

## ***S. cerevisiae* ile REMAZOL SARI (RR) GİDERİMİNE YAPAY SİNİR AĞI (YSA) YAKLAŞIMI**

**Fatma ERDEM\***

Alınma: 18.09.2019 ; düzeltme: 22.04.2019 ; kabul:24.05.2019

**Öz:** Bu çalışma kesikli sistemde *S. cerevisiae* ile Remazol Sarı (RR) gideriminin incelendiği bir önceki çalışmamızın devamı niteliğinde olup deneysel sistemden elde edilen veriler ile biyosorpsiyon işlemine Yapay Sinir Ağı (YSA) yaklaşımı 2 farklı aşamada uygulanmıştır. İlk kısımda biyosorpsiyon sistemi için YSA sistem girdi verisi olarak pH, başlangıç boya konsantrasyonu ve başlangıç biyosorbent konsantrasyonu tanımlanırken çıktı katmanında % boya giderim değeri tahmin edilmiştir. YSA eğitimi Levenberg–Marquardt ileri besleme algoritması ile yapılmış olup deneysel veriler %60 eğitim, %20 validasyon ve %20 test olarak bölünmüştür. Maksimum devir (epoch) değeri 12000 iterasyon olarak belirlenmiştir. Sisteme ait  $R^2$  değerleri eğitim için %98, validasyon için %96 ve tüm biyosorpsiyon sistemi için %98 olarak belirlenmiştir. Çalışmanın ikinci aşamasında biyosorpsiyon sistem parametrelerinin biyosorpsiyon işlemine ayrı ayrı etkilerinin YSA ile modellenmesi gerçekleştirilmiştir. Deneysel veriler bu kısımda %50 eğitim, %25 validasyon ve %25 test olarak bölünmüştür. Çalışma sonucunda deneysel ve model tahmini % giderim değerleri karşılaştırıldığında, YSA ile sistemin iyi bir şekilde modellendiği ve modelin iyi bir tahmin yeteneğine sahip olduğu görülmüştür.

**Anahtar Kelimeler:** Biyosorpsiyon, Yapay Sinir Ağı, Modelleme, Remazol Sarı (RR), *S. cerevisiae*

### **Artificial Neural Network (ANN) Approach to Remazol Yellow (RR) Removal with *S. cerevisiae***

**Abstract:** This study was a continuation of the our previous study in which the Remazol Yellow (RR) removal with *S. cerevisiae* was examined in the batch system and Artificial Neural Network (ANN) approach has been applied in 2 different stages to the biosorption process with the data obtained from this experimental system. In the first part, pH, initial dye concentration and initial biosorbent concentration are defined as system input data and the % dye removal value in the output layer is estimated with the artificial neural network. ANN training was conducted with the Levenberg-Marquardt feed forward algorithm and the experimental data were divided into 60% training, 20% validation and 20% testing. The maximum epoch value is determined as 12000 iterations. The system  $R^2$  value was set at 98% for training, 96% for validation and 98% for the entire biosorption system. In the second stage of the study, the effects of biosorption system parameters (pH, initial dye and biosorbent concentrations and temperature ) on the biosorption process were modeled by ANN. Experimental data is divided into 50% training, 25% validation and 25% test in this section. At the end of this study experimental and model estimates % dye removal values were compared and it was seen that the system is well modelled with ANN and the model has a good estimation ability.

**Keywords:** Biosorption, Neural Network, Modelling, Remazol Yellow (RR), *S. cerevisiae*

\* Türkiye İlaç ve Tıbbi Cihaz Kurumu, Analiz ve Kontrol Laboratuvarları Dairesi Başkanlığı, Farmakope Birimi, Sağlık Mahallesi, A. Adnan Saygun 2 Cad, No: 55, 06100, Ankara-Türkiye.  
İletişim Yazarı: Fatma ERDEM (fatmaduran82@gmail.com)

