

Atf İçin: Akış, E. ve Çiğdem, Ö. Y. (2023). EPS Daneciklerinin ve/veya Cam Tozunun Killi Zeminlerin Kıvam Limitlerine Etkisi ve Limitlerin YSA ve Regresyon ile Tahmin Edilmesi . *İğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 13(1), 385-398.

To Cite: Akış, E., & Çiğdem, Ö. Y. (2023). The Effect of EPS Beads and/or Glass Powder on Consistency Limits of Clayey Soils and The Prediction of Limits by ANN and Regression Methods. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 13(1), 385-398.

EPS Daneciklerinin ve/veya Cam Tozunun Killi Zeminlerin Kıvam Limitlerine Etkisi ve Limitlerin YSA ve Regresyon ile Tahmin Edilmesi

Ebru AKIŞ^{1*}, Öykü Yağmur ÇİĞDEM²

Öne Çıkanlar:

- EPS danecikleri
- Cam tozu
- Killi zemin

Anahtar Kelimeler:

- İyileştirme
- Kıvam limitleri
- Lineer regresyon
- YSA

ÖZET:

Zeminlerin kıvam özellikleri, zeminlerin sınıflandırmasında ve parametrelerinin tahmin edilmesinde önemli bir araçtır. Bu çalışmanın ilk bölümünde atık malzeme ile iyileştirilen killi zeminin kıvam limitlerinde meydana gelen değişiklikler deneysel olarak incelenmiştir. Çalışmada birleştirilmiş zemin sınıflamasına göre yüksek plastisiteli kil olan bentonit kullanılmıştır. Bentonit, yalnız atık cam tozu, yalnız atık geliştirilmiş polistiren (EPS) daneleri ve her iki katkı malzemesinin farklı oranlarda kullanılmasıyla iyileştirilmiş ve likit limit ve plastik limit deneyleri yapılmıştır. Çalışmanın ikinci bölümünde ise bu çalışmada elde edilen sonuçlar ile literatürdeki benzer çalışmaların deney sonuçları kullanılarak cam tozu ve/veya EPS daneleriyle iyileştirilen zeminlerin kıvam limitleri için 65 veri derlenmiştir. Bu verilerin %80'i eğitim veri seti, %20'si doğrulama veri seti olarak kullanılmak üzere düzenlenmiştir. Çoklu lineer regresyon yöntemiyle ampirik bağıntılar, eğitim veri seti kullanılarak elde edilmiştir. Yine, aynı veri seti yapay sinir ağları yönteminde kullanılmış ve algoritma eğitilmiştir. Her iki yöntem, doğrulama veri seti ile çalıştırılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Her iki yöntemde de eğitim ve doğrulama veri setlerinden elde edilen determinasyon katsayıları oldukça yüksek olup iyileştirilmiş killerin kıvam limitlerinin gerçeğe yakın tahmin edileceği düşünülmektedir. Ayrıca, yapay sinir ağları yöntemi ile elde edilen sonuçların seçilen veri setlerinden bağımsız olduğunu kontrol etmek amacıyla, öğrenme yöntemlerinde genellikle uygulanan bir yaklaşım olan çapraz geçerlilik testi yapılarak çalışmada kullanılan algoritmanın geçerliliği test edilmiştir. Bu çalışma sonucunda, atık cam tozu ve/veya atık EPS daneleriyle iyileştirilen killi zeminlerin kıvam limitlerinin tahmin edilmesinde kullanılmak üzere ampirik bağıntılar ve yapay sinir ağları yöntemi önerilmektedir.

The Effect of EPS Beads and/or Glass Powder on Consistency Limits of Clayey Soils and The Prediction of Limits by ANN and Regression Methods

Highlights:

- EPS beads
- Glass powder
- Clayey soil

Keywords:

- Treatment
- Consistency limits
- Linear regression
- ANN

ABSTRACT:

The consistency of fine soils is an essential tool in the classification and estimation of their parameters. Firstly, the changes in the consistency limits of the clayey soil improved with the waste material were investigated experimentally. Bentonite, which was classified as a high plasticity clay according to the unified soil classification system, was improved by using only waste glass powder, only waste EPS beads and both additives at different rates. Liquid limit and plastic limit tests were carried out. Secondly, a dataset (65 data) was gathered for the consistency limits of treated soils with similar waste materials in this study and literature. 80% of the data was selected to be used as training and 20% as a test dataset. Empirical correlations were obtained with the multiple linear regression method. The same dataset was used in the artificial neural network method (ANN) and the algorithm was trained. Both methods were run with the testing dataset and the results were compared. In both methods, the determination coefficients obtained from the training and testing data sets are satisfactorily high, and it is thought that the consistency limits of the treated clays will be estimated close to the actual values. In order to check that the results obtained by the ANN method are independent of the selected data sets, cross-validation tests were performed. As a result of this study, empirical correlations and ANN methods are proposed to be used in estimating the consistency limits of clayey soils improved with mentioned waste materials.

¹Ebru AKIŞ (Orcid ID: 0000-0001-8417-2405), Atılım Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Ankara

²Öykü Yağmur ÇİĞDEM (Orcid ID: 0000-0001-5034-8978), Atılım Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: Ebru AKIŞ, e-mail: ebru.akis@atilim.edu.tr

Bu çalışma Öykü Yağmur ÇİĞDEM'in Yüksek Lisans tezinden üretilmiştir.

GİRİŞ

İklim değişikliği genelde enerji tüketimi ile ilişkilendirilse de çevresel atık gibi diğer problemlerin de iklim değişikliği üzerindeki etkisini görmek mümkündür (Ackerman, 2010). Atık yönetimiyle beraber bu etkiyi minimize etmek için beş adımdan söz edilebilir (Factsheet, 2009). İlk adım ihtiyacımız olmayana reddetmek veya azaltmak olarak özetlenebilir. Reddedilen her öge talebi azalttığı için atık oluşumu da azalır. Ayrıca, günlük yaşamamızdaki tüm ögelerin kullanımını engelleyemeyeceğimiz gibi ihtiyacımız olan ögelerin kullanımını azaltmak mümkündür. Azaltmadıklarımızın yeniden kullanımıyla, ham madde talebini azaltmakla beraber bu yöntem malzemelerdeki karbonun çevreye salınımını olabilecek en uzun periyotta engeller. Başka bir adım olan geri dönüşüm hammaddenin çıkarımında ve işlenmesinde oluşan sera gazının önüne geçse de malzemenin yeniden kullanımı kadar etkili bir çözüm yöntemi değildir. Geri dönüştüremediğimiz atık malzemeleri kendi formları dışında kullanıma kazandırarak çevre üzerindeki negatif etkilerini azaltmak mümkündür.

Görüldüğü gibi malzemelerin yeniden kullanıma kazandırılması geri dönüştürülmesinden daha etkili bir atık yönetimi metodudur. Bu çalışmada iki atık malzemenin kıvam limitleri üzerindeki etkisi incelenerek, malzemelerin zemin iyileştirme amacıyla yeniden kullanıma kazandırılmasının mümkün olabileceğini göstermek amaçlanmıştır.

Albert Atterberg tarafından ince daneli zeminler için orijinal olarak altı farklı kıvam limiti öne sürülmüş olup günümüzde geoteknik uygulamalarda likit limit, plastisite limit ve bu iki değer farkı olarak isimlendirilen plastisite indeksi değerleri yaygın olarak kullanılmaktadır. Bahsedilen kıvam limitleri malzemenin su içeriğini gözlemleyerek fiziksel değişkenliğin meydana geldiği sınırları tanımlar. Kıvam limitleri geoteknik projelerde kullanılan ince daneli zeminler için temel ve basit girdiler olup, bu limitler aynı zamanda killi zeminlerin fiziksel özelliklerini belirlemek için direkt olarak kullanıldığı gibi elde edilen verilerle incelenen zeminin mukavemet ve rijitlik özelliklerini dolaylı olarak tahmin etmek de mümkündür (Arama ve ark., 2020). Şev stabilite problemlerinde kayma yüzeyi geometrisine göre kesme dayanımı parametrelerinin geriye hesaplanmasıyla bulunmasında, Atterberg limitleri ve sürtünme açısı arasındaki korelasyonlardan elde edilmesi ve sonra da değerinin geriye hesaplanması önerilmektedir (Duncan ve Wright, 2005). Ayrıca, literatürde likit limit kullanılarak sıkışma indeksi (Skempton, 1944; Terzaghi ve Peck, 1948; Cozzolino, 1961), konsolidasyon katsayısı (U.S. Navy, 1982); plastisite indeksi kullanılarak pik, rezidüel içsel sürtünme açısı, drenajsız kayma mukavemeti tahminleri (Skempton, 1957; Kenney, 1959; Bjerrum ve Simons, 1960; Ladd ve ark., 1977; Sorensen ve Okkels, 2013) için korelasyonlar önerilmiştir. Sonuç olarak, Atterberg limit testleri sonunda elde edilen değerler diğer zemin özellikleri ile kullanılarak gözlemlenen zeminlerin büzülme-şişme, kayma dayanımı, geçirgenlik ve sıkıştırılabilirlik gibi mühendislik davranışlarının belirlenmesinde kullanıldığı gibi yapıların temel tasarımında ve dolguların davranış tahmininde de kullanılır (ASTM D4318-17). Bu nedenle kıvam limitlerindeki değişimin gözlemlenmesi zemin davranışının öngörülmesi için oldukça önemli olup literatürde zemin iyileştirmesi ile ilgili çalışmalar yapan araştırmacılar tarafından araştırılmakta olan bir konudur. Katkı malzemesi olarak sıkça kullanılan çimento, kireç, uçucu kül, alçı gibi malzemelerin yanı sıra, atık plastik malzeme, cam tozu, EPS danelerinin zeminin iyileştirmesindeki etkisi araştırmacılar tarafından incelenmektedir (Wankhade ve ark., 2014; Al Kaki, 2016; Al-Neami ve ark., 2016; Fauzi ve ark., 2016; Swaidani ve ark., 2016; Işık ve Akbulut, 2018; İbrahim ve ark., 2019; Zaimoğlu ve ark., 2020; Bilgen, 2020a; 2020b; Mujtaba ve ark., 2020).

