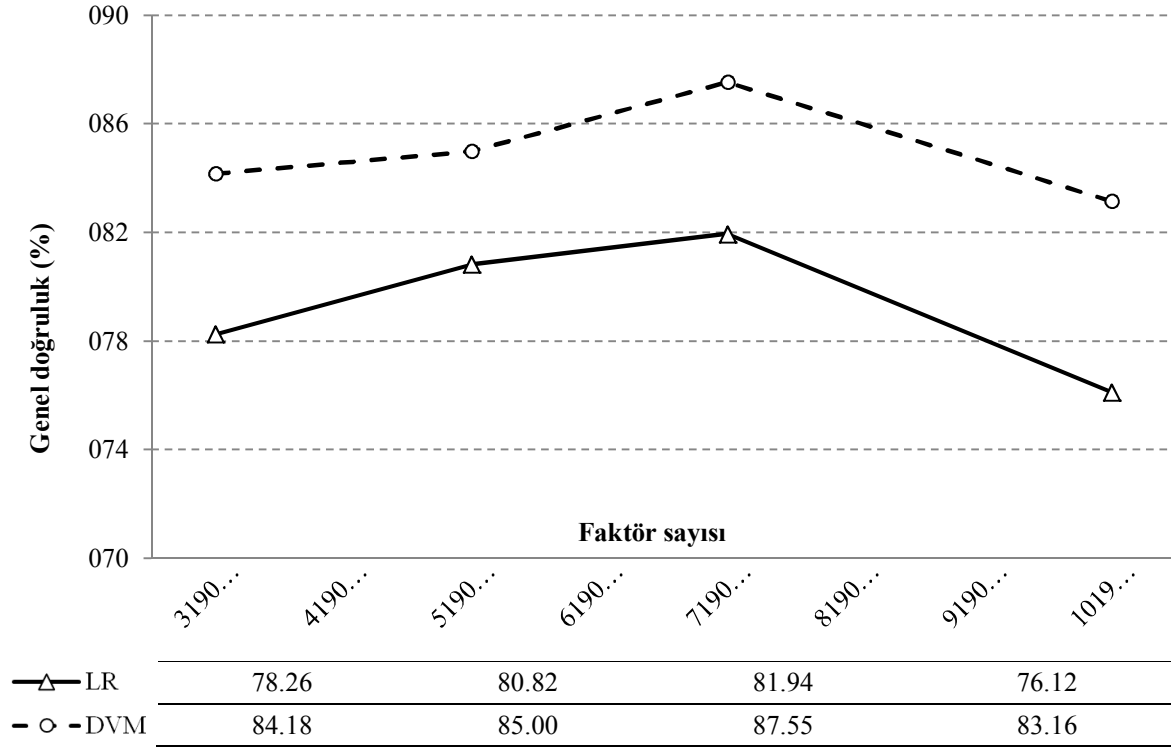


Şekil 3. Doğrusal olarak ayrılan veri setleri için regresyon problemi hiperdüzlemin belirlenmesi.