## 1. GİRİŞ

Son yıllarda hızlıca artan nüfusla birlikte gelişen teknoloji ve hızlı sanayileşme çözülmesi oldukça zor olan çevre kirliliğini de beraberinde getirmiştir. Sanayi devriminden günümüze kadar endüstri dallarında gözlenen gelişime paralel olarak ortaya çıkan endüstriyel kirlenme, ekolojik dengenin bozulmasına yol açmaktadır. Özellikle sanayi tesislerinden alıcı ortamlara dolaylı ve dolaysız olarak bırakılan kirleticiler sebebiyle su kaynakları olumsuz etkilenmektedir. Tekstil endüstrisi endüstriyel faaliyetler sırasında çevreye serbest bıraktığı istenmeyen boya atıkları ve kimyasallar nedeni ile bu çevre kirliliğinde önemli bir paya sahiptir (Yaseen and Scholz, 2018). Tekstil endüstrisindeki boyama işlemlerinde büyük miktarlarda su kullanılır ve yüksek hacimlerde renkli atık su oluşur (Dalkılıç, 2015). Boyarmadde üretim ve tekstil endüstrilerinden gelen boyarmadde atık suları canlılar üzerinde zehirli veya kanserojen etki göstermektedir. Ayrıca suda bulunmaları, görünüm yönünden hoş olmamakla birlikte ışık nüfuzunu da engellediğinden suda yaşayan bitkilerin yaşamında fotosentetik aktiviteyi önemli ölçüde etkilemektedir ve bu durum canlı topluluklar üzerinde oldukça toksik bir etkiye neden olmaktadır (Argun ve diğ. 2016). Biyolojik olarak parçalanması zor olan boyar madde ihtiva eden tekstil atık suların arıtılması ve renk giderimi için çeşitli fiziksel ( adsorpsiyon, membran filtrasyonu, iyon değişimi..vb.) ve kimyasal (oksidasyon, kimyasal flokleştirme ve çöktürme yöntemi, cucurbituril ile arıtım,..vb.) yöntemler bulunmasına karşın bu yöntemlerin her boyaya uygulanamıyor olması, atık bertarafının zorluğu ve yüksek maliyetler nedeni ile alternatif bir yöntem olarak araştırmacılar biyolojik arıtım yöntemlerine yönelmiş ve biyolojik yöntemlerle atık su arıtım çalışmaları hız kazanmıştır (Abdurrahman ve diğ. 2013).

Biyosorpsiyon, inaktif ya da ölü hücre ile boya moleküllerinin gideriminin yapıldığı fizikokimyasal bir prosestir (Asgher, 2012). Başka bir deyişle atık maddenin hücre yüzeyinde ya da biyosorbentın kütlesinde birikerek tutulması işlemine denmektedir. Biyosorpsiyon teknolojisi diğer mevcut arıtma teknolojileri ile karşılaştırıldığında boya içeren atık sulardan renk gideriminde oldukça düşük maliyetli ve verimli bir alternatif sunup biyosorbentın yüksek verimlilikle yeniden kullanılabilmesi ve büyük hacimli atık sularda verimli bir şekilde uygulanabilmesi sebebi ile ön plandadır (Karaman ve diğ. 2014).

Biyosorpsiyon işlemi biyosorbentın fiziksel ve kimyasal özellikleri ile bağlantılıdır. Biyosorpsiyon prosesleri genellikle mekanik veya ampirik tabanlı kinetik ifadeler kullanılarak modellenir. İzoterm modelleri biyosorpsiyon mekanizmasını aydınlatıp biyosorpsiyon süresi hakkında bilgi verir. En yaygın bilinenleri Langmuir, Freundlich, Brunauer-Emmett-Teller (BET), Sips, Dubinin-Radushkevich, Temkin and Toth models.dir. Kinetik modelleme ile biyosorpsiyon sürecini kontrol eden adımın belirlenmesi mümkündür. Ancak çoğu durumda bu ampirik modeller biyosorpsiyon mekanizmasını ve fiziksel anlamını anlatmada eksik ve yetersiz kalmaktadır. Farklı koşullarda çalışan sistemlerden tahmine dayalı sonuçlar çıkarmak oldukça zordur. Bununla birlikte, kinetik veya mekanik temelli modeller kullanılarak, boya konsantrasyonu, biyosorbent dozu, başlangıçtaki çözelti pH'ı, muamele edilen çözelti hacmi ve temas süresi gibi, bütün işletme değişkenleriyle çözünen-alım miktarı arasında bir ilişki kurma girişimi zaman zaman başarısız olabilmektedir. Yapay sinir ağları, modellenecek bir olguyu tanımlamak için matematiksel bir ilişki olmadığı zaman oldukça faydalıdır. Karmaşık sistemlerde değişkenlerin doğrusal olmayan ilişkilerini yakalamada güvenilir, sağlam ve göze çarpan özelliklerden dolayı, YSA uygulaması birçok uygulamada başarı ile kullanılmakta ve çok karmaşık ve zahmetli modelleme tekniklerine gereksinim duyulan aşamalarda daha kolay ve doğru sayısal değerler elde etmede oldukça önemli bir modeldir (Kardam ve diğ. 2013).

Bu nedenle son yıllarda YSA karmaşık girdi-çıkı ilişkilerine sahip kimyasal ve biyokimyasal süreçlerin modellenmesinde oldukça ilgi görmektedir (Chu, 2003). YSA'nın ilk keşfi McCulloch ile Pitts tarafından basitleştirilmiş nöronların tanıtılmasından sonra ortaya çıkmıştır (Krose ve Smagt, 1998). Beynin nörofiziksel yapısından esinlenerek matematiksel modeller çıkarılmaya çalışılmıştır. Beynin bütün davranışlarını tam olarak modelleyebilmek için

fiziksel bileşenlerinin doğru olarak modellenmesi gerektiği düşüncesi ile çeşitli yapay hücre ve ağ modelleri geliştirilmiştir (Ataseven, 2003).