Bu çalışmada atık malzeme olarak cam tozu ve geliştirilmiş polistiren daneleri (EPS) kullanılmıştır. Cam mutfak eşyalarından, otomotiv sektörüne kadar uzanan geniş bir kullanım alanı bulunmasının yanı sıra, geliştirilmiş polistiren köpük ise ambalaj sanayisi, ısı yalıtımı ve hatta can yekeği yapımı gibi geniş bir yelpazede kullanılmaktadır. Yürütülen çalışma kapsamında atık cam tozu olarak dekoratif önem taşıyan cam mozaik yapımı sırasında ortaya çıkan atık malzeme kullanılmıştır. Geliştirilmiş polistiren köpük ise armut koltukların için kullanılan dolgu malzemesinin atık hali olarak tedarik edilmiştir. Katı atıklar arasında oldukça düşük geri dönüşüm oranına sahip olan iki malzemenin likit limit, plastik limit ve plastisite indeksi üzerindeki etkisi malzemelerin ayrı ayrı ve beraber kullanılması yüksek plastisiteli kil olan bentonit üzerinde incelenmiştir. Elde edilen deneysel sonuçlar, aynı zamanda literatürdeki ilgili çalışmalardaki deney sonuçları ile beraber kullanılarak çoklu lineer regresyon ve yapay sinir ağları yöntemleri için veri setleri oluşturulmuştur. Çoklu lineer regresyon analizi sonucunda her bir kıvam limiti için kullanılan malzeme yüzdeleri ve kıvam limitlerine bağlı olan tahmin denklemleri öne sürülmüştür. Benzer şekilde yapay sinir ağları yöntemi ile de iyileştirilmiş kıvam limitlerinin cam tozu, EPS dane yüzdeleri ve başlangıç kıvam limitlerine bağlı olarak tahmin edilmesinin mümkün olduğunu göstermiştir.

MATERYAL VE METOT

Çalışmada Kullanılan Malzemeler

Bentonit

Bu çalışmada, Eczacıbaşı Esan Endüstriyel Hammadde Şirketi'nden öğütülmüş ve paketlenmiş biçimde ticari olarak temin edilmiş olan bentonit iyileştirilecek zemin olarak kullanılmıştır (Şekil 1). Yapılan elek analizi ve hidrometre deneyleri sonucunda bentonitin %100'ünün 200 nolu elekten geçtiği, %81 kil ve %19' siltten oluştuğu saptanmıştır. Bentonit birleştirilmiş zemin sınıflandırma sistemine (USCS) göre yüksek plastisiteli kildir (CH).

Atık cam tozu

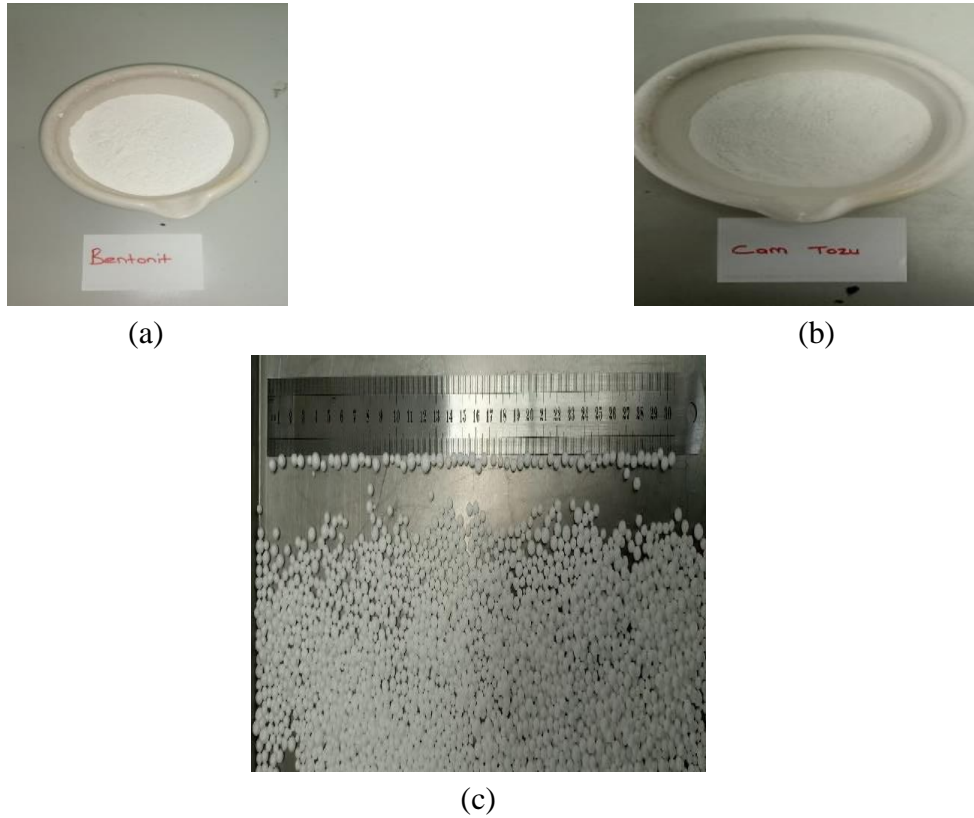
Atık camın doğada ayrışmaması, hava kirliliği, su kirliliği, yüksek enerji tüketimi ve yüksek hammadde tüketimi gibi çevre sorunlarına neden olabilmektedir. Bu gibi sorunları azaltmanın en iyi yollarından biri bu atıkları geri dönüştürmek ve yeni kullanım alanları yaratmaktır. Bu çalışmada atık cam tozu "Boyabat Osmanlı Cam Mozaik" fabrikasından sağlanmıştır. Çalışmada, 30 No.lu elekten geçen atık cam tozu (CT) kullanılmıştır (Şekil 1).

Atık EPS danecikleri

Genleştirilmiş polistiren, petrolden elde edilen köpüklü, kapalı hücreli ve tipik olarak beyaz termoplastik bir malzemedir. Malzeme çevre dostu olarak kabul edilse de malzemenin hafifliği nedeniyle geri dönüştürülmesi sırasında danelere ayrılması durumundaki miktar çok fazla olması nedeniyle bu malzemenin doğaya olan olumsuz etkisi göz ardı edilmemelidir. Zemin iyileştirme için büyük miktarda EPS malzemesine ihtiyaç duyulabileceğinden, malzemenin zemin iyileştirme için kullanılması doğadaki EPS atıklarını doğrudan azaltabilir. Bu çalışmada kullanılan EPS daneleri, İstanbul Strafor firmasından temin edilen atık malzeme olup, danelerin boyutu 1.00-4.75 mm arasında değişmektedir (Şekil 1).

Kıvam limitleri

Kohezyonlu zeminlerin tipik mühendislik davranışlarının belirlenmesinde kullanılan ve kıvam seviyelerinin sınırlarını tanımlamak için kullanılan su içeriği Atterberg Limitleri veya kıvam limitleri olarak tanımlanmaktadır (Holtz ve Kovacs, 1981).



