T.C.
HARRAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ESP-ESR VE SAR DEĞERLERİNİN İLİŞKİLENDİRİLMESİ VE MAKİNE ÖĞRENME TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ VE TAHMİNİ

Halil Kubilay KAYA

TOPRAK BİLİMİ VE BİTKİ BESLEME ANABİLİM DALI

ŞANLIURFA
2023

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖZET i
ABSTRACT ii
TEŞEKKÜR iii
ŞEKİLLER DİZİNİ iv
ÇİZELGELER DİZİNİ v
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ vi
1. GİRİŞ 1
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR 3
3. MATERYAL ve YÖNTEM 7
3.1. Materyaller 8
3.1.1. Toprak özellikleri 8
3.1.2. Çalışmada kullanılan toprakların özellikleri 8
3.1.3. Matlab2020a bilgisayar programı 8
3.2. Yöntem 9
3.2.1. Çalışmada toprak örneklemesi 9
3.2.2. Toprak analiz metotları 10
3.3. Çalışmada Kullanılan farklı modeller 11
3.3.1. Lineer (Doğrusal) Regresyon modeli: 11
3.3.2. Çok Katmanlı Perceptron Modeli: 13
3.3.3. Destek Vektör Makinaları Modeli: 15
3.3.4. Karar Ağaçları Regresyon Modeli: 16
4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA 18
4.1. Lineer Regresyon Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri: 18
4.2. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri : 22
4.3. Destek Vektör Makinaları Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri: 24
4.4. Karar Ağaçları Regresyon Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri: 26
5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER 29
5.1. Sonuçlar……..…29

5.2. Öneriler……30
KAYNAKLAR..... 31
EKLER 33
Ek 1. Analiz sonuçları 33

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

ESP-ESR VE SAR DEĞERLERİNİN İLİŞKİLENDİRİLMESİ VE MAKİNE ÖĞRENME TEKNİKLERİ İLE MODELLENMESİ VE TAHMİNİ

Halil Kubilay KAYA

Harran Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Toprak Bilimi ve Bitki Besleme Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Salih AYDEMİR
YIL: 2023, Sayfa: 35

Bu çalışmanın amacı; Analizler sonrasında elde edilen Çözülebilir Katyonlar (ÇK) ve Değişebilir Katyon (DK) değerlerini kullanarak, ESP (Değişebilir Sodyum Yüzdesi), ESR (Değişebilir Sodyum Oranı), ve KDK (Katyon Değişim Kapasitesi) değerleri ilişkilendirilerek farklı modellerle en iyi tahmin sonucunu veren modeli ortaya koymak ve daha az analiz yaparak maliyeti ve harcanan süreyi en aza indirmektir. Bu kapsamda çalışmada; Harran Ovasında, Akçakale ilçesi Öncül Köyü tuzlu-sodik toprakların bulunduğu alandan 0-30 cm derinlikten 50 adet toprak örneği alınmıştır. Laboratuvarda yapılan ÇK, DK ve KDK analizleri sonucunda elde edilen değerler MathWorks tarafından geliştirilen Matlab2020a bilgisayar programından yararlanılmış ve bu kapsamda 50 toprak örneğinden 40 tanesi eğitim için, 10 tanesi de Lineer Regresyon, Çok Katmanlı (Algılayıcı) Perceptron, Destek Vektör Makineleri ve Karar Ağaçları Modelleri kullanılıp en başarılı tahmin yöntemi sorgulanmıştır. Bu dört yöntem için de başarılı sonuçlar alınmış fakat, diğerlerine göre daha başarılı, uygulanabilir ve daha kullanışlı olan Lineer Regresyon Modeli öne çıkmıştır. Bu model kapsamında en iyi ESP, ESR ve KDK tahmin sonuçlarını veren denklemler sırasıyla; ESP_{tahmin} = 7.1218 * K (meq /l) -7.1747 * Ca (meq /l) +25.1597, ESR_{tahmin} =13.8737 * K (meq /l) - 13.3195 * Ca (meq /l) + 34.0089 ve KDK_{tahmin}= (Na^+ (cmol+/kg) /ESP_{tahmin})* 100'dür. Bu model tarafından öngörülen toprak ESP, ESR ve KDK değerleri ile laboratuvar testleri ile ölçülen toprak değerleri arasında çok büyük farklar olmadığı gözlemlenmiştir. Çalışmada ortaya konulduğu gibi diğer çalışılan ve başarı oranı nispeten düşük olan modeller ileride yapılacak çalışmalarda daha da geliştirilip, kolay kullanıma dair programlar oluşturularak, bilgisayarlarda kullanıma sunulabilecektir. Bunun yanında basit şekilde akıllı cep telefonları için android ve ios gibi ortamlarda, yazılacak uygulamalar sayesinde, verilerin girilmesi ile çok daha pratik bir şekilde tahmin edilebilecektir. Çalışma sonuçları göstermiştir ki, kullanılan model başarı sıralaması en başarılıdan başlayarak sırasıyla Lineer Regresyon, Karar Ağaçları, Çok Katmanlı Algılayıcılar, Destek Vektör Makinaları şeklinde olmuştur. Elde edilen bu başarılı tahmin sayesinde, toprakta yapacağımız ÇK'lardan sadece Ca^{+2} ve K^+ ve DK'lardan ise sadece Na^+ analiz değerleri kullanılıp yukarıdaki denklemler ile doğruluğu yüksek ESP, ESR ve KDK değerleri daha az maliyetle ve daha kısa sürede belirlenmiş olacaktır.

ANAHTAR KELİMELER: Sodyum, ESP, Tuzlu-Sodik toprak, Modelleme, Harran Ovası

ABSTRACT

MSc Thesis

RELATING ESP-ESR AND SAR VALUES AND MODELING AND ESTIMATING WITH MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Halil Kubilay KAYA

Harran University

Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Soil Science and Plant Nutrition

Supervisor: Prof. Dr. Salih AYDEMİR
Year: 2023, Page: 35

The aim of this study; Using the Soluble Cations (LC) and Exchangeable Cation (DC) values obtained after the analyzes, the ESP (Percent Exchangeable Sodium), ESR (Exchangeable Sodium Ratio), and KDK (Cation Capacity) values are revealed, revealing the model that gives the best prediction with different models. and to minimize the cost and time spent by doing less analysis. This hospitality 50 soil samples were taken from 0-30 cm depth from the area where salty-sodic soils are found in Öncül Village of Akçakale county in Harran Plain. The values obtained as a result of the RC, DK and CEC analyzes made in the laboratory were used by Matblab2020a computer software provided by MathWorks, and 40 of these tasks were used for training, and 10 of them were Linear Regression, Multilayer (Perceptron) Perceptron, Support Vector Machines and Decision Tree Models. The most successful estimation method was questioned using Successful results were obtained for these four methods, however, the Linear Regression Model, which is more successful, applicable and more useful than the others, was one. Within the scope of this model, the equations giving the best ESP, ESR and KDK estimation results are respectively; ESP estimate = 7.1218 * K (meq /l) -7.1747 * Ca (meq /l) +25.1597, ESR estimate =13.8737 * K (meq /l) - 13.3195 * Ca (meq /l) + 34.0089 and KDK estimate= (Na+ (cmol+) /kg) /ESP estimate)* 100. According to this model, it has been observed that there is not much difference between the ESP, ESR and KDK soil values and the soil values measured by laboratory test. As revealed in the study, other studied models with low success rates will be developed further in the future, and programs will be created for easy use and can be put into use on computers. In addition, it will be estimated in a much more practical way by entering the data, thanks to the applications to be written in environments such as android and iso for simple mobile phones. In the results of the study, the success order of the model used was in the order from the most successful to Linear Regression, Decision Trees, Multilayer Perceptrons, and Support Vector Machines. Thanks to this success achieved, high ESP, ESR and KDK values will be determined with the above reflections and organs, with less cost and in a shorter time, using the Na+ analysis values, while the estimation from the ÇK’s in the soil is only Ca+2 and K+ and DK's.

KEYWORDS: Sodium, ESP, Saline-Sodic soil, Modeling, Harran Plain

TEŞEKKÜR

Tezin konusunun seçiminde, uygulamasında ve çalışmamda yardımlarını esirgemeyen danışmanım Prof. Dr. Salih AYDEMİR'e, bilgisinden ve tecrübelerinden destek aldığım Ziraat Yüksek Mühendisi Hasine ELÇİ'ye teşekkür ederim. Çalışmamın istatistiksel kısmında yardımını, anlayışını ve sabrını esirgemeyen Dr.Öğr.Üyesi Mehmet Emin TENEKECİ'ye teşekkür ederim. Deneme sahasının tespitinde, ulaşımında, topraklarının toplanmasında desteğini esirgemeyen Ziraat Yüksek Müh. Murat ÖZYAVUZ'a, analiz örneklerinin taşıma - tesliminde ve hayatımın her sahasında bana her zaman maddi - manevi desteği olan kıymetli eşim Yüsra KAYA'ya, maneviyatı ve varlığı ile bana güç veren oğlum Fehmi Kenan KAYA'ya ve daha adını sayamadığım emeği geçen bütün hocalarım ve arkadaşlarıma teşekkür ederim. Doğumumdan bugüne güzel dilek, dua ve telkinleriyle hafızamı dinç tutan babam Fehmi KAYA ve annem Ayşe Gönül KAYA'ya, kardeşlerim Mehmet Kıvanç KAYA ve Yusuf Ahmet KAYA'ya sonsuz teşekkürler borçluyum.

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 4. 1. Lineer Regresyon Modeli ESP tahmin hata grafiği 19
Şekil 4. 2. Lineer Regresyon Modeli ESR tahmin hata grafiği 20
Şekil 4. 3. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeli ESP tahmin hata grafiği 23
Şekil 4. 4. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeli ESR tahmin hata grafiği 23
Şekil 4. 5. Destek Vektör Makineleri Modeli ESR tahmin hata grafiği 25
Şekil 4. 6. Karar Ağaçları Modeli ESP tahmin hata grafiği 27
Şekil 4. 7. Karar Ağaçları Modeli ESR tahmin hata grafiği 27

ÇİZELGELER DİZİNİ

Sayfa No

Çizelge 4. 1. Lineer Regresyon Modeli ESP tahmini 18
Çizelge 4. 2. Lineer Regresyon Modeli ESR tahmini..... 19
Çizelge 4. 3. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeli ESP tahmini..... 22
Çizelge 4. 4. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeli ESR tahmini 22
Çizelge 4. 5. Destek Vektör Makine Regresyon Modeli ESP tahmini 24
Çizelge 4. 6. Destek Vektör Makine Regresyon Modeli ESR tahmini..... 25
Çizelge 4. 7. Karar Ağaçları Modeli ESP tahmini..... 26
Çizelge 4. 8. Karar Ağaçları Modeli ESR tahmini 26
Çizelge 4. 9. KDK Karşılaştırma..... 28

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

ANFIS	Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi
ÇK	Çözünebilir Katyonlar
DK	Değişebilir Katyonlar
EC	Elektriksel İletkenlik
ESP	Değişebilir Sodyum Yüzdesi
ESR	Değişebilir Sodyum Oranı
K	Potasyum
KDK	Katyon Değişim Kapasitesi
Mg	Magnezyum
MLP	Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı
N	Azot
Na	Sodyum
P	Fosfor
RMSE	Karekök Ortalama
SAR	Sodyum Adsorbsiyon Oranı
USES	Amerika Birleşik Devletler Konsey Laboratuvarı

1. GİRİŞ

ESP (Değişebilir Sodyum Yüzdesi) ölçümünün, Katyon Değişim Kapasitesi (KDK) ve değiştirilebilir Na^+(Sodyum)'nın belirlenmesi yoluyla zahmetli ve zaman alıcı laboratuvar testleri kullandığı fark edilmiş ve bu nedenle ESP'nin SAR (Sodyum Odsorbsiyon Oranı)'dan tahmini, mevcut ilişkileri nedeniyle yararlı olduğu ifade edilmiştir. (Musslewhite ve Song, 2006). SAR'ın, etkilenen topraklardaki ESP'yi tahmin etmek için önemli bir araç haline geldiği ifade edilmiştir (Robbins, 2004).