### 3. UYGULAMA

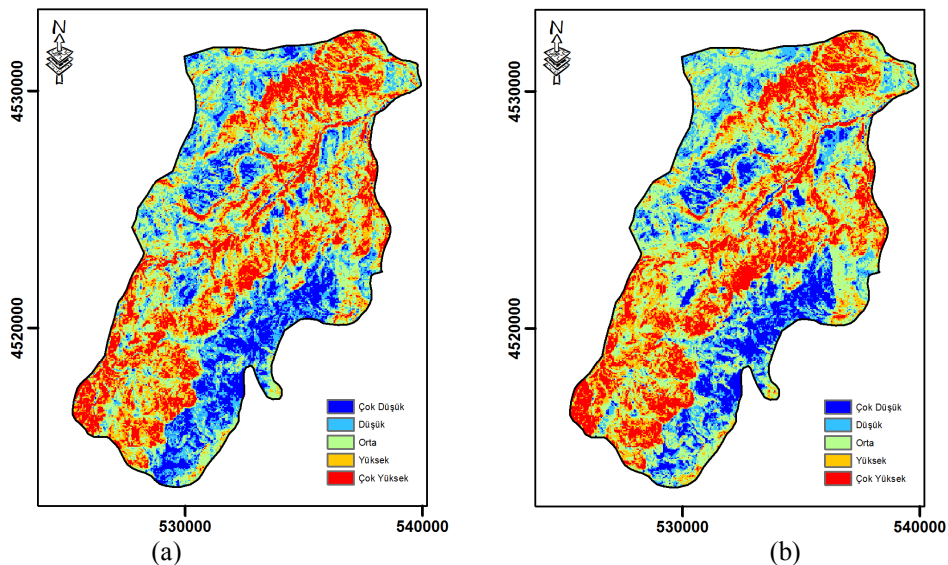
Bu çalışmada heyelan duyarlılık haritasının üretilmesinde kullanılacak faktör sayısının doğruluğa olan etkisinin incelenmesinin yanında harita üretiminde kullanılacak lojistik regresyon ve destek vektör makineleri algoritmalarının performansları da karşılaştırılmıştır. Çalışma amacına uygun olarak mevcut faktörlerin 3'ü (litoloji, eğim, arazi örtüsü), 5'i (litoloji, eğim, arazi örtüsü, bakı, yükseklik), 7'si (litoloji, eğim, arazi örtüsü, bakı, yükseklik, TII, NDVI) tanesi ve tümünü (litoloji, eğim, arazi örtüsü, bakı, yükseklik, TII, NDVI, direnaja yoğunluğu, eğim mesafesi, yola olan uzaklık) içeren 4 farklı veri seti oluşturulmuştur. Lojistik regresyon (LR) ve destek vektör makineleri (DVM) ile heyelan duyarlılık tahminine esas olacak model oluşturulmasında söz konusu çok katmanlı verilere ek olarak çalışma alanını içerisine alan heyelan envanter haritası da kullanılmıştır. Söz konusu envanter haritası bölgede gerçekleşen 10 adet heyelan alanını (524 piksel) ve heyelan riski taşımadığı tespit edilen 10 adet alanı (456 piksel) içermektedir. LR ve DVM algoritmaları ile regresyon modelleri oluşturmak amacıyla hazırlanan bir MATLAB programı aracılığıyla rastgele örnekleme prensibinden hareketle eğitim ve test veri setleri üretilmiştir. Eğitim verisi olarak heyelan alanlarından 200 piksel, heyelan riski taşımayan alanlardan 200 piksel olmak üzere toplam 400 piksel içerecek şekilde 4 farklı veri seti için ayrı ayrı düzenlenmiştir. Oluşturulan regresyon modellerinin performansının analizinde kullanılacak test veri seti heyelan alanları ve heyelan riski taşımayan alanlar için eşit sayıda piksel seçilerek toplam 510 piksel seçilmiş ve 4 farklı veri seti için ayrı ayrı düzenlenmiştir.

Lojistik regresyon (LR) yöntemi ile heyelan envanter haritasının oluşturulmasında MATLAB yazılımında hazırlanan program kullanılmıştır. Regresyon modeli oluşturulmasında eğitim veri setlerindeki mevcut heyelan alanları bağımlı değişken olarak tanımlanırken, her bir veri setindeki risk faktörleri bağımsız değişkenler olarak kullanılmıştır. Oluşturulan regresyon modellerinin performansları test veri setleri kullanılarak analiz edilmiştir. Şekil 4'de LR yöntemi ile elde edilen regresyon modeli için elde edilen test doğrulukları ve artan faktör sayısına göre yöntemin performansındaki değişim görülmektedir. Şekil incelendiğinde LR algoritmasının performansının kritik faktör sayısı olan 7'ye kadar artış gösterdiği bu noktadan sonra doğruluğun azalma eğiliminde olduğu görülmektedir. LR algoritması için en yüksek doğruluğun (%81.94), litoloji, eğim, arazi örtüsü, bakı, yükseklik, TII ve NDVI faktörlerinin dikkate alındığı 7 katmanlı veri seti ile elde edildiği görülmektedir.



Şekil 4. LR ve DVM yöntemleri ile oluşturulan regresyon modelleri için hesaplanan test doğrulukları.

Destek vektör makineleri (DVM) ile regresyon modeli oluşumunda  $\epsilon$ -duyarsız kayıp fonksiyonu (insensitive loss function) ve doğrusal olmayan veriler söz konusu olduğundan kernel fonksiyonu olarak radyal tabanlı fonksiyon kullanılmıştır. DVM ile herhangi bir regresyon modeli oluşumunda bir takım parametrelerin kullanıcı tarafından belirlenmesi gerekmektedir. Bu çalışmada, DVM ile regresyon modeli oluşumunda kullanıcı tarafından belirlenen düzenleme parametresi ( $C$ ), eşik değeri ( $\epsilon$ ) ve radyal tabanlı fonksiyon parametresi olan kernel genişliği ( $\gamma$ ) her bir veri seti için çapraz geçerlilik yöntemi ile ayrı ayrı belirlenmiştir. En uygun parametre değerleri ile oluşturulan regresyon modellerinin performansı test veri setleri kullanılarak analiz edilmiştir. Şekil 4'te DVM modelleri için hesaplanan test doğrulukları görülmektedir. DVM'nin performansı LR yönteminde olduğu gibi 7 risk faktörünün dikkate alındığı kritik noktaya kadar artış göstermekte, bu noktadan sonra veri setine dahil edilen 3 risk katmanı yöntemin performansını olumsuz etkilediği görülmektedir. DVM için en yüksek doğruluk %87.55 değerine ulaşıldığı 7 risk faktörünün dikkate alındığı çok katmanlı veri seti için elde edilmiştir.