YSA, olayların örneklerine bakmakta onlardan ilgili olay hakkında genellemeler yapmakta, bilgiler toplamakta ve daha sonra hiç görmediği örnekler ile karşılaşınca öğrendiği bilgileri kullanarak o örnekler hakkında karar verebilmektedir (Faisal ve Nassir, 2016). YSA'nın önemli bir avantajı girişler ve çıkışlar arasında haritalama sırasında esneklik sağlama kabiliyetidir (Yu ve diğ., 2007).

Yapay sinir hücreleri dışarıdan gelen bilgileri bir toplama fonksiyonu ile toplar ve aktivasyon fonksiyonundan geçirerek çıktıyı üretilen ağın bağlantılarının üzerinden diğer hücrelere (proses elemanlarına) gönderir. YSA'yı birbirlerine bağlayan bağlantıların değerlerine ağırlık değerleri denmektedir. Proses elemanları birbirlerine paralel olarak 3 katman halinde bir araya gelerek bir ağ oluştururlar. Bilgiler ağa girdi katmanından iletilir. Ara katmanlarda işlenerek oradan çıktı katmanına gönderilirler. Ağın girdiler için doğru çıktıları üretebilmesi için ağırlıkların doğru değerlerinin olması gerekmektedir. Doğru ağırlıkların bulunması işleme ağın eğitilmesi denmektedir. Bu değerler başlangıçta rastgele atanırlar. Daha sonra başka bir örnek ağa sunularak ağırlıklar yine değiştirilir ve en doğru değerleri bulunmaya çalışılır. Bu işlemler ağ eğitim setindeki örneklerin tamamı için doğru çıktılar üretinceye kadar tekrarlanır. Bu sağlandıktan sonra test setindeki örnekler ağa gösterilir. Eğer ağ test setindeki örnekler doğru cevaplar verirse ağ eğitilmiş kabul edilmektedir. Ağın bir olayı öğrenmesi o olay için en doğru YSA modelini seçmekle mümkündür (Fiona, 2001).

Son yıllarda YSA modelleri biyosorpsiyon, fermantasyon, ekstrüzyon, filtrasyon, kurutma işlemleri gibi çeşitli biyolojik süreçlerde başarı ile uygulanmaktadır (Donut ve Cavas, 2017). Biyosorpsiyon çalışmalarında YSA, araştırmacılara deneysel sistemden elde edilen lineer olmayan regresyon verilerinin kullanımında önemli ipuçları vermektedir. YSA'nın biyosorpsiyon sistemine uygulandığı çalışmalarda genellikle % giderim değeri tahmin parametresi olarak seçilerek biyosorpsiyon prosesi optimize edilmeye çalışılmaktadır (Arı ve Berberler, 2017). Literatürde YSA'nın biyosorpsiyon sistemine uygulamaları incelendiğinde Amouei ve arkadaşları ayçiçeği çekirdeği tozu ile Cd giderimini kesikli sistemde pH, başlangıç boya ve biyosorbent konsantrasyonu ile temas süresine bağlı olarak incelemişler ve YSA yaklaşımı ile elde edilen teorik verilerin deneysel sonuçlar ile uyumlu olduğunu belirtmişlerdir (Amouei ve diğ. 2013). Bingöl ve arkadaşları çörek otu ile bakır gideriminde YSA kullanmışlar ve  $R^2$  değerlerini, eğitim ve test veri setleri için sırasıyla 0,89 ve 0,93 olarak belirlemişlerdir (Bingöl ve diğ. 2013). Saibaba ve King çalışmalarında metilen mavi giderimini doğal bir biyosorbentten hazırlanan yeşil karbon ile kesikli sistemde incelemişlerdir. YSA ile modelleme çalışmaları sonucunda elde ettikleri yüksek  $R^2$  değerleri ile YSA'nın sistemi en iyi şekilde tariflediği sonucuna ulaşmışlardır (Saibaba ve King, 2012). Garza-González ve arkadaşları *Spirulina* sp. ile metilen mavisi giderimini genetik algoritmalı YSA ile inceleyerek çalışmalarında 3 girdi verisi, 2 gizli tabaka ve 20 nöron kullanmışlardır (Garza-González ve diğ. 2011) Çoruh ve arkadaşları çalışmalarında kesikli sistemde malaşit yeşili ve asit mavisi 161 giderimini atık mermer tozu miktarı, başlangıç boya konsantrasyonu, sıcaklık ve temas süresi gibi parametrelere bağlı olarak incelemişlerdir. YSA yaklaşımı ile üç katmanlı, 4 nöronlu girdi verisi, 12 nöronlu gizli tabaka ve 1 nöronlu çıktı verisi tanımlayıp elde ettikleri modelin sistemi oldukça iyi tariflediğini belirtmişlerdir (Çoruh ve diğ. 2014). Chu çalışmasında mikroalg *Chlorella vulgaris* ile Fe (III) ve Cr(VI) giderimini inceleyip YSA yaklaşımı kullandığında eğitim verilerinin YSA performansını etkileyen en önemli parametre olduğunu belirtmiştir (Chu,2003). Nasrullah ve arkadaşları mankosta kabuğu ile metilen mavisi giderimini kesikli sistemde inceleyerek 30 adet deneysel veri ile YSA yaklaşımını gerçekleştirip Levenberg–Marquardt eğitim algoritmasını kullanmışlardır. Sisteme ait  $R^2$  değeri 0.997 ve minimum hatalar karesi oranını 2.972 olup YSA'nın sistemi oldukça iyi bir şekilde modellendiğini belirtmişlerdir (Nasrullah ve diğ. 2017).