Şekil 1. Çalışmada kullanılan malzemeler (a) bentonit, (b) cam tozu, (c) EPS Daneleri

Likit limit (LL) ve plastik limit (PL), sırasıyla zeminin plastik halden sıvı hale geçtiği, plastik ve yarı katı fazlar arasındaki sınırı tanımlayan su içeriğidir. Bu çalışmada katkısız ve iyileştirilmiş zemin numunelerinin likit limit değerleri düşen koni yöntemi ile BS 1337'ye (1990), plastik limit değerleri ASTM D4318-17'e (2017) göre tayin edilmiştir. İlk önce katkısız bentonitin LL, PL ve Eşitlik 1. kullanılarak plastisite indeks (PI) değerleri bulunmuştur. Daha sonra farklı oranlarda, yalnız atık EPS daneleri, yalnız atık cam tozu ve her iki katkının aynı anda eklendiği numuneler hazırlanmıştır. Numunelerin isimlendirmesi EPS ve cam tozunun katkı oranlarına göre yapılmıştır.

$$PI = LL - PL \quad (1)$$

Adlandırma için, "BG_iE_j" sembolü kullanılmış olup, B, G ve E sırasıyla bentonit, cam tozu ve genişmiş polistiren daneleri temsil etmektedir. G ve E harflerinden sonraki "i" ve "j", sırasıyla bentonitin kuru kütlelerine göre cam tozu ve EPS dane yüzdesini gösterir. Örneğin BG2E0.9 bentonitin kuru ağırlığının %2'si kadar cam tozu ve %0.9'u kadar EPS daneler, içeren bir numunenin adlandırmasıdır.

Kıvam limitlerinin tahmin edilmesi için kullanılan yöntemler

Çoklu lineer regresyon analizi

Regresyon analizi, bir sonuç ile bir dizi değişken arasında bir ilişki kurmak için kullanılan pratik ve etkili bir ampirik araç olarak tanımlanabilir (Verbeek, 2017; Çakıcı ve ark., 2015). Analizlerde bağımlı değişken, bağımsız değişkene (yordayıcıya) bağlı olarak tayin edilmektedir. Çoklu regresyon analizinde ise bağımlı değişkeni tahmin etmek için birkaç bağımsız değişken kullanılır ve analizler aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Salkind, 2016).

$$Y' = A + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_nX_n \quad (2)$$

Eşitlik 2. de, Y' bağımlı değişken, X_n bağımsız değişkenler, B_n bağımsız değişkenlerin katsayıları ve A sabit değerdir. Regresyon analizinde, katkı atık madde oranları ve katkısız bentonitin

ilgili kıvam limiti veya plastisite indeksi bağımsız değişkenler (yordayıcılar) olarak analize dâhil edilmiştir.

Yapay sinir ağları (YSA) yöntemi

YSA yöntemlerinin geoteknik mühendisliği uygulamalarındaki kullanımı her geçen gün artmaktadır (Önalp ve Arel, 2011). YSA eğitim veri setlerinde girilen verilere göre yapısını değiştirmekte ve algoritma eğitilmektedir. Eğitilen algoritma test edilen verileri belirli bir oranda hata ile tahmin edebilmektedir. Literatürde geoteknik mühendisliği konularında pek çok farklı alanda modeller kullanılmıştır. Bu modeller, zeminlerin oturması (Sivakugan ve ark., 1998; Shahinn ve ark., 2002), sıkıştırılmış zeminlerin hidrolik iletkenliği, kazık hizmet yükü (Goh, 1996; Lee ve Lee, 1996), sıvılaşma potansiyeli (Juang ve ark.,1999; Baziar ve Nilipour, 2003; Liu ve ark.,2006; Hanna ve ark., 2007), dayanma yapıları (Hutchinson ve ark.,1987) gibi tasarıma yönelik olmasının yanı sıra, zemin sınıflandırması ve zemin bileşenlerinin tahmini (Cal, 1995; Kurup ve Griffin, 2006); zeminlerin sıkışma ve geçirimsizlik özellikleri (Sinha ve Wang, 2008) gibi zemin özelliklerinin tayini için de kullanılmıştır.

YSA çalışma prensibi insan beynindeki sinir ağlarına benzer olup, yöntem örüntüyü otomatik olarak öğrenmek için verilen girdilere ve çıktılara göre eğitebilmektedir. YSA katmanlardan oluşur ve ardışık katmanlardaki nöronlar birbirleriyle bağlantılıdır (Şekil 2).

Girdi sinyali yeterince güçlüyse, nöronlar bir çıkış sinyalini ateşlemektedir. Bu çalışmada, daha önce Akış ve ark'ları (2022) tarafından geliştirilmiş olan bir Yapay Çok Katmanlı Algı (MLP) Sinir Ağları algoritması kullanılmıştır. MLP, girdi, çoklu saklı ve çıktı katmanlarından oluşan ve çok yaygın olarak kullanılan YSA modelidir (Nguyen ve ark., 2020). Her bir bağlantının kuvveti bir sonraki saklı katmana ilişkinin gücünü gösteren ağırlıklar (w_{1j}) ile aktarılmaktadır (Tektaş ve Karataş, 2010). Bunun yanı sıra, aktivasyon sinyali, aktivasyon fonksiyonu yardımıyla nöronun çıktısını belirlemektedir. Bu çalışmada aktivasyon fonksiyonu olarak Eşitlik 3. de verilen ve yaygın olarak kullanılan Sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır (Russel ve Norvig, 2021). Bu fonksiyon (net_j)'i, bayas (b_j), girdiler (i_{nj}) ve ağırlıklarının (b_{nj}) çarpımlarının toplamı olan girdi olarak almaktadır.

$$o_j = f(net_j) = f(i_1w_{1j} + i_2w_{2j} + \dots + i_nw_{nj} + b_j) \quad (3)$$

Sigmoid fonksiyonundaki ağırlıklar w_{ij} ve bayaslar b_i^l Eşitlik 4. ve 5. te verilen formüller ile hesaplanmıştır (Yaguo, 2017).

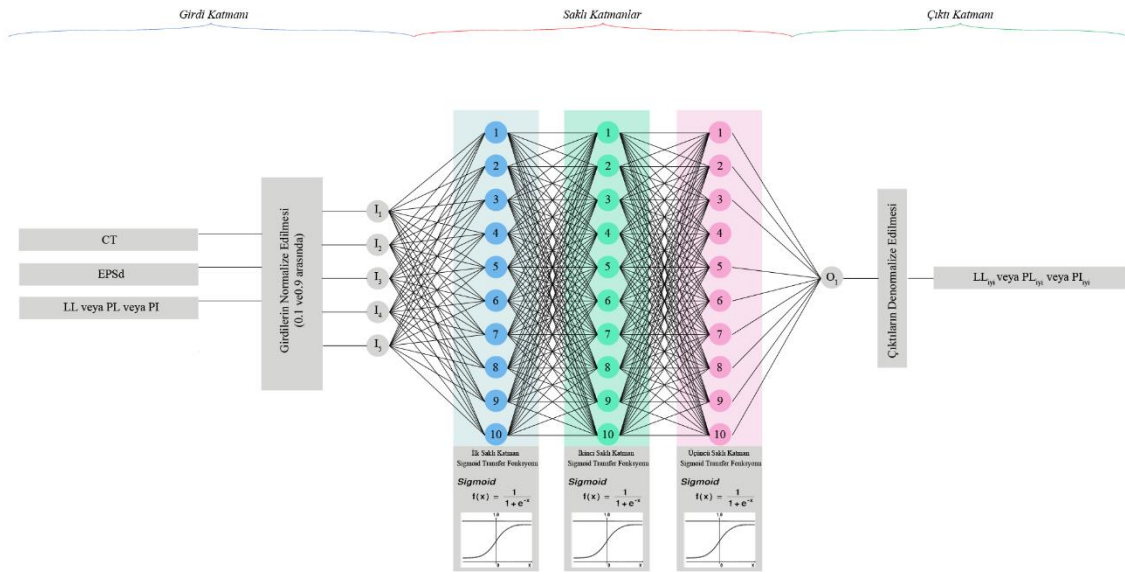
$$w_{i,j}^l = w_{i,j}^l - \alpha \frac{\partial E(w,b)}{\partial w_{i,j}^l} \quad (4)$$

$$b_i^l = b_i^l - \alpha \frac{\partial E(w,b)}{\partial b_i^l} \quad (5)$$

Eşitlik 4 ve 5. te α öğrenme oranı, E(w,b) ağırlık ve hataların yanılıgıdır. YSA öğrendikçe, ağırlıkları değiştirerek hesaplanan çıktı ile gerçekleşen çıktı arasındaki farkların toplamını optimum seviyeye getirmeyi amaçlamaktadır. Bu çalışmada kullanılan MLP ile veri akışı hem ileri hem de geriye doğru yapılmıştır. YSA algoritması girdi parametreleri saklı katmanları geçerek çıktıyı tahmin etmesi sağlanmış ve gerçek değerler ile tahmin edilen değerlerin başarısını doğrulamak için kök ortalama kare hata (RMSE) yöntemi kullanılmıştır. Hatayı en aza indirmek için ağırlık eğitiminde işlem iterasyon sayısı kadar tekrarlanmaktadır.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_d \sum_i |t_{ip} - o_{ip}|}{N}} \quad (6)$$

Eşitlik 6. da d veri seti; t_{ip} deney sonucu, o_{ip} tahmin edilen değer, N ise toplam veri sayısıdır.