Toprak ESP değerini ESP = 1.95 + 1.03 SAR olarak hesaplamak için bir pedo transfer (Saha morfolojisi, toprak dokusu , yapı ve pH gibi toprak etüdlerinden elde edilir . Pedo transfer işlevleri, bu tür temel bilgilere, diğer daha zahmetli ve pahalı olarak belirlenmiş toprak özelliklerinin tahminlerine dönüştürülerek bulunan değerlerdir.) fonksiyonu türetilmiştir (Rashidi ve Seilsepou, 2008). "Toprak ESP ve SAR kombinasyonundan kaynaklanan model, toprak ESP'sini tahmin etmek için kolay ve ekonomik bir metodoloji sağlama açısından dikkate değer bir avantaja sahiptir." (Musslewhite ve Song, 2006) ve yine ESP'nin belirlenmesinde birtakım karışıklık ve güçlüklerle karşılaşılmakta olduğu, bu amaç ile toprağın sodyumluluk derecesinin göstergesi olan, ESP'nin tahminini de kolayca belirleyebilen SAR'ın kullanılabileceğini, yapılan araştırmalarla gösterdiğini söylemiştir (Anapalı, 1993).

Amerika Birleşik Devletleri Konsey Laboratuvarı (USES)'nın SAR ve ESR arasındaki doğrusal ilişkiyi ABD için ESR = -0.0126 + 0.01475 SAR olarak bulduğunu ifade etmiştir. Bununla birlikte, bu yöntemlerin birçoğu, yerel ayarlar için daha fazla belirsizlik yarattığını, bölgesel kontroller ve diğer araştırma sonuçları gerektiren varyasyonlara sahip olduğunu belirtmiştir. Toprak ESR ve SAR arasındaki yaygın modelin, hem baskın kil minerali hem de çözelti ile önemli ölçüde değiştiğini gösterdiğini söylemiştir. Baskın kil minerali ve çözelti iyonik gücü toprakta bulunur ve sabit değildir. Bu nedenle, ESR ve SAR arasındaki regresyon modeli doğrudan farklı bölgelerin topraklarının da dikkate alınması gerektiğini söylemişlerdir (Aliakbarhani ve Heydari, 2020).

Toprak ESP'sini tahmin etmek için, KDK'nın belirlenmesinin gerekli olduğu, laboratuvardaki KDK ölçümü çok maliyetli ve zaman alıcı ve hatalar içerdiği şeklinde ifade edilmiştir (Keshavarzi ve Ark., 2006).

Bu amaçla çalışmada, Şanlıurfa topraklarının yukarıda bahsi geçen ilişkisel özellikleri araştırılmıştır. Örneklenecek toprak Akçakale tuzlu-sodik taprakların bulunduğu alandan 0-30 cm derinlikten 50 adet toprak örneği alınmıştır. Bu 50 toprak örneği analize hazır hale getirilip, laboratuvar çalışmasıyla saturasyon, pH, EC gibi değerler belirlenip elde edilecek süzükler ile HÜBTAM'da ÇK, DK ve KDK için alet okumaları yapılmıştır. Alet okumaları ile elde edilen toprak değerleri ile yapılan tahmin yöntemleri, önceki çalışmalar literatür taraması ile çalışılmış ve yaptığımız çalışmada geçmişte yapılan tahmin/modelleme çalışmalarına farklı bir bakış açısı getirilerek SAR'dan ESP tahminleri alternatifi ÇK (Çözünebilir Katyonlar) ve DK (Değişebilir Katyonlar) ile tahmin yöntemleri ele alınmıştır.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Anapalı (1993) yaptığı çalışmada; Sodyum Adsorbsiyon Oranı (SAR) ile Değişebilir Sodyum Yüzdesi (ESP) arasındaki ilişki için Iğdır ovasından alınan 21 adet yüzey toprak örneğinde aramıştır. ABD Tuzluluk Laboratuvarı, (Bower , 1959) ve (Elseewi ve Ark., 1977) tarafından geliştirilmiş olan ilişkilerle birlikte değerlendirilmesini yapmıştır. Yaptığı çalışmada Iğdır ovası toprakları için SAR değerinden yararlanılarak ESP'nin güvenilir bir yaklaşımla tahmin edilmesine imkan verecek bir eşitlik ortaya koymuştur. Tarımsal açıdan problem arz eden çorak topraklarla normal toprakları ayrıştırmada elektriksel iletkenlik (EC), değişebilir sodyum yüzdesi (ESP) ve reaksiyon (pH) gibi üç kısas kullanıldığını belirtmişlerdir. Toprak saturasyon ekstraktında EC ve pH'ın belirlenebilmesi oldukça kolay ve masrafsızdır. Ancak ESP'nin belirlenmesinde karışıklık ve zorlukla karşılaşılmaktadır. Bu amaçla toprağın sodyumluluk derecesinin göstergesi olan ESP'nin tahminini de kolay bir şekilde belirlenebilen SAR'ın kullanılabileceği yapılan araştırmalarla gösterildiğini belirtmişlerdir.

Richard (1954) ise yaptığı çalışmada; ABD Tuzluluk Laboratuvarınca yapılan araştırmalarda topraktaki çözünebilir ve değişebilir sodyum arasındaki ilişki ortaya çıkarılmış ve daha sonra yaygın bir şekilde kullanılan SAR geliştirilmiştir. SAR, ESR ve dolayısıyla da ESP ile ilişkilidir. SAR-ESP arasındaki ilişki ESP = 100 (-0,0126 + 0,01475 SAR)/1 + (-0,0126 + 0,01475 SAR) şeklinde deneysel olarak ifade edilmiş olup, aralarındaki regresyon katsayısının da yüksek olmasından dolayı pratikte kullanılmasının uygun olacağını belirtmiştir.

ESR ve SAR ilişkisinin, temel toprak özellikleri önemli düzeyde farklı olan toprakların her biri için belirlenmesi zorunlu görülmüştür. Çünkü topraklar arasında bu ilişkiyi formüle etmekte kullanılan denklemlerin katsayıları yönünden önemli farklılıklar belirlenmiştir (Harron ve ark.., 1983 ; Quirk, 1986; Ağca ve Derici, 1991).

SAR - ESP İlişkisini; Toprakların değişebilir sodyum yüzdesi (ESP), ESP = (ES/KDK). 100 eşitliği ile hesaplamış. Ayrıca ESP ile ESR arasındaki ilişki ise şöyle tanımlanmaktadır; ESP = 100 (ESR)/1 + (ESR) (Richards, 1954). Her bir toprak örneğinin daha önce hesaplanmış olan ESR değerlerinden yararlanarak yukarıdaki eşitlik kullanılarak ölçülmüş SAR değerine karşılık gelen ESP değerleri; bulunan eşitlik Bower ve ABD Tuzluluk Laboratuvarı tarafından verilen eşitlikler ile hesaplanmıştır. Ölçülen ESP değerleri ve eşitliklerle hesaplanan ESP değerleri uyumludur. SAR değerlerinin bazılarında ABD Tuzluluk Laboratuvarında verilen eşitliğe göre hesaplanan ESP değerleri, diğerlerine kıyasla birkaç birim küçük çıkmıştır. SAR değerleriyle ölçülen ESP değerleri arasında yapılan regresyon analizinde ESP = 4.5 + 0.87 SAR ilişkisi bulunurken bu ilişkinin regresyon katsayısı r = 0.985 çıkmıştır. Aynı ilişki bu defa da SAR değerleri ve bulunan eşitlik ile hesaplanan ESP değerleri arasında aranmış ve yapılan regresyon analizinde ESP = 4.34 + 0.956 SAR olarak bulunmuştur. Bu ilişkinin regresyon katsayısı ise r = 0.99 olarak çıkmıştır. İki durum için de bulunan ilişkiler 0.01 seviyesinde çok önemli olurken, r değerleri arasında fark olmadığı, hatta eşitlik ile bulunan ESP değerleri arasındaki ilişki daha iyi tanımlanmıştır (Elseewi ve Ark., 1977).

Niknamian (2019) ise yaptığı çalışmada amacı; ESP ve SAR arasındaki ilişkiyi bulmak ve ESP'yi İran'ın doğusundaki kuru bir ova olan Sistan'ın alüvyon topraklarında çalışma yaparak SAR'a bakarak ilişki kurmak ve bunları tahmin etmektir. Böylece çalışma alanından 301 toprak örneği toplanmış ve analiz edilmiştir. ESP ve SAR arasında Datafit yazılımı kullanılarak bulunan en iyi doğrusal ve logaritmik denklemler ESP varyasyonunun olduğu ESP = 8,89 × ln ($SAR_{1:1}$) + 14,04 ve ESP = 8,73 × ln ($SAR_{1:5}$) + 14,59. Sırasıyla % 78 ve % 76 tahmin ettiğini belirtmiştir. Daha sonra ESP'yi tahmin etmek için çok katmanlı yapay sinir ağı (MLP) ve Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemini (ANFIS) sistem performansı araştırıldı. Sonuçlar regresyon modellerine kıyasla MLP ve ANFIS'in üstün performansını göstermiştir. ANFIS kullanılarak $SAR_{1:1'den}$ ESP tahmini diğer modellere göre daha doğru idi. (belirleme katsayısı ve kök ortalama kare hata değerleri sırasıyla 0.99 ve 0.014 idi). Bu sonuçlar, ESP ve SAR arasındaki

ilişkiyi doğrusal ve doğrusal olmayan regresyon denklemlerine göre açıklamak için akıllı modellerin üstünlüğünü göstermektedir.