Şekil 5. a) Lojistik regresyon, b) Destek vektör makineleri ile üretilen heyelan duyarlılık haritaları

Lojistik regresyon (LR) ve destek vektör makineleri (DVM) ile üretilen regresyon modelleri tüm veri setlerine uygulanıp çalışma alanı için beş risk sınıfını gösteren tematik haritalar üretilmiştir. Söz konusu haritalardan iki yöntem içinde en iyi doğruluğun elde edildiği 7 risk katmanı kullanılarak üretilen duyarlılık haritaları Şekil 5 de gösterilmiştir. Heyelan envater haritası kullanılarak elde edilen doğruluk analizleri DVM'nin LR metoduna oranla %6 daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Çalışma alanı için yüksek ve çok yüksek riskli alanların Kuzey-Doğu ve Güney-Batı hattı boyunca yoğunlaştığı, düşük ve çok düşük risk taşıyan alanların ise bölgenin Güney-Doğu kısmında olduğu görülmüştür. Elde edilen bulgular daha önce bölgede yaşanan heyelan bölgelerini genel olarak tespit etmekte ve tehlike altındaki alanları da ortaya koymaktadır.

#### 4. Sonuçlar

Lojistik regresyon (LR) ve destek vektör makineleri (DVM) algoritmalarının performansları birbirleri ile karşılaştırıldığında DVM algoritmasının dikkate alınan tüm veri setleri için LR yöntemine göre %6 daha doğru sonuçlar ürettiği görülmüştür (Şekil 4). DVM makinelerinin özellikle az sayıda faktörün dikkate alındığı veri setleri için yüksek doğrulukta sonuçlar üretmesi yöntemin önemli bir avantajıdır. Diğer taraftan DVM ile regresyon modeli oluşumunda bir takım parametrelerin kullanıcı tarafından belirlenmesi gerekmekte ve bu işlem belirli düzeyde deneyim gerektirmektedir. LR algoritması matematiksel olarak basit bir yapıya sahip olup hızlı bir şekilde sonuca ulaşmaktadır. Ancak özellikle heyelan riski taşıyan alanların belirlenmesi gibi yüksek hassasiyet gerektiren projeler için daha yüksek doğrulukta sonuçlar üretebilen güçlü veri madenciliği algoritmaları tercih edilmelidir.

Heyelan haritası üretiminde kullanılan faktör sayısı ve söz konusu faktörlerin kalitesi çalışma sonuçlarını etkileyen önemli faktörlerdir. Bu çalışmada elde edilen sonuçlar üretilecek heyelan duyarlılık haritasının doğruluğunun kullanılan faktör sayısının artmasına karşılık belirli bir seviyeye kadar artış gösterdiğini fakat bu noktadan sonra faktör sayısındaki artışın doğruluk üzerinde olumsuz etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Bu durum literatürde boyutsallık problemi ya da Hughes Fenomeni olarak adlandırılan kavramla açıklanabilmektedir.

#### KAYNAKLAR

**Akgün, A.**, 2007, Ayvalık ve Yakın Çevresinin Erozyon ve Heyelan Duyarlılığının Coğrafi Bilgi Sistemleri Tabanlı İncelenmesi, *Doktora Tezi*, Dokuz Eylül Üniversitesi, İzmir.

**Anavberokhai, I.O.**, 2008, Introducing GIS and Multi-Criteria Analysis in Road Path Planning Process in Nigeria A case study of Lokoja, Kogi State, *Ph.D. Thesis*, Univesity Of Gavle.

**Atkinson, P.M., Massari, R.**, 1998, Generalized Linear Modelling of Susceptibility to Landsliding in The Central Appennines, Italy, *Computers and Geoscience*, 24, 373-385.

**Ayalew, L., Yamagishi, H., Marui, H., Kanno, T.**, 2005, Landslides in Sado Island of Japan: Part II. GIS-based Susceptibility Mapping with Comparisons of Results from Two Methods and Verifications, *Engineering Geology*, 81, 432-445.

**Bai, S.B., Lu, G.N., Wang, J.A., Zhou, P.G., Ding, L.A.**, 2011, GIS-based Rare Events Logistic Regression for Landslide-Susceptibility Mapping of Lianyungang, China, *Environmental Earth Sciences*, 62, 139-149.

**Borouhaki, S. and Malczewski, J.**, 2008, Implementing an Extension of The Analytical Hierarchy Process Using Ordered Weighted Averaging Operators with Fuzzy Quantifiers in Arcgis, *Computers & Geosciences*, 34, 399-410.