Şekil 2. YSA yapısı (Akış ve ark., 2022 değiştirilerek)

Veri setindeki girdiler işlemler sırasında hataların en aza indirilebilmesi için Eşitlik 7. kullanılarak boyutsuz hale getirilmiştir (Doğan ve ark., 2007; Yavuz ve Deveci, 2015).

$$x_{in} = 0.1 + 0.8 \frac{x_i - x_{min_i}}{x_{max_i} - x_{min_i}} \quad (7)$$

Eşitlik 7. de, x_{in} girdi verisi; x_{max_i} ve x_{min_i} ise sırasıyla en yüksek ve en düşük girdi verileridir.

En iyi çözüme ulaşmak için çeşitli öğrenme oranları, yinelemeler, katman ve nöron sayıları test edilir. Modellerin performansları, R^2 ile değerlendirilmiş olup hesaplama formülü Eşitlik 8. de verilmiştir.

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_i |t_i - o_i|^2}{\sum_i (t_i - \bar{t})^2} \right) \quad (8)$$

Eşitlik 8. de, \bar{t} deney sonuçlarının ortalamasıdır.

BULGULAR VE TARTIŞMA

Kıvam Limitleri Deney Sonuçları

Bu çalışmada kullanılan cam tozu ve EPS dane aralıkları, literatürde kullanılan oranlar ile uyumlu olarak seçilmiştir (Wankhade ve ark.,2014; Al Kaki, 2016; Al-Neami ve ark.,2016; Ibrahim ve ark., 2019; Bilgen, 2020a; Muhtaba ve ark., 2020). Ancak daha önceki çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada her iki katkı malzemesi aynı anda da kullanılmıştır. Yapılan deney sonuçları Çizelge 1'de verilmektedir.

Çizelge 1'de görüldüğü üzere kıvam limitlerinin sadece cam tozu ile değişimi incelendiğinde, artan cam tozu katkısıyla likit limit, plastik limit ve dolayısıyla plastisite indeks değerlerinde azalım gözlenmiştir. Elde edilen sonuçlar literatürdeki benzer çalışmaların sonuçları ile de uyumludur (Al Kaki, 2016; İbrahim ve ark., 2019; Bilgen, 2020a; Muhtaba ve ark., 2020). Bu azalış cam tozunun kohezyonsuz yapısına atıfta bulunduğu gibi benzer etkiyi cam tozu ve EPS daneleri ile hazırlanan numunelerde de görmek mümkündür. Buna ek olarak sadece EPS danelerinin etkisi incelendiğinde likit limit azalma yönünde eğilim göstermiş olup daha sonra bir miktar artış gösterdikten sonra sabit kalmıştır.

Çizelge 1. Atık Malzemeler ile İyileştirilen Bentonitin Kıvam Limitleri

Zemin Numunesi	Likit Limit (%)	Plastik Limit (%)	Plastisite İndeksi (%)
BG0E0(katkısız)	161.7	47.6	114.1
BG2E0	157.2	45.3	111.9
BG4E0	153.5	44.4	109.1
BG6E0	148.1	43.8	104.3
BG10E0	143.9	42.8	101.1
BG20E0	133.9	38.6	95.3
BG25E0	130.6	38.0	92.6
BG0E0.3	154.2	44.5	109.7
BG0E0.6	154.0	44.5	109.5
BG0E0.9	159.3	45.1	114.2
BG0E2.0	159.4	43.4	116.0
BG2E0.9	157.0	44.8	112.2
BG4E0.9	152.6	45.9	106.7
BG6E0.3	144.9	41.8	103.1
BG6E0.6	145.3	43.7	101.6
BG6E0.9	146.9	43.5	103.4
BG10E0.3	140.2	41.6	98.6
BG10E0.6	140.5	41.7	98.8
BG10E0.9	139.4	42.6	96.8
BG20E0.3	131.0	37.6	93.4
BG20E0.6	131.0	35.7	95.3
BG20E0.9	132.7	38.2	94.5
BG25E0.3	127.8	34.5	93.3
BG25E0.6	128.2	35.6	92.6
BG25E0.9	127.4	36.2	91.2

Kıvam limitlerinin çoklu lineer regresyon analizi ile tahmin edilmesi

Bu bölümde, ilk önce literatürde katkı malzemesi (cam tozu ve/veya EPS daneleri) ile iyileştirilen kil numuneler üzerinde yapılan deney sonuçları (LL_{iyi} , PL_{iyi} ve PI_{iyi}) derlenmiştir. Wankhade ve ark.larının (2014) 4 adet, Al-Neami'nin ve ark.larının (2016) ile Al-Kaki ve ark.larının (2016) 5'er adet numune İbrahim ve ark.larının (2019) 6 adet numune, Muhtaba ve ark.larının (2020) 8 adet, Bilgen'in (2020a) 12 adet numune üzerindeki deney sonuçları, bu çalışmanın ilk bölümündeki deney sonuçları ile birleştirilerek, toplam 65 veriden oluşan eğitim ve test veri setleri oluşturuldu. Toplam verinin %80'i (52 veri) eğitim veri setinde, %20'si (13 veri) doğrulama veri setinde kullanıldı.

Çoklu korelasyon katsayısı, R , bağımlı değişken ve yordayıcılar arasındaki ilişkiyi göstermekte ve bu ilişkinin değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. LL, PL ve PI için R değerleri sırasıyla, 0.993, 0.899 ve 0.995 olup (Çizelge 2), söz konusu değerler ilişkinin yüksek olduğunu göstermektedir. Değişkenler arasındaki istatistiksel ilişkinin önemi model için bulunan p değeri ile saptanır. Bu değer 0.05'den küçük ise değişkenler arasında lineer bir ilişki bulunmaktadır (Pagano ve Gauvreau, 1993; Dawson ve Trapp, 2001; Kirkwood ve Sterne, 2003; Alpar, 2010; Kılıç, 2013). p değerleri üç model için de sıfıra çok yakın olup, her üç denklem için anlamlı bir ilişki bulunmaktadır. Bununla birlikte, modelin uygunluk göstergesi, determinasyon katsayısı olarak isimlendirilen R^2 değerine bağlıdır. R^2 değeri 1'e yaklaştıkça model iyileşir. Bu çalışmada elde edilen sonuçlara göre, bağımlı değişkenler (CT, EPS, LL veya PL veya, PI) ile bağımsız değişkenler (LL_{iyi} , PL_{iyi} ve PI_{iyi}) arasındaki determinasyon katsayısı R^2 değerleri kıvam limitleri ve plastisite indeksi modelleri için sırasıyla 0.987, 0.809 ve 0.991'dir (Çizelge 2). Bu değerler, tahmin edilen parametre ile yordayıcılar arasında kuvvetli