Yapay Sinir Ağlarının Modellenmesi:

Yapay sinir ağı, özellikle açık bir ilişki olmadığında, parametreler arasındaki karmaşık ilişkileri tahmin etmek ve modellemek için kullanışlı bir hesaplama yöntemidir. (Gallant, 1993 ; Smith, 1993). Yapay sinir ağının yapısı temel olarak, tüm verilerin ağa aktarıldığı ve değişkenlerin ağırlıklarının hesaplandığı giriş katmanı, verilerin hesaplandığı gizli katman/katmanlar ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan oluşur. Yapay sinir ağı sonuçları elde edilir. Her bir katman, düğüm veya nöron adı verilen bir veya daha fazla temel bölümler içerir (Dreyfus G ve Ark., 2011). Sorun, katmanlardaki nöron sayısını belirleyen anahtar faktördür. Az sayıda gizli nöron, süreci dikkatli bir şekilde öğrenmek için sınırlayıcı bir faktördür, ancak çok yüksek sayılar çok zaman alabilir ve ağ verilere aşırı sıkışabilir (Karunanithi N. ve Ark., 1994).

Çok Katmanlı Algılayıcıların modellenmesi (MLP) :

Bu ağ bir giriş katmanı, gizli katman ve bir çıkış katmanı içerir. Ölçeklenen değerler giriş katmanına geçirilmiş ve bundan sonra ağın çıkış katmanına ulaşılmadan önce gizli katman olarak adlandırılan bir sonraki katmana yayılmıştır (Hussain ve Ark., 2002). İlk başta hem gizli hem de çıktı katmanındaki her bir düğüm, aşağıdaki denklem girişlerinin kullanımı ile bir önceki katmandan birleştirilen ve değiştirilen bir toplama kavşağı görevi görür (Jorjani ve Ark., 2008).

Uyarlanabilir Nöro-Bulanık çıkarım sistemi (ANFIS):

Bulanık çıkarım sisteminin avantajı; dilsel ifadelerle başa çıkabilmesidir. Sinir ağının avantajı ise; eğitilebilmesi, aynı zamanda kendi kendine öğrenebilmesi ve kendini geliştirebilmesi olarak ifade edilmiştir. (Jang, 1993) Her iki avantajı da kullanarak iki tekniği birleştirdi ve Uyarlanabilir Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemini

(ANFIS) önerdi. Sinir ağı ve bulanık çıkarım kombinasyonunun ardındaki fikir; bilgiyi yorumlanabilir bir şekilde temsil etmek için bulanık bir mantık kullanan, üyelik fonksiyon parametrelerini ve dil kurallarını verilerden ayarlayabilen, sinir ağından türetilmiş öğrenme yeteneğine sahip bir sistem tasarlamaktır (Jang, 1993). Sistem performansını arttırmak için (Wang, 2006) ANFIS mimarisi, beş katmanlı ileri beslemeli bir sinir ağı içerir. ANFIS, belirli bir giriş-çıkış veri kümesinden (Negnevitsky), bulanık kurallar oluşturmak için sistematik bir yaklaşım için Sugeno bulanık çıkarım sistemini uygulayan hibrit bir akıllı sistemdir (Wang, 2006).

Bu çalışmada MLP (Çoklu katmanlı algılayıcı) ve ANFIS kullanarak ESP'yi öngörmek için SAR girdi olarak kabul edilmiştir. MLP'nin üç katmanı (bir giriş katmanı, bir gizli katman ve bir çıkış katmanı) ve yedi nöronu vardı. ANFIS'in ise; giriş fonksiyonu için üç üçgen üyelik fonksiyonu (TriMF) olan beş katmanı (giriş katmanı, giriş üyelik fonksiyon katmanı, kural katmanı, sonuç katmanı ve çıkış katmanı) vardır. Bu modelleme çalışmalarıyla ilgili yapılan literatür taramasında yine ESP tahmini üzerine (Niknamian, 2019)'ın yaptığı çalışma sonucu, yapay zeka modellerinin, özellikle regresyon modelleme gibi geleneksel yöntemler kabul edilemez olduğunda, ESP'yi tahmin edebildiğini göstermiştir. Yine bu çalışmasında, kullanılan çeşitli yöntemlerden, sinir ağı ve bulanık mantığın bir melezi olarak belirtilen ANFIS, SAR'dan ESP'yi tahmin etmek için en iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur (Quirk, 1986).

Bower (1959), yaptıkları çalışmada ise; Kurak ve yarı kurak bölgelerde tuzluluğun genişlemesine rağmen, tuzlu topraklarda değiştirilebilir sodyum oranı gibi değiştirilebilir katyon konsantrasyonlarının ölçümü hala zor olmaktadır. ESR genellikle zaman alan laboratuvar testleri kullanılarak ölçülür. ESR ve SAR arasındaki korelasyon birçok çalışmada belgelenmiştir. Ancak Kuzeydoğu İran'daki Sarakhs Ovası'nda toprak ESR'sini modellemek için hiçbir çalışma yapılmamıştır. Bu çalışmada, yüzeyden rastgele alınan 124 toprak örneği, deneysel olarak Sarakhs alanı, İran'da (enlem-36 E 19', boylam-61 E 6' ve yükseklik-235 m). Toprak örnekleri 0-30 cm ve 30-60 cm derinlikte bir toprak burgu kullanılarak toplanmıştır. Toprak kimyasal ve fiziksel yapısı ve EC, pH, Ca^{+2},Mg^{+2},

Na^+ değerleri Birleşik Devletler Tuzluluğu Laboratuvarı tarafından gösterildiği gibi, KDK toprak örnekleri SAR ve ESR laboratuvar testleri kullanılarak ölçüldü. Ayrıca, sonuçları laboratuvar testlerinin sonuçları ile karşılaştırarak modeli doğrulamak için rastgele her katmandan 20 toprak örneği alınmıştır. Denklemde SAR ve toprak ESR değerleri arasındaki ilişkiyi açıklayan doğrusal bir regresyon modelidir. $Y = \alpha + \beta X$ burada, Y bağımlı bir değişkendir (bu çalışmada toprağın ESR'si), X bağımsız bir değişkendir (toprağın SAR'ıdır) ve β regresyon katsayıları 2,4'tür. Yaptıkları çalışmada her iki toprak tabakasında eşleştirilmiş numune t-testi sonuçları, toprak ESR-SAR modelleri ile tahmin edilen toprak ESR değerlerinin, laboratuvar testleriyle ölçülen gerçek toprak ESR'sinden önemli ölçüde farklı olmadığını göstermiştir (Bower , 1959).

Toprakta ESP'yi tahmin etmek için SAR'a dayalı lineer regresyon modeli kullanıldı. Sonuç olarak, toprak ESR'sinin tahmini için önerilen toprak ESR-SAR modeli, zaman ve saha kontrolünde büyük bir öneme sahiptir (Aliakbarhani ve Heydari, 2020).

3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. Materyal

3.1.1. Toprak özellikleri

Araştırmamızda Harran Ovası Öncül Köyü (Akçakale ilçesi) yakınlarından, Akçakale serisinden alınan tuzlu-sodik topraklar kullanılmıştır.

3.1.2. Çalışmada kullanılan toprakların özellikleri

Akçakale Serisi Aluviyal ana materyalli taban arazi topraklarıdır. Düze yakın eğimli ve derin topraklardır. Akçakale serisi topraklarında pH 7.3–7.8 arasında değişmektedir. Katyon Değişim Kapasitesi (KDK) ise 30–49 $cmol_c$ kg^{-1} arasında olup, değişebilir sodyum miktarı yüzeyden derinlere indikçe artmaktadır. Organik madde içeriği ise yüzeyden itibaren azalmakta, % 0.4-0.7 aralığında belirlenmiştir (Dinç ve ark., 1988).

3.1.3. Matlab2020a bilgisayar programı

MathWorks tarafından geliştirilmektedir. MATLAB kullanıcıya, matris işleme, fonksiyon ve veri çizme, algoritma uygulama, kullanıcı arayüzü oluşturma, C, C++, Java, ve Fortran gibi diğer dillerde yazılmış programlarla arabağlama imkânı tanır (Vikipedi Özgür Ansiklopedi, 2022).

Programda; ESR ve ESP değerlerinin tahmin edileceği denemelerde 4 farklı yöntem; lineer regresyon, çok katmanlı perceptron, destek vektör makineleri ve karar ağaçlarıdır.

3.2.Yöntem

3.2.1. Çalışmada toprak örneklemesi

Çalışmamızda Harran Ovası Öncül Köyü mevkinden, Akçakale serisinden alınanan tuzlu sodik topraklar kullanılmıştır. Tuzlu-sodik topraklar 0-30 cm derinlikten alınmıştır. Daha sonra 50 adet alınan topraklar poşetlere konularak numaralandırılmış Harran Üniversitesi Osmanbey Kampüsü laboratuvarı alanına getirilmiş ve topraklar serilerek gölgede kurutulmuştur. Çalışma ile ilgili görseller aşağıdadır.



Şekil 3.1. Toprakların Serilmesi ve Kurutulması



Şekil 3.2. Laboratuvar Çalışmaları ve Ölçümler



Şekil 3.3. Laboratuvar Çalışmaları ve Süzükler



Şekil 3.4. Laboratuvar Çalışmaları ve Süzükleri Ayırma

3.2.2. Toprak analiz metotları

Bu çalışmada yukarıda belirttiğimiz yerlerden, 0–30 cm derinliklerden alınan toprak örneklerinde aşağıda belirtilen analizler ilgili metotlar kullanılıp yapılmıştır.

Toprak reaksiyonu (pH): Saturasyon çamurundan elde edilen ekstratın (kurutulan toprakların 2 mm'lik elekten geçirilip, 100 gr'ını alarak saf suyla doygun hale getirilerek 24 saat bekletildikten sonra eksrat makinesiyle alınmıştır. pH metre ile ölçülmesi ile belirlenmiştir (Thomas, 1996).

Elektriksel iletkenlik (EC): Aynı süzek toprakların elektriksel iletkenlikleri EC metre okumasıyla belirlenmiştir (Rhoades, 1996).

Değişebilir katyonlar (DK): Amonyum asetat ile reaksiyona giren toprağın tutabildiği katyonlar (Na^{+}, Ca^{+2}, Mg^{+2} ve K^{+}) serbest bıraktırılarak, AASP ile belirlenmiştir (Thomas, 1982).

Suda çözünebilir katyonlar (ÇK): Satürasyon çamurundan elde edilen süzüğün kullanılmasıyla AASP ile ölçülerek Na^{+}, Ca^{+2}, Mg^{+2} ve K^{+} gibi katyonlar belirlenmiştir (Tan, 1996).

Katyon değişim kapasitesi (KDK): Na asetat ve Amonyum asetat çözeltileri ile iyon değiştirme esasına dayanan yöntem atomik absobsiyon spektro fotometre (AASP) ile belirlenmiştir. (Sumner, 1982).