Bu çalışma Erdem ve diğ. (2016) tarafından yapılan Remazol Sarı (RR) boyasının ölü formdaki *S. cerevisiae* ile kesikli sistemde pH, sıcaklık, başlangıç boya ve biyosorbent konsantrasyonu gibi çeşitli parametrelere bağlı olarak incelendiği, termodinamik, kinetik ve izoterm modellerinin uygulandığı araştırmanın devamı niteliğinde olup deneysel sistemden elde edilen verilere YSA yaklaşımı uygulanarak ağ çıktısı olarak % giderim değeri tahmin edilmiş ve elde edilen deneysel sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Bu çalışmanın laboratuvar ortamında arıtım çalışmalarının yapılamadığı durumlarda atık sularda bulunan tekstil boyalarının gideriminde teorik biyosorpsiyon etkinliğinin ölçülebilmesi açısından aydınlatıcı olacağı düşünülmektedir.

## 2. DENEYSEL METOT

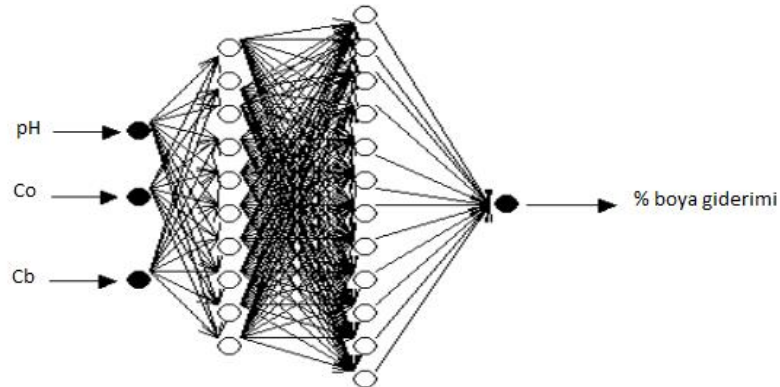
### 2.1. Deneysel Kullanılan Biyosorbent ve Analiz Yöntemi

Çalışmanın deneysel kısmında *S. cerevisiae* ile Remazol Sarı (RR) giderimi kesikli sistemde pH, başlangıç boya konsantrasyonu ( $C_0$ , g/mL) ve başlangıç biyosorbent konsantrasyonu ( $C_b$ , ppm) gibi parametrelere bağlı olarak incelenmiştir. Çalışmada kullanılan biyosorbent, *S. cerevisiae* Refik Saydam Hıfzısıhha Merkezi Başkanlığı (Türkiye Halk Sağlığı Kurumu) Kültür Laboratuvarı'ndan temin edilmiştir. Üreme basamakları tamamlanan *S. cerevisiae* otoklavda 121°C'de 15 dk. bekletilerek ısı işlemiyle ölü forma getirilmiştir. Arıtım yapılan Remazol Sarı (RR) boyası Dyestar firmasından temin edilmiştir. Remazol Sarı (RR) çözeltileri Remazol Sarı (RR) boyası ve saf su ile 250 mL erlenmayer flask içine hazırlanmıştır. Çözeltilerin pH ayarlamaları 0,1 M  $H_2SO_4$  ile yapılmıştır. Biyosorpsiyon deneylerinde 100 mL boya çözeltisi kullanılmıştır. Bütün biyosorpsiyon deneyleri çalkalamalı su banyosunda 140 rpm çalkalama hızında gerçekleştirilmiştir. Biyosorpsiyon deneyi sırasında belirli zaman aralıkları ile alınan 1 mL'lik numuneler 0,22  $\mu$ m filtreden UV-Vis spektrofotometresi ile 416 nm'de analiz edilmiştir.

Yapılan kesikli sistem çalışmaları sonucunda sistem için en uygun çalışma parametreleri  $C_0=400$  ppm, pH=2 ve  $C_b=2$  g/L olarak belirlenmiş ve maksimum %88 boya giderim değerine ulaşılmıştır.

### 2.2. Biyosorpsiyon Sistemine Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı

YSA ağ yapısının tahmin sonuçları üzerinde belirgin bir etkisinin olduğu bilinmektedir. Ağ topolojisine göre YSA yapılanmasında Şekil 1'de gösterildiği gibi pH, başlangıç boya ve biyosorbent miktarı olmak üzere 3 değişken girdi verisi olarak kullanırken çıktı katmanında % giderim değeri tahmin edilmiştir.