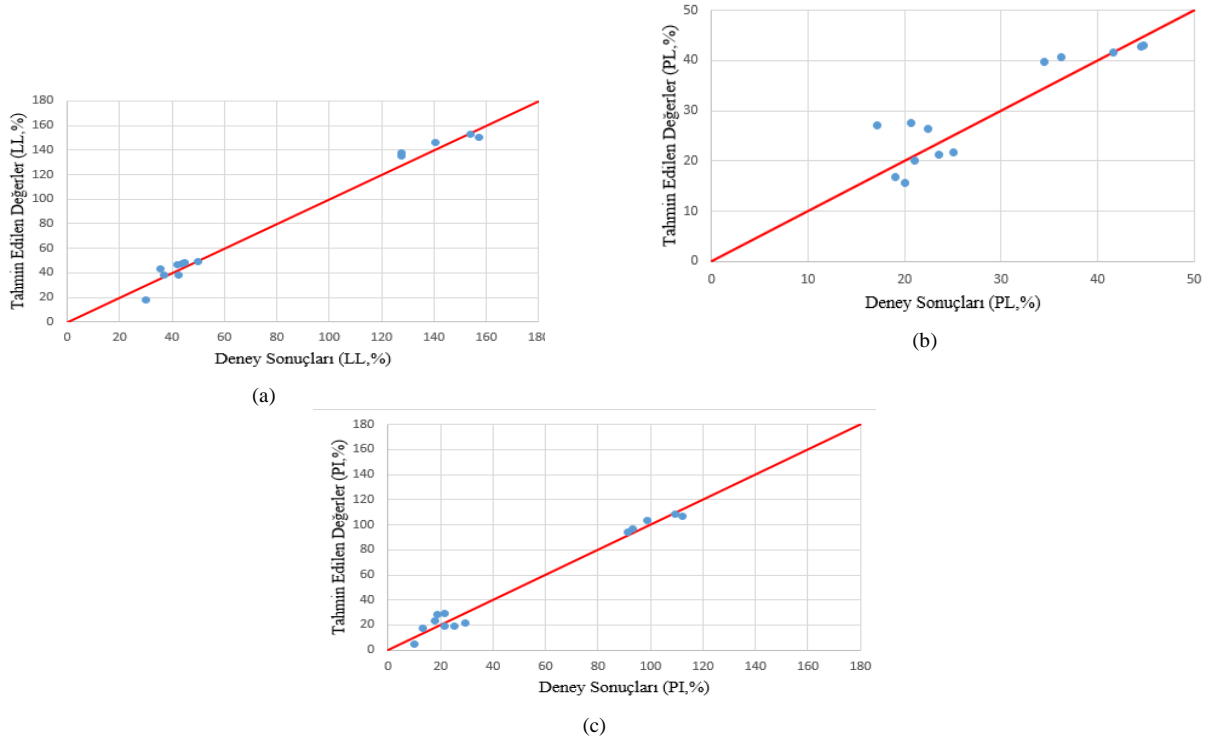
bir ilişki olduğunu göstermektedir. Standart hata, tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki farkın ölçütü olup, gerçek değerlerin regresyon yüzeyi etrafında ne kadar uzağa dağıldıklarını ölçmektedir (Köksal, 1985). Yapılan çalışmada, söz konusu değerler LL için, 7.2 (%7.2), PL için 5.2 (%5.2) ve PI için 4.9 (%4.9) olarak bulunmuştur. Atık cam tozu ve/veya EPS daneleriyle iyileştirilen zemin numuneleri için çoklu lineer regresyon yöntemi ile elde edilen denklemler Çizelge 3’de verilmektedir. Söz konusu denklemler kullanılarak doğrulama veri setindeki veriler test edilmiştir. LL_{iyi} , PL_{iyi} ve PI_{iyi} değerleri Çizelge 3’de sunulan ve tatmin edici olarak değerlendirilebilecek R^2 değerleri ile tahmin edilebilmektedir. Ayrıca, deney sonuçları ile tahmin edilen değerler grafiksel olarak Şekil 3’de sunulmaktadır.

Çizelge 2. Modellere Dahil Edilen Değişkenler ve Model Sonuçları

Model	Bağımlı Değişken	Bağımsız Değişkenler	Veri Sayısı	R	p	R^2	Standard Hata
1	LL_{iyi}	CT, EPS, LL	52	0.993	4.25E-45	0.987	7.2
2	PL_{iyi}	CT, EPS, PL	52	0.899	2.95E-17	0.809	5.2
3	PI_{iyi}	CT, EPS, PI	52	0.995	7.93E-49	0.991	4.9

Çizelge 3. İyileştirilmiş Numunelerin LL, PL ve PI Değerleri ile İlgili Tahmin Denklemleri

Tahmin Denklemi	Eğitim R^2	Test R^2
$LL_{iyi} = 0.862 - 3.885EPS - 0.644CT + 0.953LL$	0.987	0.984
$PL_{iyi} = 3.646 + 1.531EPS - 0.099CT + 0.801PL$	0.809	0.798
$PI_{iyi} = 1.925 - 2.910EPS - 0.521CT + 0.949PI$	0.991	0.981



Şekil 3. Tahmin denklemleri ile elde edilen (a) LL_{iyi} , (b) PL_{iyi} ve (c) PI_{iyi} için deney sonucu-tahmin edilen değer karşılaştırması

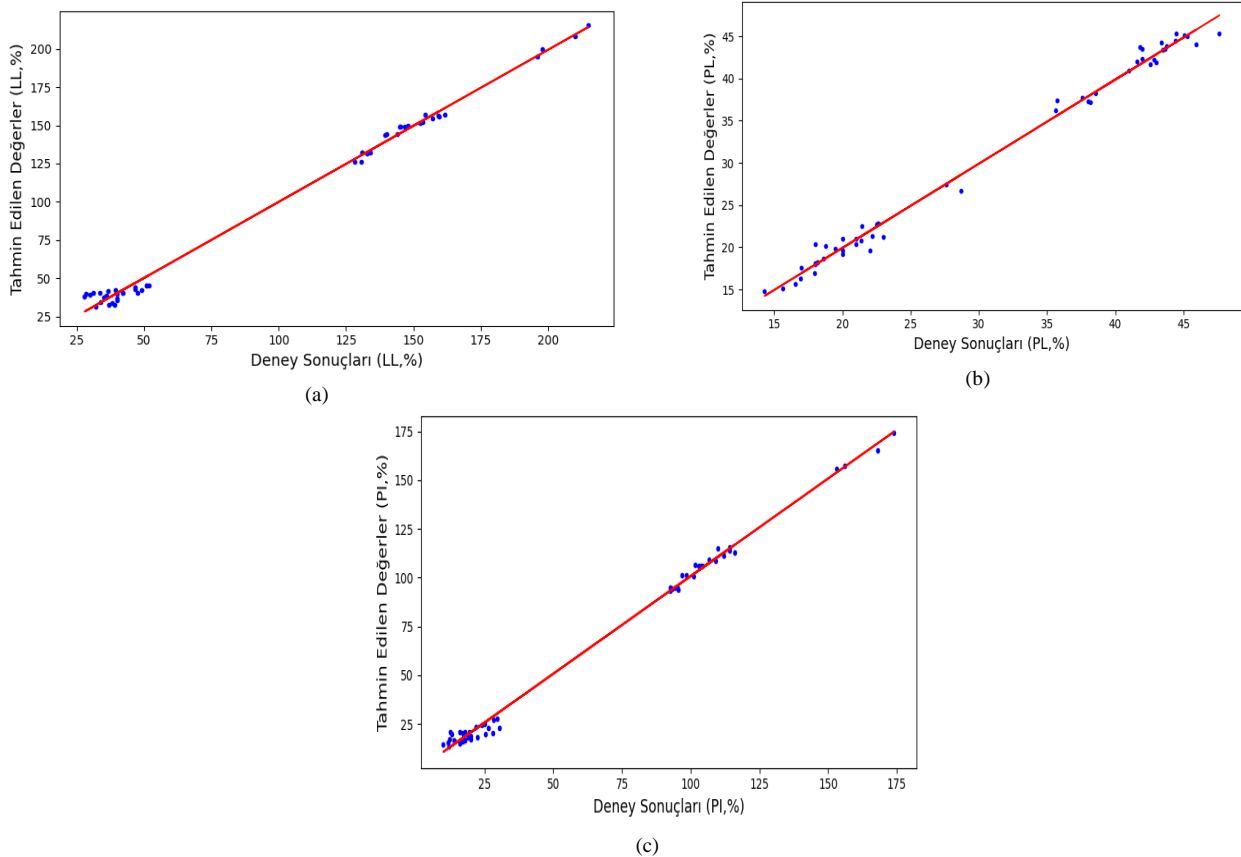
Kıvam limitlerinin yapay sinir ağları yöntemi ile tahmin edilmesi

YSA modeli sonuçları

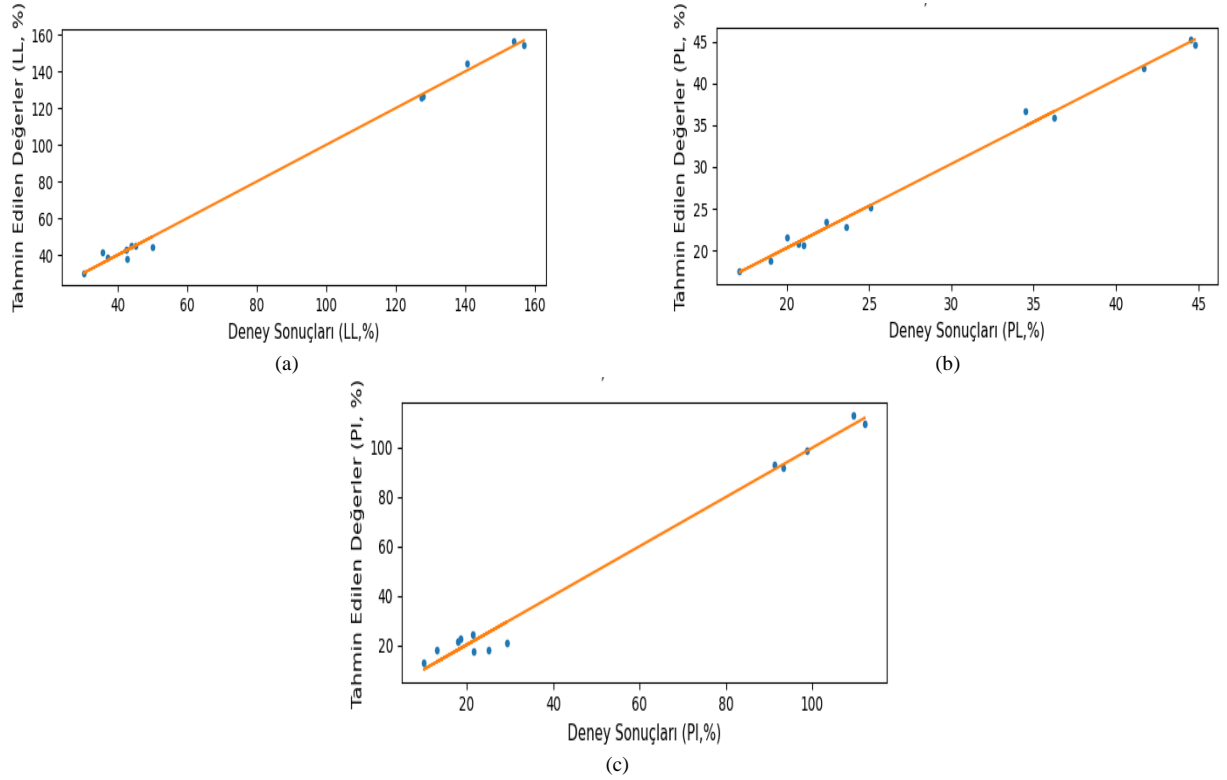
Bu çalışmada, çoklu lineer regresyon ve YSA yöntemlerinin sonuçlarını karşılaştırabilmek amacıyla, regresyon analizlerinde kullanılan veri setleri kullanılmıştır. Yukarıda da belirtildiği gibi, eğitim veri seti 52 veriden, doğrulama (test) veri seti ise 13 veriden oluşmaktadır. Her model için atık