3.3. Çalışmada Kullanılan Farklı Modeller

Matlab 2020a programı aracılığıyla modellerde kullanılmak üzere; Normalize işlemi uygulanan 50 adet toprak örnek değerleri ikiye ayrılarak 40 tanesi eğitim için, geri kalanlar 10 tanesi de doğrusal regresyon, destek vektör makinası, çok katmanlı algılayıcı ve karar ağaçları yöntemleri kullanılarak analizler yapılmıştır.

Çalışmada makine öğrenme yöntemleri ile çözülebilir katyonlara ait veriler kullanılıp ESP ve ESR değerleri tahmin edilmiştir.

3.3.1. Lineer (Doğrusal) Regresyon modeli

Lineer regresyon, gözlemlenen verilere doğrusal bir denklem uydurarak değişkenler arasındaki ilişkiyi modellemeye çalışır. Değişkenlerden giriş için kullanılanlar açıklayıcı değişkenler, diğeri ise bağımlı değişken olarak kabul edilir. Modelleme yapılırken, gözlemlenen verilere doğrusal bir model uydurmaya çalışmadan önce, ilgilenilen değişkenler arasında bir ilişki olup olmadığı belirlenmelidir. Bu, değişkenlerin diğer tahmin edilene mutlak bağlı olduğu anlamına

gelmez, ancak aralarında bazı önemli ilişkiler olduğunu ifade eder. Bağımsız değişkenler ile bağımlı değişken arasında ilişki bulunamaz ise doğrusal model ile tahmin edilmesi doğru olmamaktadır.

Bağımsız değişkenlerden bağımlı değişkenin tahmin edilmesi için Eşitlik 3.1.'de gösterilen lineer model kullanılır. Her bir örnek için hesaplama yapılmaktadır.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i,1} + \beta_2 x_{i,2} + \cdots + \beta_p x_{i,p} + \varepsilon_i \quad (3.1.)$$

Modelin oluşturulması ve eğitilmesi için veri seti $\{y_i, x_{i,1}, x_{i,2}, \dots x_{i,p},\}_{i=1}^{n}$ kullanılacaktır. Burada p değeri öznitelik sayısını belirtmektedir. n değeri ise örnek sayısını ifade etmektedir. Eşitlik 1'de modelin genel hali verilmektedir.

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (3.2.)$$

y çıkış değerleri dizisi, X giriş öznitelikleri, β model katsayıları ve ε ise hata katsayısı olarak kullanılmaktadır.

Modelin hata fonksiyonu Eşitlik 3.3'te gösterildiği şekilde ifade edilmektedir. Hatayı ifade eden J değerinin mümkün olduğu en düşük değere sahip olması istenir. *pred* model kullanılarak tahmin edilen değeri ifade etmektedir. Gerçek değeri ile arasındaki fark ise hata değerini vermektedir.

$$J = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(pred_i - y_i)^2 \,,\ for\ \min J \quad (3.3.)$$

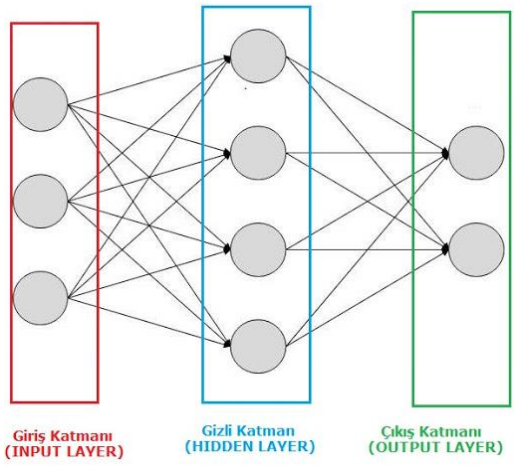
Modelin eğitimi Bayır İnişi (Gradient Descent) optimizasyon algoritması ile gerçekleştirilmektedir. Modelin eğitimi iteratif olarak adım adım yapılmaktadır. J değerini en düşük olduğu modeli belirlemek için modelin parametreleri güncellenmektedir. Her adımda Eşitlik 4'te gösterildiği gibi hata fonksiyonunun türevi hesaplanarak yeni parametreler işleme belirlenir. α değeri öğrenme oranını ifade etmektedir. Her iterasyonda değişim etkisini belirlemektedir.

$$\beta_i = \beta_i - \alpha \frac{\partial J}{\partial \beta_i} \quad (3.4.)$$

Modelin eğitimi belirli bir hata değerinin altına düşünce veya belirli iterasyondan sonra tamamlanmaktadır (Poole, M.A. ve Ark., 1971).

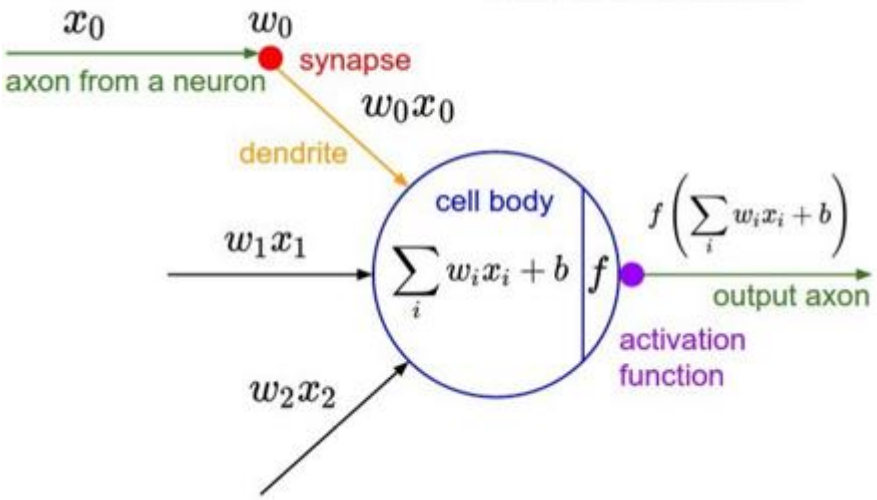
3.3.2. Çok Katmanlı Perceptron modeli:

Yapay sinir ağları olarak bilinen yöntemde en az üç katmanlı mimari sınıflandırma ve regresyon problemlerinde kullanılmaktadır. En temel modelinde Şekil 3.5'te verildiği şekli ile 3 katmandan oluşur.



Şekil 3.5. Örnek bir Çok Katmalı Perceptron Yapısı

Giriş katmanı veri setindeki özelliklerin giriş katmanıdır. Son katman ise karar verilen çıkış katmanıdır. Ara gizli katmanlar ise özellikle matematiksel olarak modellemenin zor olduğu verilerde, veriye göre modeli şekillendirmektedir.



Şekil 3.6. Bir Perceptron matematiksel modeli

Şekil 3.6.'da x_i giriş özellikleri, w_i girişe ait katsayılar ve b değeri ise yanılma değeri olarak hesaplama gerçekleştirilir. f ise algılayıcının (perceptron) aktivasyon fonksiyonudur. Bu fonksiyon tanh veya sigmoid fonksiyonlar olabilir.

Bir perceptron temel beş bölümden oluşmaktadır;

1.Girdiler: Giriş özelliklerinin sayısal değerleri (x_i).

2. Ağırlıklar: Giriş değerlerinin ne kadar modeli etkileyeceğini belirleyen katsayılar (w_i).

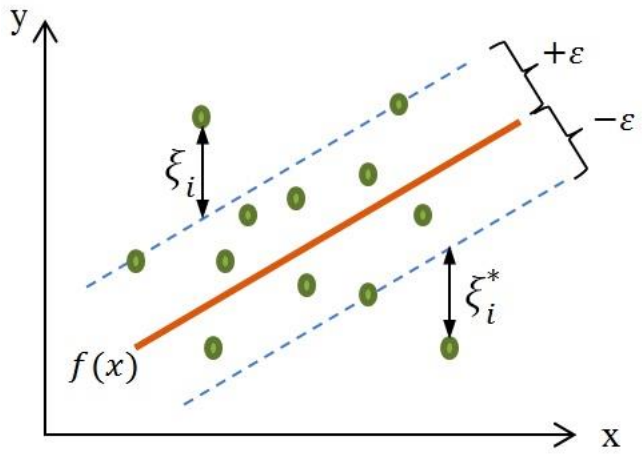
3.Toplama Fonksiyonu (Birleştirme Fonksiyonu): Girişler ile katsayıların çarpımı ile elde edilen değerler

4.Aktivasyon fonksiyonu: Toplama fonksiyonun sonucunun diğer perceptrona aktarılıp aktarılmayacağına karar veren fonksiyon (tanh veya sigmoid)

5.Çıktılar: Aktivasyon fonksiyonu sonucu hesaplanan değer olarak kabul edilir (Rumelhart ve ark., 1985).

3.3.3. Destek Vektör Makinaları modeli:

Makine öğrenme algoritmalarından olan Destek Vektör Makinaları (DVM) sınıflandırma yapmak için geliştirilmiş olmasına rağmen bazı değişiklikler ile regresyon yapabilecek duruma getirilmiştir. Bu algoritma lineer regresyona benzer bir model belirlemektedir. Yöntem uygulandığında, çizilen aralığın maksimum noktayı içerisine alması istenir. Bu çizilen maksimum aralıkların kestiği noktalara destek noktaları denir.



Şekil 3.7. Destek Vektör Makinası ile regresyon

Şekil 3'te f(x) modelin kendisi olup kesik çizgiler ile verilen doğrular destek doğruları olmaktadır. Regresyon yönteminde tüm örneklerin bu destek doğrularının içerisinde kalması için çalışılır. Buna uygun en optimum ε değeri hesaplanacaktır. Bu ε uzunluğu Eşitlik 5' e göre hesap edilmektedir. Burada ξ_i değeri destek doğuları dışında kalan örneklerin uzaklığını ifade etmektedir. ε ise destek doğrularının model doğrusuna olan uzaklığını ifade etmektedir. c katsayısı ile modelin kabul edebileceği hata oranını ifade etmektedir. Bu değer büyüdükçe destek doğrularının uzaklığı azalmakta ve küçüldükçe büyümektedir. Bu değerin de optimum seçilmesi önemlidir. (K.R. Müller ve Ark., 1997)

$$E = \frac{1}{2}\|\varepsilon\|^2 + c\sum_{i=1}^{m}(\xi_i + \xi_i^*), \quad for \ \min E \qquad (3.1.)$$

3.3.4. Karar Ağaçları Regresyon modeli:

Karar ağaçları da öncelikle sınıflandırma amacı ile geliştirilmiştir. Daha sonra regresyon için de kullanılabilmesi için bazı değişiklikler yapılmıştır. Diğer yöntemlerde olduğu gibi bağımsız değişkenler kullanılarak bağımlı değişkenin değerinin tahmin edilmesi gerçekleştirilmektedir. Bu nedenle bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene katkısı bilgi kazancına göre belirlenmektedir. Katkı değerine göre özelliğin hangi konumunda olacağı ve eşik değeri hesaplanır. Çıkış değerleri de diğer regresyon yöntemlerinden farklı olarak belirlenmiş aralıklardan seçilir. Bu nedenle tam bir regresyondan ziyade belirli bir aralık sınıflandırma şeklinde çalışır. Tahmin edilecek değerin belirlenmesi aralıktan bir değerin seçilmesi anlamına gelir. Aslında eğitim esnasında ağacın belirtilen konumuna denk gelen örneklerin çıkış değerinin ortalaması olarak tahmin gerçekleştirilir. Tahmin belirli aralıkta hep aynı sonucu üretir. Tam bir regresyondan ziyade bir sınıflandırma işlemi gibi sürekli değil kesikli sonuçlar üretilir.