Şekil 1:

*Biyosorpsiyon sistemi için girdi ve çıktı verilerinin şematik gösterim*

Optimum gizli katman sayısının belirlenmesi için bilinen belirli bir yöntem olmadığından deneme yanılma yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada YSA uygulaması MATLAB R2017a ile

gerçekleştirilmiş olup Neural Fitting uygulaması ile veri seçilmiş, bir ağ oluşturulmuş ve eğitilerek regresyon analizi kullanılıp performans değerlendirilmesi yapılmıştır. YSA ile modelleme aşamasında kullanılan eğitim verileri ağ ağırlıklarını güncelleyerek verilerde sunulan modeli öğrenmek için kullanılan en büyük settir. Test verileri ağın kalitesini gösteren değerlerdir. Eğitimli ağın performans genelleme yeteneği hakkındaki son kontrol, validasyon verileri kullanılarak yapılmaktadır. Bu aşama da YSA çalışmalarını etkileyen en önemli basamaklardan biri olup deneme yanılma yöntemi ile belirlenmiştir.

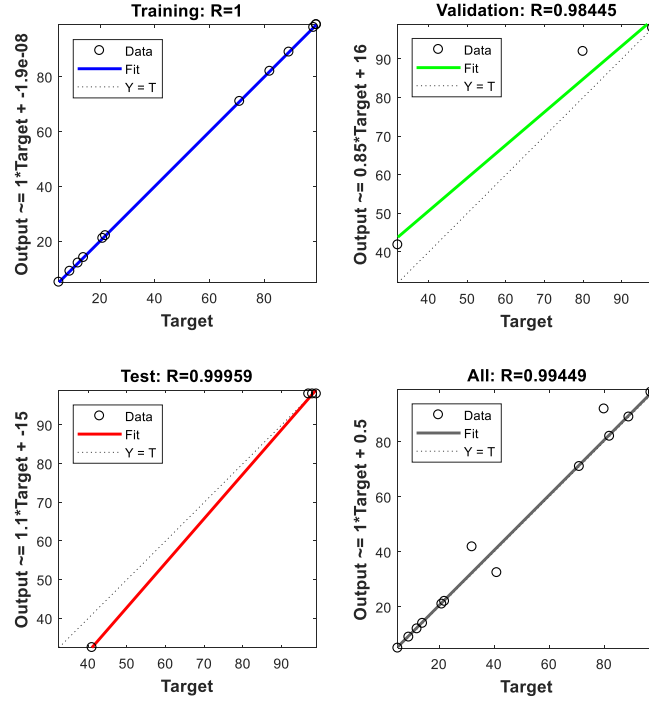
YSA modelinin geliştirilmesi için 17 adet veri kullanılmıştır. YSA eğitimi Levenberg–Marquardt ileri besleme algoritması ile yapılmış olup bu algoritma maksimum komşuluk fikri üzerine kurulmuş en az kareler hesaplama metodudur (Aslay ve Özen, 2013). Sağladığı hız ve kararlılık ile tercih edilen Levenberg-Marquardt algoritması Newton algoritması hızını ve dik iniş (steepest descent) metodunun kararlılığını birleştirerek ikinci dereceden türev gerektiren algoritmaların öğrenme hızını belirgin bir şekilde artırmaktadır (Çavuşoğlu ve diğ., 2012). Çalışmada kullanılan ileri beslemeli algoritma ile giriş, gizli ve çıkış tabakası olmak üzere üç tabakalı bir yapı ile çalışılmıştır. Gizli tabakada tanjant sigmoid (tansig), çıkış tabakasında lineer (purelin) fonksiyon kullanılmış olup birinci tabakadaki nöronlar çıktılarını hesaplayıp bir sonraki tabakaya girdi değeri olarak göndermişler ve nöronlar arka arkaya beslenmişlerdir (Özdemir, 2013). İleri beslemeli sinir ağına giriş değişkenleri; pH, başlangıç boya ve biyosorbent miktarı olarak seçilmiş olup Tablo 1’de biyosorpsiyon çalışmalarının gerçekleştirildiği çalışma aralığı belirtilmiştir.