cam tozu, EPS daneleri yüzdeleri ve tahmin edilmek istenen numunenin iyileştirme öncesi kıvam limitleri veya plastisite indeksi girdi olarak, iyileştirilmiş kıvam limitleri (LL_{iyi} veya PL_{iyi}) veya plastisite indeksi (PI_{iyi}) değeri ise çıktı olarak tanımlanmıştır. En iyi analiz sonuçlarına ulaşmak için bir çalışma yapılmış ve en yüksek R^2 değerini veren öğrenme oranı 0.2, 3 gizli katman, 5, 10, 15 nöron sayıları ve 50000 iterasyon ile elde edilmiştir. Şekil 4 ve 5’de LL_{iyi} , PL_{iyi} ve PI_{iyi} için algoritmayı eğitmekte ve test etmekte kullanılan deney sonuçları ile algoritma tarafından tahmin edilen değerler gösterilmektedir. Her üç çıktı için de oldukça iyi tahminler elde edilmiştir. Şekil 6 ve 7’de ise yine eğitim ve test yöntemleri için her modeldeki rezidüel değerler gösterilmektedir. Rezidüel değerler, veri setindeki deney sonuçları ile bu model ile tahmin edilen değerler arasındaki farkı göstermektedir. Grafiklerde de görüldüğü gibi rezidüel değerler artı ve eksi yönde rastlantısal bir şekilde dağılmaktadır.

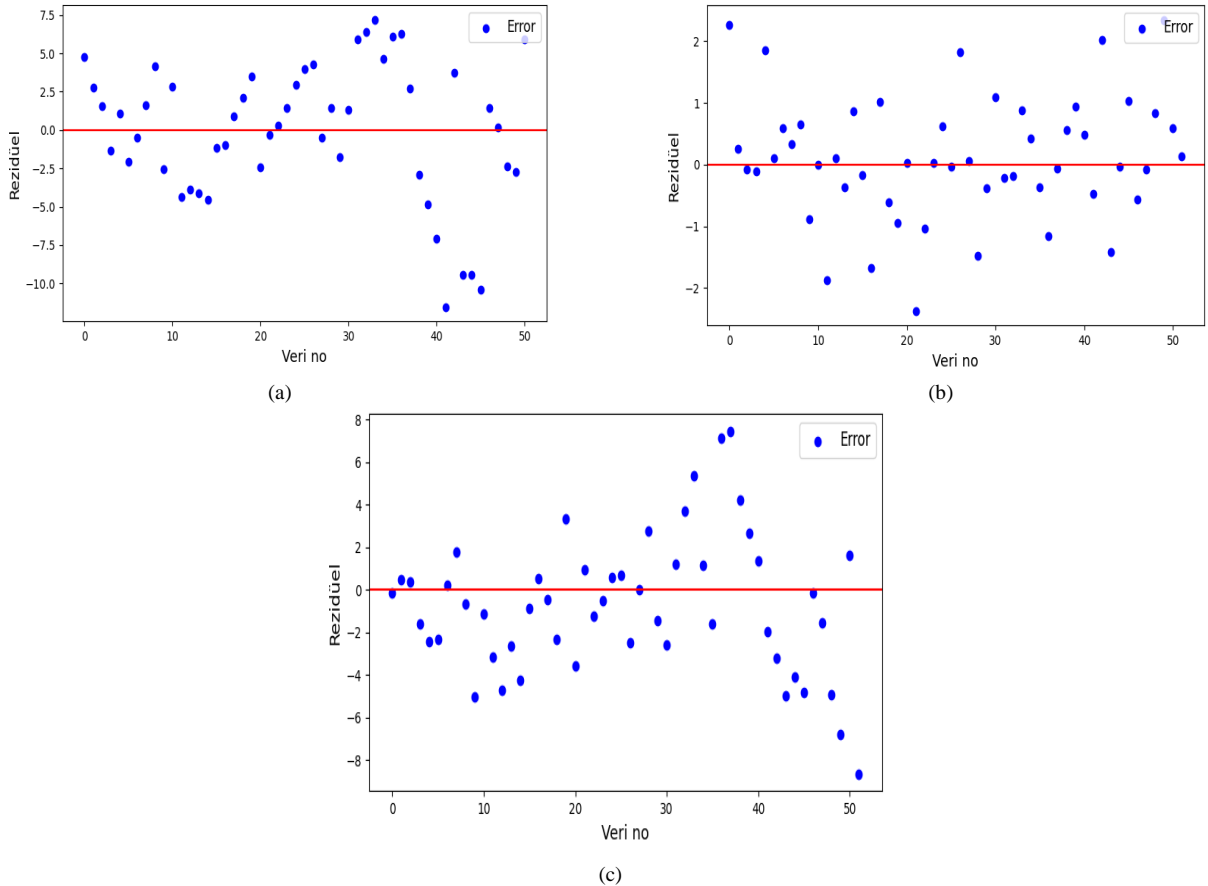
Son olarak da YSA algoritması ile LL_{iyi} , PL_{iyi} ve PI_{iyi} değerlerinin eğitim ve doğrulama yöntemleri için deney sonucu ve tahminler arasındaki determinasyon katsayısı (R^2) değerleri ile karşılaştırılmıştır. R^2 değerleri LL_{iyi} , PL_{iyi} ve PI_{iyi} eğitim ve doğrulama yöntemleri için 0.992’nin üzerinde olup YSA algoritmasının söz konusu değerleri kuvvetli bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir (Çizelge 4).



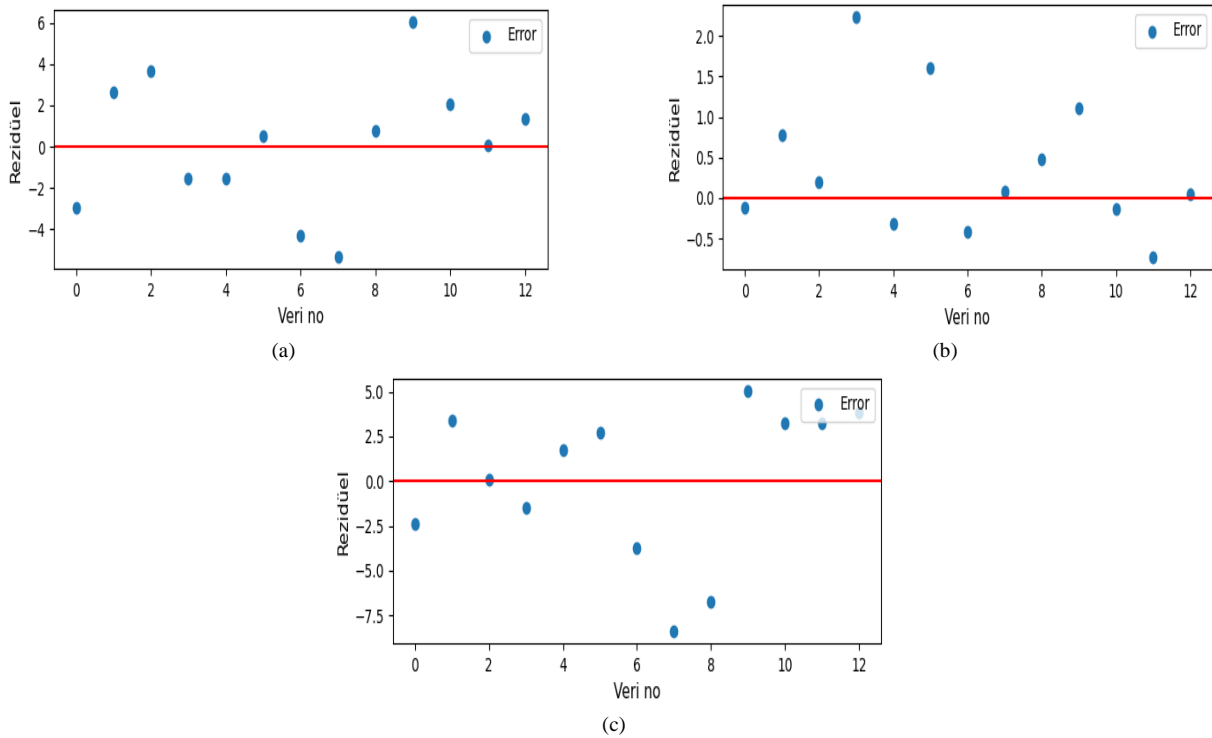
Şekil 4. YSA algoritmasının eğitimi sonucu (a) LL_{iyi} , (b) PL_{iyi} ve (c) PI_{iyi} için deney sonucu, tahmin edilen değer karşılaştırması