Ağacın oluşturulmasında eğitim verilerinde ağaç oluşturulurken bilgi kazancı yöntemi kullanılan yöntemlerden en yaygın kullanılanıdır.

$$Gain(S, D) = H(S) - \sum_{V \epsilon D} \frac{|V|}{|D|} H(V) \quad (3.1.)$$

Eşitlik 3.1.'de bilgi kazancı ile ağacın oluşturulması için kullanılan denklem verilmiştir. S eğitim veri setini ve D veri setinin bir kısmıdır. V öznitelik kümesi S'nin tüm özniteliklerinin alt kümesi olup tüm V'lerin toplamı S' yi oluşturmaktadır. H fonksiyonu Eşitlik 3.2.'de gösterildiği ifade ile hesaplanan, verilen kümenin entropisi olmaktadır. Burada p(x) veri setinin olasılığı olmaktadır. Entropiye bağlı olarak bilgi kazancı, bölünmeden önceki orjinal veri setinin tüm özellikleri ile hesaplanmış entropisi ile her bir özelliğin entropi değeri arasındaki farkı olarak tanımlanmaktadır.

$$H = -\sum p(x) * \log(p(x)) \quad (3.2.)$$

Karar ağaçları kullanılan eşik değeri sayısına göre ikili veya çoklu olabilmektedir. Çoğunlukla ikili kullanılmaktadır. Bu durumda tek eşik değeri hesaplanmaktadır. Çoklu olduğu zaman her bir dal için birden fazla eşik değeri hesaplanmalıdır (Quinlan, J.R., 1993).

4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

Matlab 2020a programı ile çalışılmış ve çalışmada makine öğrenme yöntemleri ile çözülebilir katyonlara ait veriler kullanılıp ESR ve ESP değerleri tahmin edilecektir. Yapılan denemelerde 4 farklı yöntem ile denemeler yapılmaktadır. Bunlar en yoğun kullanılan makine öğrenme algoritmaları; Lineer regresyon, çok katmanlı perceptron, destek vektör makineleri ve karar ağaçlarıdır.

Hesaplamalarda değerleri verilen ESP ve ESR değerlerinde çalışılacak modelleme yöntemlerinde kullanılıp;

$$x_{normalleştirilmiş} = (x - x_{minimum}) / (x_{maksimum} - x_{minimum})$$

formülü kullanılıp Min-Max normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Min-Max nomalizasyon işlemi uygulanan ve rasgele seçilen ESP-ESR gerçek değerleri ile tahmin edilen değer, hata oranı ve başarı oranları aşağıda gösterilmiştir.

4.1. Lineer Regresyon Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri:

Çizelge 4. 1. Lineer Regresyon Modeli ESP tahmini

Lineer (Doğrusal Regresyon Modeli)					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESP) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESP) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	22,598	22,095	0,503	0,253009
11	**2**	23,998	25,885	-1,887	3,560769
35	**3**	33,194	22,695	10,499	110,229001
7	**4**	28,736	23,064	5,672	32,171584
5	**5**	30,709	25,365	5,344	28,558336
1	**6**	21,934	21,779	0,155	0,024025
31	**7**	18,852	23,073	-4,221	17,816841
8	**8**	25,453	22,666	2,787	7,767369
47	**9**	23,705	22,555	1,15	1,3225
36	**10**	20,322	22,599	-2,277	5,184729
Ortalama					4,5448496048

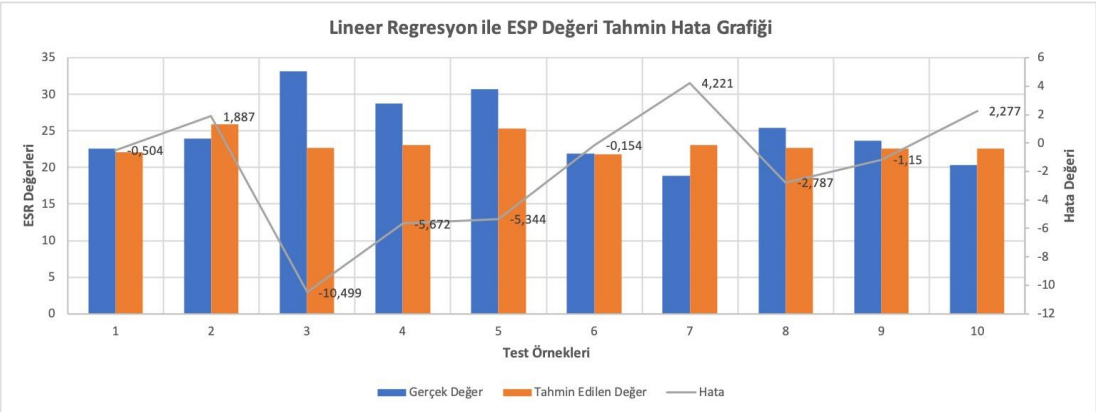
ESP = 7.1218 * K (meq /l) -7.1747 * Ca (meq /l) +25.1597 eşitliği ile ESR için ise:

Çizelge 4. 2. Lineer Regresyon Modeli ESR tahmini

Lineer (Doğrusal Regresyon Modeli)					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESR) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESR) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	29,196	28,374	0,822	0,675684
11	**2**	31,575	35,67	-4,095	16,769025
35	**3**	49,688	29,46	20,228	409,171984
7	**4**	40,324	30,303	10,021	100,420441
5	**5**	44,32	34,782	9,538	90,973444
1	**6**	28,096	28,084	0,012	0,000144
31	**7**	23,232	30,064	-6,832	46,676224
8	**8**	34,143	29,669	4,474	20,016676
47	**9**	31,07	29,62	1,45	2,1025
36	**10**	25,505	29,271	-3,766	14,182756
Ortalama					8,372507856

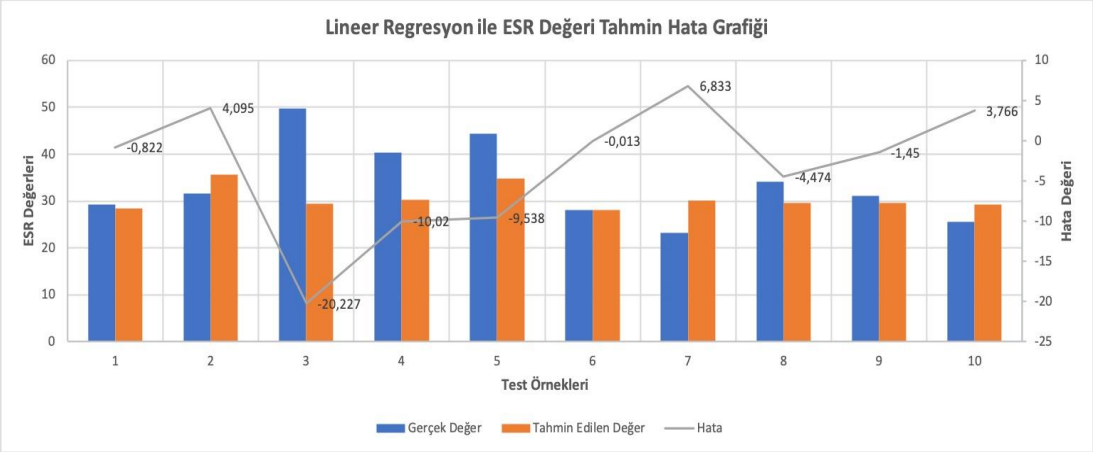
ESR =13.8737 * K (meq /l) - 13.3195 * Ca (meq /l) + 34.0089 eşitliği ile bulunmuştur.

Yukarıda değerleri verilen ve tahmin edilen değerlere ait ESP tahmin hata grafiği aşağıdaki gibidir:



Şekil 4. 1. Lineer Regresyon Modeli ESP tahmin hata grafiği

ESR hata grafiği ise:,



Şekil 4. 2. Lineer Regresyon Modeli ESR tahmin hata grafiği

Yapılan literatür taramasında (Richards, 1954) yaptığı çalışmada; ESP-SAR ilişkisini; ABD Tuzluluk Laboratuvarınca yapılan araştırmalarda topraktaki çözünebilir ve değişebilir sodyum arasındaki ilişkiyi; **ESP = 100 (-0,0126 + 0,01475 SAR)/1 + (-0,0126 + 0,01475 SAR)** şeklinde amprik olarak ifade edilen yöntemi kullanmayı uygun bulmuştur.

Daha sonraki çalışmalarda (Bower , 1959) ise **ESP-SAR ilişkisini; ESP = 100 (0,0057 + 0,0173 SAR/ 1 + (0,0057+0,0173 SAR)** eşitliği ile ortaya koymuş.

(Elseewi ve Ark., 1977) ise ESP-SAR ilişkisini; **ESP = 100 (0,0273 + 0,01457 SAR/1 + (0,0273 + 0,01457 SAR)** eşitliğini önermiştir.

Biz ise yaptığımız çalışmada Matlab2020a programı kullanarak ESP-SAR ilişkisinde; ESP = 7.1218 * K (meq /l) -7.1747 * Ca (meq /l) +25.1597 eşitliği şeklinde bulmuşuz.

Yine (Elseewi ve Ark., 1977) yaptıkları çalışmada; ESR-SAR ilişkisi için kendilerinin, ABD Tuzluluk Laboratuvarı ve Bower'in buldukları eşitliği şu şekilde ifade etmiştir;

ABD Tuzluluk Lab. **ESR = 0,0126 + 0,01475 SAR**

Bower **ESR = 0,0057 + 0,0173 SAR**

Elseewi ve ark. **ESR = 0,0273 + 0,01457 SAR** şeklinde eşitliklerle açıklamışlardır.

Aliakbaahani ve Heydari (2020) ise ESR-SAR ilişkisini;
0-30 cm derinlikteki toprakları Lineer Regresyon Modeli kullanarak; ESR = 0.0182SAR-0.027 şeklinde.
30-60 cm derinlikteki toprakları ESR = 0.0157SAR-0.020 şeklinde açıklamışlardır.

Biz ise yaptığımız çalışmada yine Matlab2020a programından yararlanarak ilişkiyi ESR =13.8737 * K (meq /l) - 13.3195 * Ca (meq /l) + 34.0089 eşitliği şeklinde bulmuşuz.