**Tablo 1. Biyosorpsiyon Deneğinde Çalışılan Aralıklar**

pH	C <sub>b</sub> (g/L)	C <sub>0</sub> (ppm)
1,2,3,4,5,6,7	0,5, 1,0, 2,0, 3,0 g/L 500	50, 100, 200, 300, 400,

### 3. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Çalışmanın ilk aşamasında biyosorpsiyon sistemi için YSA sistem girdi verisi olarak pH, başlangıç boya konsantrasyonu ve başlangıç biyosorbent konsantrasyonu tanımlanırken çıktı katmanında % boya giderim değeri tahmin edilmiştir. Remazol Sarı (RR) gideriminin incelendiği biyosorpsiyon sisteminin YSA eğitiminde deneysel veriler %60 eğitim, %20 validasyon ve %20 test olarak bölünmüştür. Maksimum devir (epoch) değeri 12000 iterasyon olarak belirlenmiştir. YSA ile biyosorpsiyon sistemi için elde edilen grafikler Şekil 2’de sunulmuştur. Grafikler üzerinde deneysel ve tahmini verilerle birlikte R değeri mevcuttur. R<sup>2</sup> değeri bir değişkenin iki ya da daha çok değişken ile olan ilişkisinin ya da iki değişken arasındaki doğrusal ilişkiyi veya derecesini ölçmek için kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Gizli katmanda 10 adet nöron kullanılmış olup elde edilen R değerine göre deneme yanılma yöntemi ile belirlenmiştir. Girdi değişkenlerinin sisteme giriş değişkenleri olarak tanımlanmasının ardından program tarafından verilen grafik Şekil 2’de sunulmuştur.



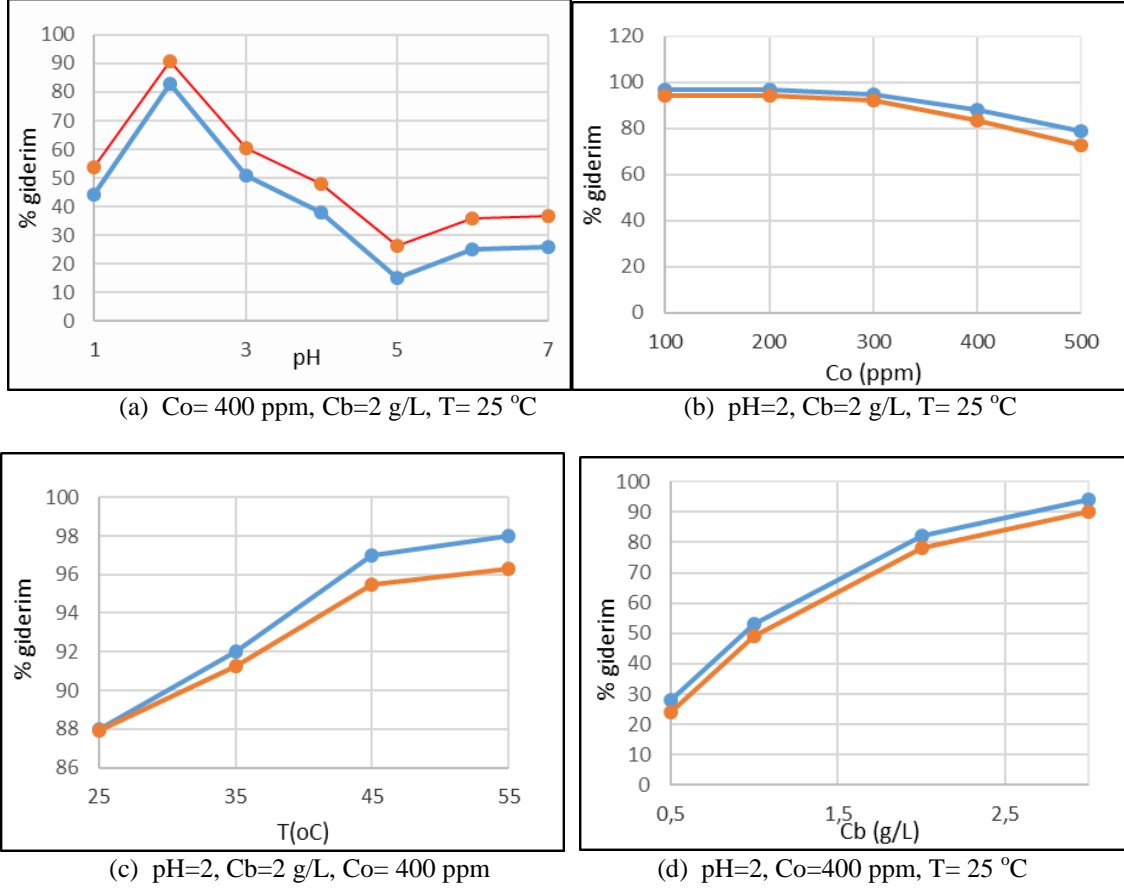
**Şekil 2:**

*YSA tahmin edici model grafiği*

Şekil 2 incelendiğinde grafikler Data, Fit ve Y=T olmak üzere üç göstergeden oluşmaktadır. X ekseninde ağ eğitiminde kullanılan deneysel veriler yer alırken Y ekseninde tahmini değerler yer almaktadır. Girdi ile tahmini değer arasındaki ilişki fit çizgisi ile gösterilmektedir. Y=T doğrusu gerçek değer ile tahmini değerlerin eşit olduğu yani hedeflenen doğrudur. Data YSA tarafından elde edilen model tahmin değerleridir. Eğitim, validasyon ve test basamakları için regresyon katsayısı eğitim için %99, validasyon için %96 ve test için %99 olarak belirlenmiştir. Elde edilen yüksek korelasyon katsayısı değerleri ile YSA girdi ve çıktı verileri arasındaki karmaşık ilişkiyi en iyi şekilde öğrenerek istenilen değerlere en yakın çıktıları verecek ağ mimarisinin, yani gizli katman sayısı ve gizli katmandaki işlem elemanı sayısının belirlendiği ve girdi-çıkı değişkenleri arasındaki ilişkinin iyi bir şekilde tanımlandığını ve çıktı değişkeninin yüksek doğrulukla tahmin edildiği ortaya çıkmıştır.