Şekil 5. YSA algoritmasının doğrulama sonucu (a) LL_{iyi} , (b) PL_{iyi} ve (c) PI_{iyi} için deney sonucu-tahmin edilen değer karşılaştırması



Şekil 6. YSA algoritmasının eğitimi sonucu (a) LL_{iyi} , (b) PL_{iyi} ve (c) PI_{iyi} için elde edilen rezidüel değerler



Şekil 7. YSA algoritmasının doğrulama sonucu (a) LL_{iiyi} , (b) PL_{iiyi} ve (c) PI_{iiyi} için elde edilen rezidüel değerleri

Çizelge 4. YSA Algoritmasının Eğitim ve Doğrulama Sonuçları

Çıktı	Girdiler	Eğitim R^2	Test R^2
LL_{iiyi}	CT, EPS, LL	0.995	0.996
PL_{iiyi}	CT, EPS, PL	0.992	0.993
PI_{iiyi}	CT, EPS, PI	0.995	0.996

5- Katlı çapraz geçerlilik testi

k-katlı çapraz geçerlilik testi yapılmasının amacı, her örneğin eğitim verileri ve doğrulama verileri olarak (aynı anda olmaksızın) çifte göreve hizmet etmesidir. İlk önce veriler eşit alt kümelere bölünür, daha sonra öğrenme turları gerçekleştirilir. Verilerin her turunda bir doğrulama seti olarak tutulur ve kalan örnekler eğitim seti olarak kullanılmaktadır (Russel ve Norvig, 2009).

YSA yönteminde kullanılan algoritmanın geçerliliğinin test edilmesi ve başarısının seçilen verilere bağlı olmadığını göstermek için 5-katlı çapraz geçerlilik testi yapılmıştır. Söz konusu test için rastgele sıralanan ve 65 veriden oluşan veri seti 5 eşit bölüme ayrılmış ve her defasında bir bölümü doğrulama geri kalan dört bölümdaki veriler ise eğitim seti olarak gruplanmıştır (James ve ark.,2013). Böylece, 5'er adet birbirinden farklı eğitim ve test setleri elde edilmiştir. Her bir eğitim ve test seti için model çalıştırılmış ve determinasyon katsayısı (R^2) değerleri hesaplanmıştır (Çizelge 5). Tüm hesaplamalardan elde edilen ortalama R^2 değerleri 0.983'den büyük olup yeterli bir geçerlilik değeri olduğu düşünülmektedir.

Çizelge 5. 5-Katlı Çapraz Geçerlilik Testi Sonuçları

Çıktı	Girdiler	Ortalama Eğitim R^2	Ortalama Test R^2
LL_{iiyi}	CT, EPS, LL	0.995	0.994
PL_{iiyi}	CT, EPS, PL	0.993	0.983
PI_{iiyi}	CT, EPS, PI	0.996	0.991

SONUÇ

Bu çalışmada birleştirilmiş zemin sınıflandırma sistemine (USCS) göre CH olarak sınıflandırılan bentonit kili atık cam tozu ve/veya EPS daneleri ile iyileştirilmiş ve numunelerin likit limit, plastik limit ve plastisite indeksleri bulunmuştur. Bentonit ve cam tozu ile hazırlanan numunelerde artan cam tozu katkısıyla likit limit ve plastisite indeks değerlerinde azalım gözlenmiştir. Buna ek olarak söz konusu değerler, sadece EPS danelerinin etkisi incelendiğinde %0.3 ve %0.9 EPS oranı ile hazırlanan numunelerde yakalaşık aynı kalmakla birlikte, artan oranlarında hafif artmasına karşın; cam tozu ve EPS'in birlikte kullanılmasıyla hazırlanan numunelerde azalma yönünde göstermiş olduğu gözlemlenmiştir.

Yapılan deneyler ile literatürde benzer atık malzemeler ile iyileştirilen killi numuneler üzerinde yapılan deney sonuçları derlenerek eğitim ve doğrulama amaçlı kullanılmak üzere veri setleri oluşturulmuştur. İki farklı yöntem kullanılarak söz konusu parametreler tahmin edilmiştir. İlk yöntemde çoklu lineer regresyon ile atık malzeme oranları ve iyileştirilmemiş numunenin ilgili parametresine bağlı olarak iyileştirilmiş numunenin parametrelerini tahmin eden denklemler önerilmiştir. Sonra ise daha önce geliştirilen bir YSA algoritması, regresyon analizlerinde kullanılan eğitim veri seti kullanılarak çalıştırılmıştır. Her iki yöntem de gerek eğitim gerekse doğrulama setlerinde oldukça yüksek R^2 değerleri vermekte olup, yazarlar söz konusu parametrelerin tahmini için her iki yöntemin de kullanılabilceğini önermektedir.

TEŞEKKÜR

Yazarlar Dr. Öğretim Üyesi Bahram Lotfısadigh'ye katkılarından dolayı teşekkür ederler.

Çıkar Çatışması

Makale yazarları aralarında herhangi bir çıkar çatışması olmadığını beyan ederler.

Yazar Katkısı

Yazarlar makaleye eşit oranda katkı sağlamış olduklarını beyan eder.

KAYNAKLAR

- Ackerman, F. (2010). Waste Management and Climate Change. *Local Environment: The International Journal of Justice and Sustainability*. 5(2), 223-229.
- Akis, E., Guven, G., Lotfısadigh, B. (2022). Predictive Models for Mechanical Properties of Expanded Polystyrene (EPS) Geofoam Using Regression Analysis and Artificial Neural Networks. *Neural Computing & Applications*:34, 10845–10884.
- Al-Kaki, A.K. (2016). *Clay Soil Stabilization with Waste Soda Lime Glass Powder*. Gaziantep Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, (Basılmış).
- Al-Neami, M.A., Alsoudany, K.Y.H., Dawod, A.A., Ehsan, E.A. (2016). Remediation of Cohesive Soils Using Waste Glass. *Conference of the International Journal of Arts & Sciences*, 09(01):125-138.
- Alpar, R. (2010). *Basit Doğrusal Regresyon Çözümlemesi Spor, Sağlık ve Eğitim Bilimlerinden Örneklerle Uygulamalı İstatistik ve Geçerlik Güvenirlik*. Detay Yayıncılık, Ankara, 285-304.
- Arama, Z.A., Akın, M.S., Nuray, S.E., Dalyan, İ. (2020). Estimation of Consistency Limits of Fine-Grained Soils via Regression Analysis: A Special Case for High and Very High Plastic Clayey Soils in İstanbul. *International Advanced Researches and Engineering Journal*: 04(03), 255-266.
- ASTM D4318-17, 2017. *Standard Test Methods for Liquid Limit, Plastic Limit, and Plasticity Index of Soils*. ASTM International, West Conshohocken, PA, USA.
- Baziar M.H., Nilipour, N. (2003). Evaluation of Liquefaction Potential Using Neural-Networks and CPT Results. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*: 23, 631-636.