Genel olarak; yapılan literatür taramalarında bu konuda yapılan çalışmalar kısıtlı olmakla beraber örnekleri verilen çalışmalarda ESP, ESR ve SAR ilişkisini model kullanarak koydukları eşitlikte ortak olarak SAR kullanılarak oluşturmuşlardır. Biz ise yaptığımız çalışmada Lineer regresyon modeli kullanarak daha önce yapılan çalışmalardan farklı olarak sadece çözülebilir potasyum ve kalsiyum değerlerini kullanarak daha kısa, pratik ve daha az maliyetli bir eşitlikle yukarıdaki eşitliklerle hesapladık.

4.2. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri :

Çizelge 4. 3. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeli ESP tahmini

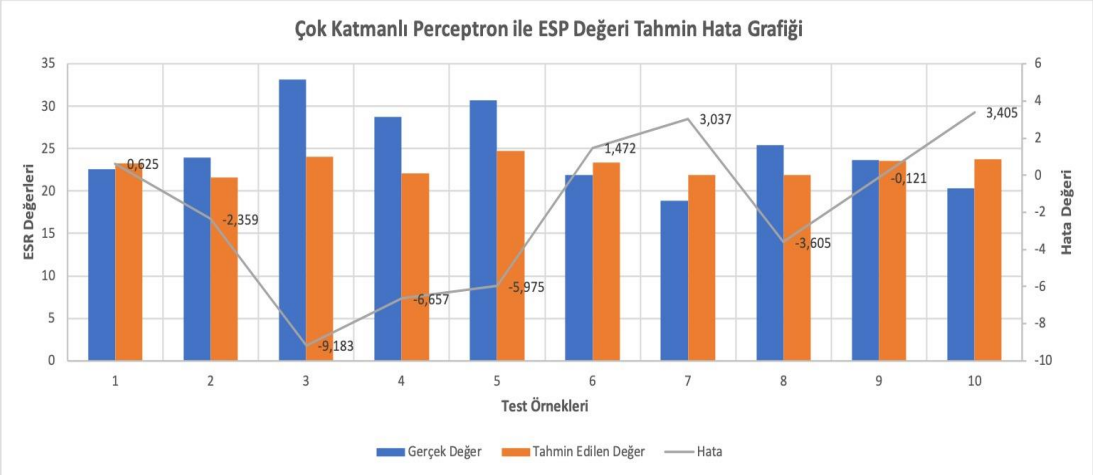
Çok Katmanlı Algılayıcılar - Yapay Sinir Ağları					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESP) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESP) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	22,598	23,223	-0,625	0,390625
11	**2**	23,998	21,639	2,359	5,564881
35	**3**	33,194	24,011	9,183	84,327489
7	**4**	28,736	22,08	6,656	44,302336
5	**5**	30,709	24,734	5,975	35,700625
1	**6**	21,934	23,406	-1,472	2,166784
31	**7**	18,852	21,889	-3,037	9,223369
8	**8**	25,453	21,848	3,605	12,996025
47	**9**	23,705	23,585	0,12	0,0144
36	**10**	20,322	24,727	-4,405	19,404025
Ortalama					4,626992101

ESR için ise:

Çizelge 4. 4. Çok Katmanlı Algılayıcılar Modeli ESR tahmini

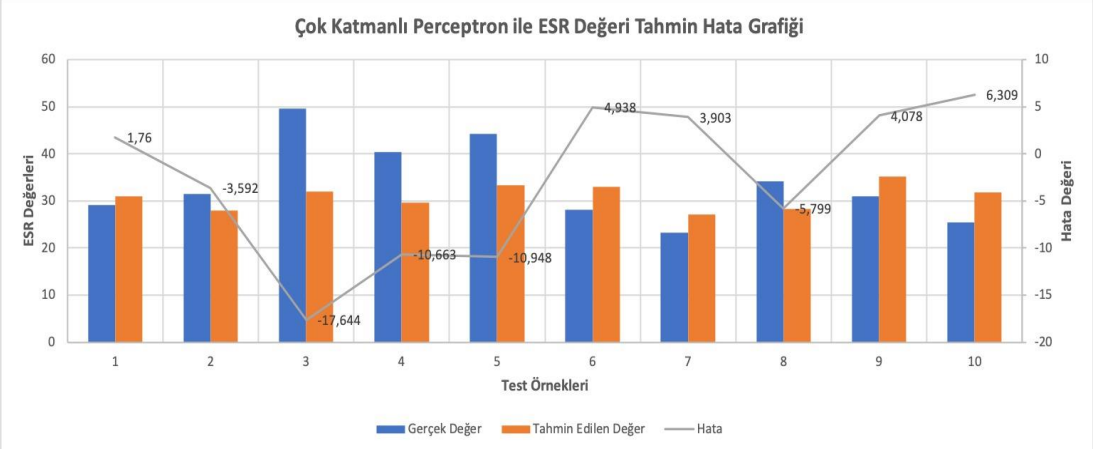
Çok Katmanlı Algılayıcılar - Yapay Sinir Ağları					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESR) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESR) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	29,196	30,956	-1,76	3,0976
11	**2**	31,575	27,984	3,591	12,895281
35	**3**	49,688	32,044	17,644	311,310736
7	**4**	40,324	29,66	10,664	113,720896
5	**5**	44,32	33,372	10,948	119,858704
1	**6**	28,096	33,034	-4,938	24,383844
31	**7**	23,232	27,134	-3,902	15,225604
8	**8**	34,143	28,344	5,799	33,628401
47	**9**	31,07	35,149	-4,079	16,638241
36	**10**	25,505	32,813	-7,308	39,790864
Ortalama					8,391460963

Yukarıda değerleri verilen ve tahmin edilen değerlere ait ESP tahmin hata grafiği aşağıdaki gibidir:



Şekil 4. 3. Çok Katmanlı Algılayıcılar (Perceptron) Modeli ESP tahmin hata grafiği

ESR hata grafiği ise:



Şekil 4. 4. Çok Katmanlı Algılayıcılar (Perceptron) Modeli ESR tahmin hata grafiği

Niknamian (2019) yaptığı çalışmada Datafit yazılımı kullanılarak bulunan en iyi doğrusal ve logaritmik denklemler ESP varyasyonunun olduğu ESP = 8,89 × ln ($SAR_{1:1}$) + 14,04 ve ESP = 8,73 × ln ($SAR_{1:5}$) + 14,59. Sırasıyla % 78 ve % 76 tahmin ettiğini belirtmiştir. Daha sonra ESP'yi tahmin etmek için çok katmanlı yapay sinir ağı (MLP) ve Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemini (ANFIS)

sistem performansını araştırmış. Sonuçlar regresyon modellerine kıyasla MLP ve ANFIS'in üstün performansını gösterdiğini belirtmiştir.

Biz ise yine Matlab2020a programı ile direk Çok Katmanlı Algılayıcılar yöntemi ile 50 tane toprak örneğini; 40 tanesini eğitim için, geri kalanlardan 10 tanesini ise tahmin için kullanıp program ile hesaplamışız.

4.3.Destek Vektör Makinaları Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri:

Çizelge 4. 5. Destek Vektör Makine Regresyon Modeli ESP tahmini

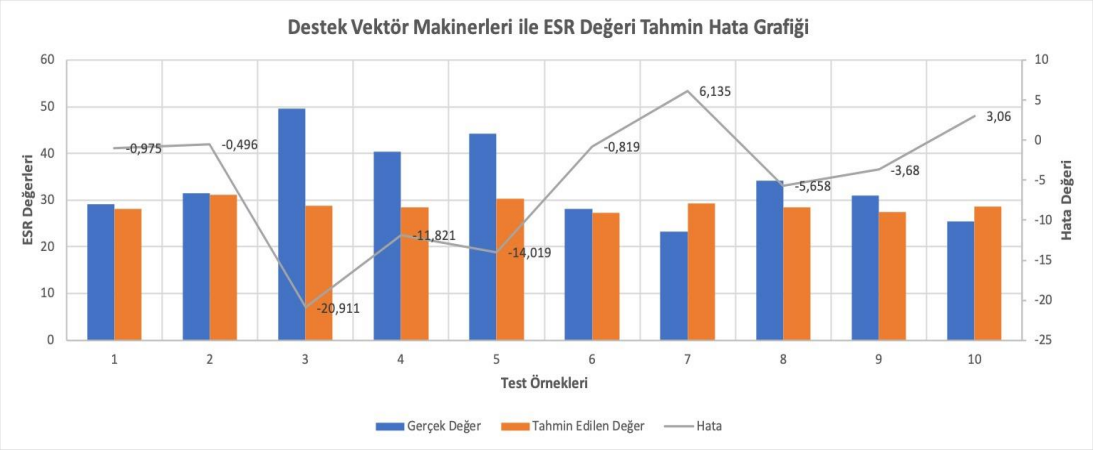
Destek Vektör Makine Regresyonu					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESP) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESP) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	22,598	21,999	0,599	0,358801
11	**2**	23,998	23,721	0,277	0,076729
35	**3**	33,194	22,345	10,849	117,700801
7	**4**	28,736	22,14	6,596	43,507216
5	**5**	30,709	23,238	7,471	55,815841
1	**6**	21,934	21,411	0,523	0,273529
31	**7**	18,852	22,675	-3,823	14,615329
8	**8**	25,453	22,178	3,275	10,725625
47	**9**	23,705	21,476	2,229	4,968441
36	**10**	20,322	22,218	-1,896	3,594816
Ortalama					5,06344566

ESR için ise:

Çizelge 4. 6. Destek Vektör Makine Regresyon Modeli ESR tahmini

Destek Vektör Makine Regresyonu					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESR) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESR) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	29,196	28,221	0,975	0,950625
11	**2**	31,575	31,079	0,496	0,246016
35	**3**	49,688	28,777	20,911	437,269921
7	**4**	40,324	28,502	11,822	139,759684
5	**5**	44,32	30,301	14,019	196,532361
1	**6**	28,096	27,277	0,819	0,670761
31	**7**	23,232	29,366	-6,134	37,625956
8	**8**	34,143	28,485	5,658	32,012964
47	**9**	31,07	27,391	3,679	13,535041
36	**10**	25,505	28,565	-3,06	9,3636
Ortalama					9,316474274

ESR hata grafiği ise:



Şekil 4. 5. Destek Vektör Makineleri Modeli ESR tahmin hata grafiği

Yine Destek Vektör Makineleri yöntemi kullanılıp direk Matlab2020a programı ile sonuçlar bulunmuştur. Yapılan literatür çalışmasında bu konu ile alakalı Destek Vektör Makineleri kullanılarak herhangi bir tahmin yöntemi bulunamamıştır.