Çalışmanın ikinci kısmında biyosorpsiyon parametrelerinin % giderim değerine etkisinin YSA ile araştırılması aşamasında her bir değişken için eğitim, validasyon ve test aşamaları tamamlanarak Şekil 3 elde edilmiştir. pH etkisinin biyosorpsiyon sistemine etkisinin YSA ile incelenmesinde (Şekil 3-a) deneysel veriler %50 eğitim, % 25 validasyon ve % 25 test olarak bölünmüştür. Çalışma 4 iterasyonda tamamlanmış olup 5 adet gizli nöron kullanılmıştır. Başlangıç boya konsantrasyonu etkisinin YSA ile modellenmesi çalışmasında (Şekil 3-b) deneysel veriler % 50 eğitim, %25 validasyon ve %25 test olarak bölünmüştür. Gizli nöron sayısı 5 olarak seçilirken 3 iterasyon değerinde ağ performansı tamamlanmıştır. YSA ile sıcaklığın biyosorpsiyon işleminde etkisini görebilmek için (Şekil 3-c) deneysel veriler %50 eğitim, % 25 validasyon ve % 25 eğitim olarak bölünmüş, çalışma 3 iterasyonda tamamlanmış ve 9 adet gizli nöron kullanılmıştır. Biyosorbent konsantrasyonunun etkisinin modellenmesi aşamasında (Şekil 3-d) deneysel veriler %50 eğitim, % 25 validasyon ve % 25 eğitim olarak bölünmüştür. 9 gizli nöron kullanılmış olup 3 iterasyonda ağ çalışması tamamlanmıştır.

Yapılan çalışma sonunda elde edilen model tahmini % giderim değerleri deneysel % giderim değerleri ile karşılaştırılıp grafiğe geçirildiğinde Şekil 3 elde edilmiştir. Elde edilen değerlerin birbirleri ile oldukça uyumlu olduğu gözlenmiştir.



**Şekil 3:**

*Biyosorpsiyon Parametrelerinin YSA ile Modellenmesi (a-pH, b- Başlangıç boya konsantrasyonu, c-Sıcaklık, d-Başlangıç biyosorbent konsantrasyonu)*

Yapılan modelleme çalışmaları sonucunda elde edilen tahmini % giderim değerleri ile deneysel % giderim ölçüm sonuçları istatistiksel açıdan karşılaştırıldığında geliştirilen YSA modelinin tahmin kabiliyetinin iyi olduğu ve YSA ile geliştirilen bu modelin, % Remazol Sarı (RR) giderim değerini tahmin etmede etkili olarak kullanılabileceği görülmüştür.

#### 4. TEŞEKKÜR

Değerli hocam Doç. Dr. Ayşe TOSUN'u sevgi ve özlemle anıyorum. Seni ve gözlerindeki mavi gülücüğü hiç unutmayacağım.

#### KAYNAKLAR

1. Abdurrahman, F.B., Akter, M., Abedin, Z. (2013) Dyes Removal From Textile Wastewater Using Orange Peels, *International Journal of Scientific & Technology Research*, 2-9.