- Bilgen, G. (2020a). Utilization of Powdered Glass as an Additive in Clayey Soils. *Geotechnical and Geological Engineering*:38, 3163-3173.
- Bilgen, G. (2020b). Geri Dönüştürülmüş Beton Agregasının Düşük Plastisiteli Bir Kilin Mekanik Özelliklerine Etkisi. *Journal of the Institute of Science and Technology* , 10 (3) , 1714-1719.
- Bjerrum, L., Simons, N.E. (1960). Comparison of Shear Strength Characteristics of Normally Consolidated Clays. *In: Proceedings of research conference on the shear strength of cohesive soils*, ASCE, Colorado:711-726.
- BS 1337: Part 2, (1990). *Methods of Test for Soils for Civil Engineering Purposes: Part 2 Classification Test*.
- Cal Y. (1995). Soil Classification by Neuralnetwork. *Advances in Engineering Software*: 22(2), 95-97.
- Cozzolino, V.M. (1961). Statistical Forecasting of Compression Index. *In: Proceedings of the 5th ICSMFE*, Paris: 51-53.
- Çakıcı, M., Oğuzhan, A.T., Özdil, T. (2015). *İstatistik*. Ekin Yayınları, Bursa.
- Dawson, B., Trapp, R.G. (2001). *Statistical Methods for Multiple Variables. Basic & Clinical Biostatistics*. Lange Medical books/McGraw Hill Medical Publishing Division, USA: 236-242.
- Doğan, E., Işık, S., Sandalcı, M. (2007). Günlük Buharlaştırmanın Yapay Sinir Ağları Kullanarak Tahmin Edilmesi. *İMO Teknik Dergi*: 4119 -4131.
- Duncan, J.M., Wright, S.G. (2005). *Zemin Şevlerin Duraylılığı*. Çeviren Kamil Kayabalı, Gazi Kitabevi.
- Fauzi, A., Djauhari, Z., Fauzi, U.J. (2016). Soil Engineering Properties Improvement by Utilization of Cut Waste Glass as Additive. *IACSIT International Journal of Engineering and Technology*, 8:15-18.
- Goh, A.T.C. (1996). Pile Driving Records Reanalyzed Using Neural Networks. *Journal of Geotech. Eng. ASCE*: 122(6), 492-495.
- Hanna, A.M., Ural, D., Saygılı, G. (2007). Neural Network Model for Liquefaction Potential in Soil Deposits Using Turkey and Taiwan Earthquake Data. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Elsevier, 27:521-540.
- Holtz, R.D., Kovacs, W.D. (1981). *Geoteknik Mühendisliğine Giriş*. Çeviren Kamil Kayabalı, Gazi Kitabevi.
- Hutchinson, P.J., Rosenman, M.A., Gero, J.S. (1987). RETWALL: An Expert System for the Selection and Preliminary Design of Earth Retaining Structures. *Knowledge-based Systems*: 1(1), 11- 23.
- Ibrahim, H.H., Mawlood, Y.I., Alshkane, Y.M. (2019). Using Waste Glass Powder for Stabilizing High-Plasticity Clay in Erbil City-Iraq. *International Journal of Geotechnical Engineering*: 7, 496-503.
- Işık, F., Akbulut, R.K. (2018). Geri Dönüştürülmüş Karbon Karasının Killi Zeminlerin Kıvam Limitlerine Etkisi. *Journal of the Institute of Science and Technology*: 8 (2), 123-130.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning : with Applications in R*, Springer, New York.
- Juang, C.H., Chen, C.J., Tien, Y. (1999). Appraising Cone Penetration Test Based Liquefaction Resistance Evaluation Methods: *Artificial Neural Network Approach*. *Can. Geotech. Journal*: 36(3), 443-454.
- Kenney, T.C. (1959). Discussion of "Geotechnical properties of glacial lake clays," by T.H. Wu. *J Soil Mech Found Div ASCE* 85(SM3):67-79.
- Kılıç, S. (2013). Doğrusal Regresyon Analizi. *Journal Of Mood Disorders*:3(2), 90-92.
- Kirkwood, B.R., Sterne, J.A.C. (2003). Regression Modelling. *Medical Statistics*. Blackwell Science, Australia, 315-342.
- Köksal, B.A. (1985). *İstatistik Analiz Metodları*. Çağlayan Kitabevi, İstanbul.
- Kurup, P.U., Griffin, E.P. (2006). Prediction of Soil Composition from CPT Data Using General Regression Neural Network. *Journal of Computing in Civil Engineering*, ASCE: 20(4), 281-289.
- Ladd, C.C., Foott, R., Ishihara, K. Schlosser, F. Poulos, H.G. (1977). Stress-deformation and Strength Characteristics. *In: Proceedings of 9th ICSMFE*, Tokyo, 2: 421-494.
- Lee, I.M., Lee, J.H. (1996). Prediction of Pile Bearing Capacity Using Artificial Neural Networks. *Computers and Geotechnics*: 18(3), 189-200.

- Liu, B., Ye, M., Xiao, M., Miao, S., (2006). *Artificial Neural Network Methodology for Soil Liquefaction Evaluation Using CPT Values*. ICIC, 329-336.
- Mujtaba, H., Khalid, U., Farooq, K.M., Elahi, M., Rehman, Z., Shahzad, H.M. (2020). Sustainable Utilization of Powdered Glass Improve the Mechanical Behavior of Fat Clay. *Geotechnical Engineering*:12, 3628-3639.
- Nguyen, H., Bui, X.N., Bui, H.B., Mai, N.L. (2020). A Comparative Study of Artificial Neural Networks in Predicting Blast-Induced Air-Blast Overpressure at Deo Nai Open-Pit Coal Mine, Vietnam. *Neural Computing & Applications*. 32(8): 3939-3955.
- Önalp, A., Arel, E. (2011). Geoteknik Mühendisliğinde Yapay Sinir Ağları Uygulamaları ve Bir Örnek: Zemin Profilinin Tamini Edilmesi. *İTÜ Mühendislik Dergisi*: 10(4), 3-14.
- Pagano, M., Gauvreau, K. (1993). Simple Linear Regression. *Principles of Biostatistics*. Duxbury Press, USA: 379-424.
- Russel, S., Norvig, P. (2009). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 3rd edn. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA.
- Salkind, N.J. (2016). *Statics for People Who (Think They) Hate Statistics*. LA, London, New Delhi, Singapore, Washington D.C., Melbourne: SAGE.
- Secretariat of Pacific Regional Environmental Programme, (2009). “*Factsheet: Waste & Climate Change*”. Pacific Year of Climate Change.
- Shahin, M.A., Maier, H.B., Jaksa, M.B. (2002). Predicting Settlement of Shallow Foundations Using Neural Networks. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, ASCE: 128(9), 785-793.
- Sinha, S.K., Wang, M.C. (2008). Artificial Neural Network Prediction Models for Soil Compaction and Permeability. *Geotech Geol Eng*: 26, 47-64.
- Sivakugan, N., Eckersley, J.D., Li, H. (1998). Settlement Predictions Using Neural Networks. *Australian Civil Engineering Transactions*: CE40,49-52.
- Skempton, A.W. (1944). Notes on the Compressibility of Clays. *Q J Geol Soc Lond*: 100, 119–135.
- Skempton, A.W. (1957). Discussion on “The planning and design of the new Hong Kong airport. *Proc Inst Civil Eng Lond* 7:305–307.
- Sorensen, K.K., Okkels, N. (2013). Correlation Between Drained Shear Strength and Plasticity Index of Undisturbed Overconsolidated Clays. *In: Proceedings of the 18th International Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering*, Paris: 1,423–428.
- Swaidani, A., Hammoud, I., Meziab, A. (2016). Effect of Adding Natural Pozzolana on Geotechnical Properties of Lime-stabilized Clayey Soil. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 8 (5): 714-725.
- Terzaghi, K., Peck, R., (1948). *Soil Mechanics in Engineering Practice*. Wiley, New York.
- Tektaş, A., Karataş, A. (2010). Yapay Sinir Ağları ve Finans Alanına Uygulanması: Hisse Senedi Fiyat Tahminlenmesi. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*: 18, 3-4.
- U.S. Navy. (1982). *Soil Mechanics–Design Manual 7.1*, Department of the Navy, Naval Facilities Engineering Command, U.S. Government Printing Office, Washington, DC.
- Verbeek, M. (2017). Using Linear Regression to Establish Empirical Relationships. *IZA World of Labor*: 336.
- Wankhande, S.R., Rajukar, V.J., Dahale, P. (2014). Improvement of Swelling-Shrinkage Behaviour of Expansive Soil Using EPS Beads. *International Journal of Applied Engineering Research*: 9(2), 223-228.
- Yaguo, L. (2017). *Individual Intelligent Method-Based Fault Diagnosis*. *In Yaguo Lei Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction of Rotating Machinery*: 67-174.
- Yavuz, S., Deveci, M. (2015). İstatistiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağı Performansına Etkisi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*: 0 (40), 167-187.
- Zaimoğlu, A.Ş., Altun, F., Işık, F., Akbulut, R.K. (2020). Nano-CuO ile Hazırlanan Kompozit Kil Karışımlarının Kıvam Limitleri, pH ve Elektrik İletkenlik Özelliklerinin İncelenmesi. *Journal of the Institute of Science and Technology*: 10 (1) , 290-298.