4.4. Karar Ağaçları Regresyon Modeline Göre Çalışmamızda ESP İçin Rasgele Seçilen 10 Değer ve Tahminleri:

Çizelge 4. 7. Karar Ağaçları Modeli ESP tahmini

Karar Ağaçları					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESP) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESP) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	22,598	21,999	0,599	0,358801
11	**2**	23,998	23,721	0,277	0,076729
35	**3**	33,194	22,345	10,849	117,700801
7	**4**	28,736	22,14	6,596	43,507216
5	**5**	30,709	23,238	7,471	55,815841
1	**6**	21,934	21,411	0,523	0,273529
31	**7**	18,852	22,675	-3,823	14,615329
8	**8**	25,453	22,178	3,275	10,725625
47	**9**	23,705	21,476	2,229	4,968441
36	**10**	20,322	22,218	-1,896	3,594816
Ortalama					4,661819698

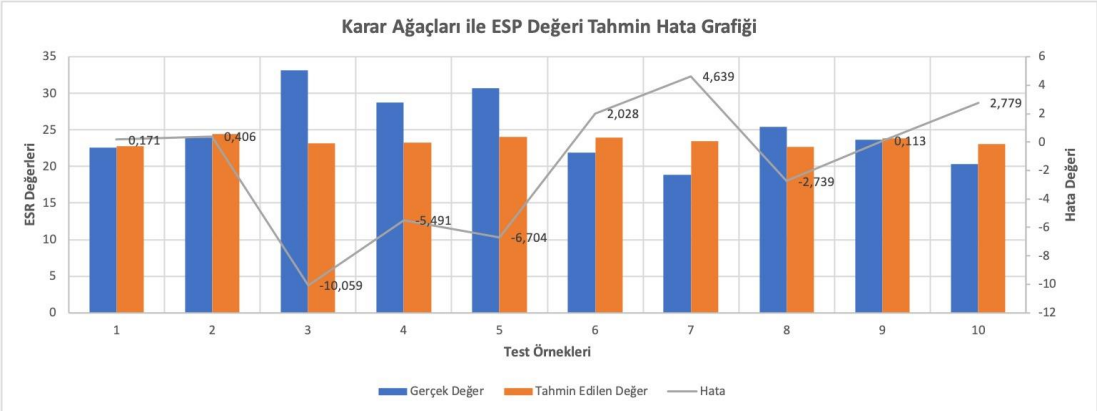
ESR için ise:

Çizelge 4. 8. Karar Ağaçları Modeli ESR tahmini

Karar Ağaçları					
Örnek	**No**	**Gerçek Değer (ESR) (%)**	**Tahmin Edilen Değer (ESR) (%)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
38	**1**	29,196	29,606	-0,41	0,1681
11	**2**	31,575	31,985	-0,41	0,1681
35	**3**	49,688	29,96	19,728	389,193984
7	**4**	40,324	29,863	10,461	109,432521
5	**5**	44,32	31,696	12,624	159,365376
1	**6**	28,096	31,17	-3,074	9,449476
31	**7**	23,232	30,157	-6,925	47,955625
8	**8**	34,143	30,028	4,115	16,933225
47	**9**	31,07	32,084	-1,014	1,028196
36	**10**	25,505	29,899	-4,394	19,307236
Ortalama					8,677567856

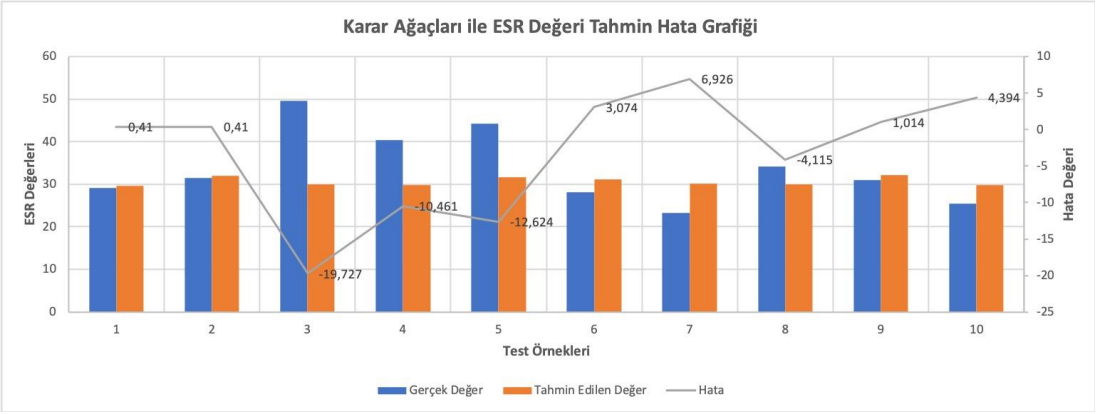
Yine Karar Ağaçları yöntemi kullanılıp direk Matlab2020a programı ile sonuçlar bulunmuştur. Yapılan literatür çalışmasında bu konu ile alakalı Karar Ağaçları kullanılarak herhangi bir tahmin yöntemi bulunamamıştır.

Yukarıda değerleri verilen ve tahmin edilen değerlere ait ESP tahmin hata grafiği aşağıdaki gibidir:



Şekil 4. 6. Karar Ağaçları Modeli ESP tahmin hata grafiği

ESR hata grafiği ise:



Şekil 4. 7. Karar Ağaçları Modeli ESR tahmin hata grafiği

Ayrıca hesaplanan KDK değerleri, bulunan gerçek değerler ile (yerine yazılarak) bulunmuş ve yüksek oranda başarılı olunmuştur.

Çizelge 4. 9. KDK Karşılaştırma

KDK (Karşılaştırma)							
Örnek	**No**	**Gerçek Değer KDK (cmol+kg)**	**Na+ (cmol+kg) (DK)**	**ESP (%)**	**Hesaplanan Değer KDK (cmol+kg)**	**Hata Oranı**	**RMSE**
	1	31,728	7,17	22,598	31,728	0	0,000000
11	**2**	34,163	8,1	23,998	33,753	0,41	0,168100
35	**3**	32,88	10,91	33,194	32,867	0,013	0,000169
7	**4**	31,554	9,07	28,736	31,563	-0,009	0,000081
5	**5**	32,109	9,86	30,709	32,108	0,001	0,000001
1	**6**	32,783	7,19	21,934	32,78	0,003	0,000009
31	**7**	34,62	6,53	18,852	34,638	-0,018	0,000324
8	**8**	33,793	8,6	25,453	33,788	0,005	0,000025
47	**9**	29,5	6,99	23,705	29,487	0,013	0,000169
36	**10**	33,25	6,76	20,322	33,264	-0,014	0,000196
							0,130028458

Örneklerden 10 adet rasgele seçilen DK'daki Na^+ değeri kullanılıp; KDK_{tahmin}= (Na^+ / ESP_{tahmin})*100 formülü ile ESP değerleri yerine yazılarak bulunmuştur. Çizelge 1.9.'da görüldüğü gibi gerçek KDK değeri ile hesaplanan KDK değeri arasında neredeyse hiç fark yoktur. KDK gibi analiz süreci maliyetli ve uzun bir toprak parametresinin bu şekilde başarılı bir şekilde tahmin edilebiliyor olması önemli bir sonuç olarak değerlendirilmiştir.

5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

Çalışma kapsamında, modelleme çalışmaları için Harran Ovasında, Akçakale ilçesi Öncül Köyü tuzlu-sodik toprakların bulunduğu alandan 0-30 cm derinlikten alınan 50 adet toprak örneği laboratuvarda yapılan analizler sonucunda elde edilen özellikle ÇK (Çözülebilir Katyonlar), DK (Değişebilir Katyonlar) ve KDK değerleri kullanılıp, Matblab2020a bilgisayar programında 50 toprak örneğinden 40 tanesi eğitim için, 10 tanesi de Lineer Regresyon, Çok Katmanlı (Algılayıcı) Perceptron, Destek Vektör Makineleri ve Karar Ağaçları Modelleri kullanılıp en başarılı tahmin yöntemi bulunmuştur. Yapılan çalışmada, ESP, ESR, KDK, ÇK ve DK değerleri ilişkilendirilerek yapılan modelleme çalışmalarında özellikle ÇK'lardan sadece Ca^{+2} ve K^{+} ve DK'lardan ise sadece Na^{+} değerleri kullanılıp yapılan modelleme analizlerinde elde edilen değerler ile tahmin edilen sonuçlar karşılaştırılıp en iyi ESP, ESR ve KDK değerlerini tahmin eden modeller ortaya konulmuştur.

Yapılan çalışmalarda, başarılı bulunan, Lineer Regresyon Modelinde ESP ve ESR değerleri aşağıdaki 1 ve 2 eşitlikleri kullanılıp belirlenmiştir:

$$ESP_{tahmin} = 7.1218 * K\ (meq\ /l) - 7.1747 * Ca\ (meq\ /l) + 25.1597 \quad (1)$$

$$ESR_{tahmin} = 13.8737 * K\ (meq\ /l) - 13.3195 * Ca\ (meq\ /l) + 34.0089 \quad (2)$$

Bu model tarafından öngörülen toprak ESP ve ESR değerleri ile laboratuvar testleri ile ölçülen toprak değerleri arasında çok büyük farklar olmadığı gözlemlenmiştir.

Yukarıdaki denklemle bulunan ESP değeri ve Na^{+} değişebilir katyonu kullanılıp, eşitlik 3 kullanılmış ve KDK değerleri yüksek oranda düşük hatayla tahmin edilebilmiştir.

$$KDK_{tahmin} = (Na^{+}\ (cmol+/kg)\ /ESP_{tahmin}) * 100 \quad (3)$$

5.2. Öneriler

Yukarıda yer alan modelleme çalışmalarında denklemleri verilen ESP, ESR ve KDK değerleri daha sonraki çalışmalarda da başarı ile kullanılabilecektir. Bu şekilde daha az analiz yapılarak, maliyetin düşürülmesi ile hem paradan ve hem de zamandan tasarruf edilmiş olacaktır. Çalışmada ortaya konulduğu gibi diğer çalışılan ve başarı oranı nispeten düşük olan modeller ileride yapılacak çalışmalarda daha da geliştirilip, kolay kullanıma dair programlar oluşturularak bilgisayarlarda kullanıma sunulabilecektir. Bunun yanında basit şekilde akıllı cep telefonları için android ve ios gibi ortamında, yazılacak uygulamalar sayesinde , verilerin girilmesi ile çok daha pratik bir şekilde tahmin edilebilecektir. Çalışma sonuçları göstermiştir ki, kullanılan model başarı sıralaması yapıldığında en başarılı sonuç Lineer Regresyon Modeli ile olmuştur. Elde edilen bu başarılı tahmin sayesinde, toprakta yapacağımız ÇK'lardan sadece Ca^{+2} ve K^{+} ve DK'lardan ise sadece Na^{+} analiz değerleri kullanılıp yukarıdaki denklemler ile doğruluğu yüksek ESP, ESR ve KDK değerleri daha az maliyetle ve daha kısa sürede belirlenmiş olacaktır.