2. Amouei A., Amooey A.A., Asgharzadeh F. (2013) A study of cadmium removal from aqueous solutions by sunflower powders and its modeling using artificial neural network, *Iranian Journal of Health Sciences.*, 1(3): 28-34. doi: 10.18869/acadpub.jhs.1.3.28
3. Argun, Y.A., Karacalı A., Çalışır U., Kılınc, N., İrak H. (2017) Biosorption method and biosorbents for dye removal from industrial wastewater: A Review, *International Journal of Advanced Research*, 5(8), 707-714. doi: 10.21474/IJAR01/5110
4. Arı A., Berberler M.E. (2017) Yapay Sinir Ağları ile Tahmin ve Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü İçin Arayüz Tasarımı, *Acta Infologica*, 1(2).
5. Asgher, M. (2012) Biosorption of Reactive Dyes: A Review, *Water, Air, & Soil Pollution*, 223(5), 2417–2435. doi: 10.1007/s11270-011-1034-z
6. Aslay F., Özen Ü. (2013) Meteorolojik Parametreler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları ile Toprak Sıcaklığının Tahmini, *Politeknik Dergisi*, 16(4), 139-145. doi: 10.2339/2013.16.4, 139-145
7. Ataseven B. (2013) Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi, *Öneri Dergisi*, 10(39), 101-105.
8. Bingöl D., Kılıç E., Hercan M. (2016) Bakır biyosorpsiyon işlemine Yapay Sinir Ağı (ANN) yaklaşımı, *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Üniversitesi Dergisi*, 20(3), 433-440. doi: 10.16984/aufenbilder.25723.
9. Chu K.H. (2003) Prediction of two-metal biosorption equilibria using a neural network, *The European Journal of Mineral Processing and Environmental Protection*, 3(1), 119-127.
10. Çavuşlu M.A., Becerikli Y., Karakuzu C. (2012) Levenberg-Marquardt Algoritması ile YSA Eğitiminin Donanımsal Gerçeklenmesi, *Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Dergisi*, 5(1).
11. Çoruh S., Kılıç E., Geyikci F. (2014) Prediction of adsorption efficiency for the removal malachite green and acid blue 161 dyes by waste marble dust using ANN, *Global Nest Journal*, 16(4):676-689. doi: 10.30955/gnj.001366
12. Dalkılınc, M. (2015). Düşük Maliyetli Biyosorbent ile Sabit Yataklı Kolonda Reaktif Mavi 21 ve Reaktif Kırmızı 250 Biyar Maddelerinin Giderimi ve Atılım Eğrilerinin Modellenmesi, *Yüksek Lisans Tezi*, Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Erzurum.
13. Donut N., Cavas L. (2017) Artificial Neural Network Modeling of Tetracycline Biosorption by Pre-treated *Posidonia oceanica*, *Turkish Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 17, 1317-1333. doi: 10.4194/1303-2712-v17\_6\_50
14. Erdem F., Tosun A., Ergun M. (2016) S. cerevisiae ile Remazol Sarı (RR) boyasının kesikli sistemde biyosorpsiyonu, *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 31(4), 971-978. doi: 10.17341/gazimmfd.278452
15. Faisal A., Nassir Z.S. (2016) Modelling the removal of Cadmium ions from aqueous solutions onto olive pips using neural network technique, *Al-Khwarizmi Engineering Journal*, 12(3), 1-9. doi: 10.1016/j.procbio.2004.11.007
16. Fiona N.(2001) *Neural Networks algorithms and applications*, Neil's Brock Business College.
17. Garza-González M.T., Alcalá-Rodríguez M.M., Pérez-Elizond R., Cerino-Córdova F.J. Garcia-Reyes R.B., Loredó-Medrano J.A., Soto-Regalado, E. (2011) Artificial neural network for predicting biosorption of methylene blue by *Spirulina* sp., *Water science and technology*, 75(5), 977-983. doi: 10.2166/wst.2011.279



18. Karaman Ş. Deniz F. (2014) Pinus brutia Ten. (Kızılçam) Kozalak ve Yaprak Biyomasının Boya Biyosorpsiyon/Desorpsiyon Potansiyeli, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Tarım ve Doğa Dergisi*, 17(3), 19-25. doi: 10.18016/ksujns.19406
19. Kardam A. Raj K.R., Arora J.K., Srivastava S. (2014) Simulation and Optimization of Artificial Neural Network Modeling for Prediction of Sorption Efficiency of Nanocellulose Fibers for Removal of Cd (II) Ions from Aqueous System, *Engineering and Physical Sciences*, 11(6): 497-508. doi: 10.2004/wjst.v11i6.625
20. Krose B., Smagt P. (1998) *An introduction to Neural Networks*, 8. Baskı, Amsterdam.
21. Nasrullaha A., Bhata A.H., Isab M.H., Danishc M., Naeemd A., Muhammade N., Khanb T. (2017) Efficient removal of methylene blue dye using mangosteen peel waste: kinetics, isotherms and artificial neural network (ANN) modeling, *Desalination and Water Treatment*, 86, 191-202. doi: 10.5004/dwt.2017.21295
22. Özdemir H. (2013) Yapay Sinir Ağları ve Dokuma Teknolojisinde Kullanımı, *Tekstil Teknolojileri Elektronik Dergisi*, 7(1), 51-68.
23. Saibaba K.V.N., King P. (2012) Application of artificial neural networks and response surface methodology for dye removal using a novel adsorbent chemical technology. *Chemical Technology: An Indian Journal*, 7(1), 9-15. doi: 10.1177/0263617416675625
24. Yaseen D. A. , Scholz M. (2019) Textile dye wastewater characteristics and constituents of synthetic effluents: a critical review, *International Journal of Environmental Science and Technology*, 16(2), 1193–1226. doi: 10.1007/s13762-018-2130-z
25. Yu L., Wang S. Keung Lai K. (2007) Basic Learning Principles of Artificial Neural Networks. In: Foreign-Exchange-Rate Forecasting With Artificial Neural Networks. International Series in Operations Research & Management Science, 107, Springer, Boston. doi: 10.1007/978-0-387-71720-3.