**Carrara, A., Cardinali, M., Detti, R., Guzzetti, F., Pasqui, V., Reichenbach, P.**, 1991, GIS Techniques and Statistical Models in Evaluating, *Earth Surface Processes and Landforms*, 16, 427-445.

**Dai, F.C., Lee, C.F.**, 2002, Landslide Characteristics and, Slope Instability Modeling Using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, 42, 213-228.

**Fu, W.J., He, Y.R.**, 2010. Landslide Susceptibility Evaluation Based on Fuzzy Support Vector Machine, *Sixth International Symposium on Digital Earth: Data Processing and Applications*, 7841.

**Gokceoglu, C., Sonmez, H., Nefeslioglu, H.A., Duman, T.Y., Can, T.,** 2005, The 17 March 2005 Kuzulu Landslide (Sivas, Turkey) and Landslide-Susceptibility Map of Its Near Vicinity, *Engineering Geology*, 81, 65-83.

**Gómez, H. and Kavzoglu, T.,** 2005. Assessment of Shallow Landslide Susceptibility Using Artificial Neural Networks in Jabonosa River Basin, Venezuela, *Engineering Geology*, 78, 11-27.

**Kavzoglu, T., Colkesen, I.,** 2009, A kernel Functions Analysis for Support Vector Machines for Land Cover Classification, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11(5), 352–359.

**Kavzoglu, T., Şahin, E.K., Çölkesen, İ.,** 2010, CBS Tabanlı Çok Kriterli Karar Analizi Yöntemiyle Heyelan Duyarlılık Haritasının Üretilmesi: Trabzon İli Örneđi, 3. *Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu*, Gebze, Kocaeli.

**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, 1477-1491.

**Pradhan, B., Lee, S.,** 2010. Delineation of Landslide Hazard Areas on Penang Island, Malaysia, By Using Frequency Ratio, Logistic Regression, and Artificial Neural Network Models, *Environmental Earth Sciences*, 60, 5, 1037–1054.

**Pradhan, B., Sezer, E.A., Gokceoglu, C., Buchroithner, M.F.,** 2010, Landslide Susceptibility Mapping By Neuro-Fuzzy Approach in A Landslide-Prone Area (Cameron Highlands, Malaysia), *Geoscience and Remote Sensing*, 4164-4177.

**Reis, S., Yalçın, A., Atasoy, M., Nişancı, R., Bayrak, T., Sancar C., Ekercin, S.,** 2009, CBS ve Uzaktan Algılama Teknikleri ile Heyelan Duyarlılık Haritalarının Üretimi: Rize İli Örneđi, *Türkiye Ulusal Fotogrametri Ve Uzaktan Algılama Birliđi V. Teknik Sempozyumu*, Ankara, 2009.

**Singhal, P.,K., Srivastava, P.,** 2004, Challenges in sustainable development, *Anmol publication*, India.

**Smola, A.J., Schölkopf, B.,** 2004, A tutorial on Support Vector Regression, *Statistics and Computing*, 14, 199-222.

**Vapnik, V.N.,** 1999, *The Nature of Statistical Learning Theory, Second Edition* (Springer, New York).

**Vivas, L.,** 1992, Los Andes Venezolanos. Academia Nacional de la Historia, Caracas.

**Wischmeier, W., Smith, D.,** 1978, Predicting Rainfall Erosion Losses. A Guide to Conservation Planning, *U.S. Department of Agriculture Science and Education Administration*, Washington, DC.

**Yalcin, A., Reis, S., Aydinoglu, A.C., Yomralioglu, T.,** 2011, A GIS-based Comparative Study of Frequency Ratio, Analytical Hierarchy Process, Bivariate Statistics and Logistics Regression Methods for Landslide Susceptibility Mapping in Trabzon, NE Turkey, *CATENA*, 85, 3, 274-287.

**Yao, X., Tham, L.G., Dai, F.C.,** 2008, Landslide Susceptibility Mapping Based on Support Vector Machine: A Case Study on Natural Slopes of Hong Kong, China, *Geomorphology*, 101, 572-582.

**Yilmaz, I.,** 2009. Landslide Susceptibility Mapping Using Frequency Ratio, Logistic Regression, Artificial Neural Networks and Their Comparison: A Case Study from Kat Landslides (Tokat-Turkey), *Computers and Geosciences*, 35, 1125–1138.

**Yilmaz, I.,** 2010, Comparison of Landslide Susceptibility Mapping Methodologies for Koyulhisar, Turkey: Conditional Probability, Logistic Regression, Artificial Neural Networks, and Support Vector Machine, *Environmental Earth Sciences*, 61, 821-836.