KAYNAKLAR

AĞCA, N., M.R. DERİCİ, M.R., 1991. Harran ovasının yaygın toprak serilerinde değişebilir sodyum oranı (ESR) ve sodyum adsorpsiyon oranı (SAR) arasındaki ilişkiler. Doğa - Tr. J. of Agriculture and Forestry 15 : 239-247.

ALİAKBARHANİ, Z. S. ve HEYDARİ, S., Pakistan Journal of Biological Sciences 23 (2): 159-165.

ANAPALI, Ö., 1993. Atatürk Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi 24 (1), 66-74,.

BOWER C. A., 1959.Cation exchange equilibria in soils effected by sodium salts. Soil Sci. 88 : 32:35.

DİNÇ, U., ve ŞENOL, S., 1988. Toprak Etüd ve Haritalama. Ç.Ü.Ziraat Fakültesi, Ders Kitabı. No: 66. Adana 174s.

DREYFUS, G., MARTİNEZ, J. M., SAMUELİDES M., GORDON M.B., BADRAN F. and THIRIA S., 2011. Apprentissage statistique: Réseaux de neurones-Cartes topologiques-Machines à vecteurs supports: Eyrolles; 5s.

ELSEEWI, A. A., H.A. ELATTAR, H. A. and DAUND, A. M., 1977. Relationship between soluble and exchangeable sodium in some soils of the Nile delta; an examination of the SAR concept. soil Sci. 124 : 249-254.

GALLANT, S. I., 1993. Neural network learning and expert systems: MIT press, s. 4-5.

HARRON, W. R. A., WEBSTER, G. R., and CAİRNS, R. R., 1983. Relationships between exchangeable sodium and sodium adsorption ratio in a solonetzic soil association. Can. J. Soil Sci. 63 : 461-467.

HUSSAİN, M., SHAFİUR R., 2002. Prediction of pores formation (porosity) in foods during drying: generic models by the use of hybrid neural network. Journal of Food Engineering. 51(3):239-48.

JANG. S. R., 1993. ANFIS-Adaptive-network-based fuzzy inference system, IEEE Transactions System Man Cybernetics, 23, 665-658.

JORJANI, E., CHEHREH C. S., MESROGHLI, S., 2008. Application of artificial neural networks to predict chemical desulfurization of Tabas coal. Fuel. 87(12):2727-34.

MÜLLER K. R., SMOLA A., RATSCH, G., SCHÖLKOLPF, B., KOHLMORGEN J., and VAPNIK, V. N., 1997. Predicting time series with support vector machines. ICANN, 999-1004,.

KARUNANİTHİ, N., GRENNEY, W.J., WHİTLEY, D., BOVEE, K., 1994. networks for river flow prediction.8(2): 201-202.

KESHAVARZİ, A., BAĞHERADEG, A., OMRAN S. E. and IQBAL M., 2006. Modeling of soil exchangeable sodium percentage using easily obtained indices and artificial intelligence-based models Model.Erth Syst.Environ 2:130.

MUSSLEWHITE, B. and SONG, J., 2006. Salinity and Sodicity Interactions of Weathered Mine Soils in North Western New Mexico and North Eastern Arizona, Topical and Final, Report Task 47 Jointly Sponsored Research Project, pp: s. 7-8.

NİKNAMİAN, S., 2019. Estimation of ESP with the aid of SAR in sedimentary soils Phd In Cell And Molecular Bıology, Board Member Of Weston A Prıce Foundatıon, Washıngton Dc, Usa And Actıve Member Of Federal Health Professıonals At. s. 5-8.

POOLE, M.A., and O'FARRELL, P.N., 1971. The assumptions of the linear regresyon model. Transactions of the Institute of British Geographers, s. 145-158.

QUINLAN, J. R., 1993. Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers,.s. 4-5

QUİRK, P., 1986. Soil permeability İn reîation to sodicity and şalinity. Phil. Trans. R. Soc. Load. A Printed in Great Britain, 316: 297-317.

RASHİDİ, M., and SEİLSEPOU, M., 2008. Sodium Adsorption Ratio Pedo transfer Function for Calcareous Soils of Varamin Region, International Journal of Agriculture & Biology. 10 (6): 715– 718.

RİCHARDS, L. A., 1954 Diagnosis and improvement of saline and alkali soils. USDA Handbook 60s.

ROBBİNS, C. W., 2004. Sodium Adsorption Ratio-Exchangeable Sodium Percentage Relationships in a High Potassium Saline-Sodic Soil. Irrigation Science 5: 173-179.

RUMELHART, D. E., HILTON G. E., and WILLIAM, R. J., 1985. Learning internal representations by error propagation. California Univ. San Diego La Jolla Inst for Cognitive Science, s. 21-30.

SMITH, M., 1993 Neural networks for statistical modeling:Thomson Learning, s. 231.

VİKİPEDİ ÖZGÜR ANSİKLOPEDİ. (2022, Kasım). MATLAB. Wikipedia Web Sitesi: https://en.wikipedia.org/wiki/MATLAB adresinden alındı.

WANG, Z., and PALADE, V., 2006. Neuro-fuzzy ensemble approach for microarray cancer gene expression data analysis. In Evolving Fuzzy Systems, International Symposium on, s. 241-246.

EKLER

EK 1. Analiz sonuçları

K (meq/I)									
1	74,21	**11**	76,33	**21**	38,97	**31**	39,00	**41**	71,77
2	82,38	**12**	68,23	**22**	53,49	**32**	92,72	**42**	80,21
3	96,72	**13**	65,10	**23**	98,05	**33**	61,69	**43**	34,87
4	129,85	**14**	52,54	**24**	68,13	**34**	85,10	**44**	97,05
5	82,40	**15**	52,33	**25**	48,33	**35**	47,18	**45**	55,23
6	84,59	**16**	42,46	**26**	75,82	**36**	46,08	**46**	59,05
7	61,33	**17**	95,43	**27**	69,08	**37**	77,69	**47**	83,69
8	70,08	**18**	57,51	**28**	45,31	**38**	48,87	**48**	56,40
9	65,97	**19**	43,10	**29**	57,85	**39**	73,44	**49**	63,44
10	67,95	**20**	40,87	**30**	54,23	**40**	92,67	**50**	48,69

Ca (meq/I)									
1	325,08	**11**	272,75	**21**	275,58	**31**	272,50	**41**	243,08
2	305,50	**12**	268,58	**22**	291,08	**32**	336,17	**42**	313,50
3	313,42	**13**	311,17	**23**	269,50	**33**	297,42	**43**	285,58
4	339,83	**14**	301,00	**24**	299,25	**34**	314,42	**44**	275,08
5	285,75	**15**	293,17	**25**	281,83	**35**	285,75	**45**	265,33
6	301,50	**16**	280,75	**26**	292,50	**36**	285,92	**46**	343,33
7	295,08	**17**	305,67	**27**	319,50	**37**	317,83	**47**	324,33
8	309,17	**18**	257,75	**28**	283,75	**38**	295,42	**48**	265,67
9	311,33	**19**	287,42	**29**	313,67	**39**	311,58	**49**	290,25
10	325,67	**20**	276,25	**30**	303,17	**40**	273,75	**50**	272,00

Mg (meq/I)									
1	162,25	**11**	110,75	**21**	153,20	**31**	159,95	**41**	120,90
2	160,60	**12**	139,80	**22**	183,75	**32**	201,60	**42**	265,95
3	202,30	**13**	124,10	**23**	174,35	**33**	142,40	**43**	175,90
4	157,90	**14**	178,75	**24**	132,95	**34**	190,30	**44**	112,65
5	125,10	**15**	169,95	**25**	159,20	**35**	173,40	**45**	159,15
6	221,80	**16**	185,15	**26**	125,05	**36**	190,60	**46**	125,10
7	177,20	**17**	127,60	**27**	242,50	**37**	243,00	**47**	185,20
8	136,65	**18**	123,35	**28**	176,20	**38**	172,45	**48**	155,70
9	130,20	**19**	154,95	**29**	134,65	**39**	231,50	**49**	215,40
10	116,90	**20**	176,95	**30**	161,60	**40**	123,05	**50**	184,05

Na (meq/I)									
1	173,48	**11**	351,22	**21**	187,78	**31**	222,78	**41**	351,96
2	184,61	**12**	147,00	**22**	253,00	**32**	226,04	**42**	131,04
3	221,17	**13**	249,87	**23**	186,91	**33**	340,48	**43**	206,26
4	262,87	**14**	249,00	**24**	239,65	**34**	184,00	**44**	367,52
5	285,21	**15**	224,30	**25**	224,91	**35**	261,35	**45**	355,74
6	239,04	**16**	305,22	**26**	185,78	**36**	239,61	**46**	274,70
7	154,17	**17**	289,96	**27**	192,92	**37**	140,43	**47**	142,09
8	323,91	**18**	316,00	**28**	211,57	**38**	225,48	**48**	284,52
9	315,35	**19**	211,78	**29**	315,87	**39**	141,78	**49**	154,43
10	245,04	**20**	317,17	**30**	241,61	**40**	335,09	**50**	285,65

ESP (meq/I)									
1	21,934	**11**	23,998	**21**	18,574	**31**	18,852	**41**	22,529
2	38,174	**12**	27,038	**22**	24,249	**32**	20,327	**42**	17,737
3	21,450	**13**	20,017	**23**	38,634	**33**	23,882	**43**	19,945
4	24,475	**14**	20,751	**24**	22,574	**34**	20,428	**44**	24,002
5	30,709	**15**	26,332	**25**	24,148	**35**	33,194	**45**	21,255
6	27,607	**16**	27,835	**26**	20,400	**36**	20,322	**46**	18,409
7	28,736	**17**	26,344	**27**	16,302	**37**	17,908	**47**	23,705
8	25,453	**18**	27,514	**28**	22,767	**38**	22,598	**48**	23,292
9	17,753	**19**	22,069	**29**	23,930	**39**	21,569	**49**	19,846
10	25,100	**20**	22,573	**30**	21,854	**40**	23,410	**50**	23,729

ESR (meq/I)									
1	28,096	**11**	31,575	**21**	22,811	**31**	23,232	**41**	29,080
2	61,745	**12**	37,059	**22**	32,011	**32**	25,513	**42**	21,561
3	27,307	**13**	25,027	**23**	62,956	**33**	31,375	**43**	24,914
4	32,407	**14**	26,185	**24**	29,155	**34**	25,672	**44**	31,583
5	44,320	**15**	35,745	**25**	31,835	**35**	49,688	**45**	26,992
6	38,134	**16**	38,572	**26**	25,629	**36**	25,505	**46**	22,563
7	40,324	**17**	35,766	**27**	19,476	**37**	21,815	**47**	31,070
8	34,143	**18**	37,958	**28**	29,478	**38**	29,196	**48**	30,365
9	21,584	**19**	28,318	**29**	31,458	**39**	27,500	**49**	24,760
10	33,512	**20**	29,153	**30**	27,966	**40**	30,565	**50**	31,111