

**T.C.**  
**BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ**  
**LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**



**ATIK SU ARITMA TESİSİ MODELLEMESİ VE**  
**PERFORMANS PARAMETRELERİ DEĞERLENDİRİLMESİ:**  
**BOLU İLİ ÖRNEĞİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**EBRAR ARAS**

**BOLU, ARALIK - 2020**

**T.C.**  
**BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ**  
**LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**  
**ÇEVRE MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**



**ATIK SU ARITMA TESİSİ MODELLEMESİ VE**  
**PERFORMANS PARAMETRELERİ DEĞERLENDİRİLMESİ:**  
**BOLU İLİ ÖRNEĞİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**EBRAR ARAS**

**TEZ DANIŞMANI**

**Doç. Dr. ARDA YALÇUK**

**İKİNCİ DANIŞMANI**

**Doç. Dr. SEDA POSTALCIOĞLU**

**BOLU, ARALIK - 2020**

## KABUL VE ONAY SAYFASI

**Ebrar ARAS** tarafından hazırlanan “**ATIK SU ARITMA TESİSİ MODELLEMESİ VE PERFORMANS PARAMETRELERİ DEĞERLENDİRİLMESİ: BOLU İLİ ÖRNEĞİ**” adlı tez çalışması jürimiz tarafından Çevre Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi olarak oy birliği ile kabul edilmiştir. 29/12/2020

### Jüri Üyeleri

### İmza

Danışman  
Doç. Dr. Arda YALÇUK  
Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi

.....

Üye  
Dr. Öğr. Üyesi Hasan KOÇYİĞİT  
Aksaray Üniversitesi

.....

Üye  
Dr. Öğr. Üyesi Şafak KAYIKÇI  
Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi

.....

**Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Onayı**

**Prof. Dr. Osman GÖRÜR**  
**Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü**

## ETİK BEYAN

Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu bildirir,

aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

**29.12.2020**

**EBRAR ARAS**

## ÖZET

### ATIK SU ARITMA TESİSİ MODELLEMESİ VE PERFORMANS PARAMETRELERİ DEĞERLENDİRİLMESİ: BOLU İLİ ÖRNEĞİ YÜKSEK LİSANS TEZİ

EBRAR ARAS

BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ  
ÇEVRE MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

(TEZ DANIŞMANI: DOÇ. DR. ARDA YALÇUK)  
(İKİNCİ DANIŞMAN: DOÇ. DR. SEDA POSTALCIOĞLU)  
BOLU, ARALIK - 2020  
XII+59 sayfa

Su, insan ve diğer canlıların yaşamlarını devam ettirebilmeleri için en önemli kaynakların başında gelmektedir. Günümüzde artmakta olan nüfus ve kentleşme hızı beraberinde temiz su kaynaklarının korunmasının yanında kullanılmış suların arıtımı da önem kazanmıştır. Mevcut durumda bulunan atık su arıtma tesislerinin etkin ve verimli bir şekilde kullanılamaması veya arıtılmış suların deşarj standartlarını sağlayamaması atık su arıtma tesislerinin iyileştirme ve optimizasyon çalışmalarına hız kazandırmıştır.

Bu tez kapsamında, ilk olarak Bolu Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden (BAAT) elde edilen veriler için Eviews 10 programında ADF Birim Kök Testi, Johansen Eşbütünleşme Testi gibi istatistiksel analizler yapılmıştır. Daha sonra BAAT'e ait veriler ile 1D Konvolüsyonel Sinir Ağı ile modellemesi yapılmıştır. Modelleme Python programlama dili ile gerçekleştirilmiştir. Modelleme için kullanılan veri seti BAAT'ten elde edilen 2016-2018 yılları arasındaki 400 günlük veriden oluşmaktadır. Konvolüsyonel Sinir Ağı (KSA) modelinde giriş katman değişkenleri pH, Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı (BOİ<sub>5</sub>), Kimyasal Oksijen İhtiyacı (KOİ) ve Askıda Katı Madde (AKM) olarak tanımlanmıştır. Çıkış katmanında yine pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM parametrelerinin çıkış verileri tahmin edilmiştir. KSA modelinde 3 farklı en iyileme tekniği kullanılmıştır. Bu en iyileme teknikleri Adam, Rmsprob ve SGD'dir. Adam en iyileme tekniği, hata ve iterasyon sayısı açısından en iyi sonucu vermiştir. Çalışmada elde edilen doğruluk oranı %97.6 olarak hesaplanmıştır.

**ANAHTAR KELİMELER:** Atık Su, Atık Su Arıtma Tesisi, Konvolüsyonel Sinir Ağı, ADF Birim Kök Testi, Johansen Eşbütünleşme Testi.

## **ABSTRACT**

**WASTEWATER TREATMENT PLANT MODELLING AND  
PERFORMANCE PARAMETERS EVALUATION: THE CASE OF BOLU  
MSC THESIS  
EBRAR ARAS  
INSTITUTE OF GRADUATE STUDIES  
BOLU ABANT IZZET BAYSAL UNIVERSITY  
ENVIRONMENTAL ENGINEERING  
(SUPERVISOR: ASSOC. PROF. DR. ARDA YALÇUK)  
(CO-SUPERVISOR: ASSOC. PROF. DR. SEDA POSTALCIOĞLU)  
BOLU, DECEMBER 2020  
XII+59 page**

Water is one of the most important resources for human and other living creatures to survive. Today, along with the increasing population and the speed of urbanization, the treatment of used water has gained importance in addition to the protection of clean water resources. The fact that the existing waste water treatment facilities cannot be used effectively and efficiently or the treated water cannot meet the discharge standards has accelerated the improvement and optimization studies of the waste water treatment facilities.

Within the scope of this thesis, first of all, statistical analyzes such as ADF Unit Root Test and Johansen Cointegration Test were conducted in the Eviews 10 program for the data obtained from the Bolu Central Waste Water Treatment Plant (BAAT). Later, it was modeled with 1D Convolutional Neural Network with the data of BAAT. Modeling was carried out in Python programming language. The data set used for modeling consists of 400 days of data obtained from BAAT between the years 2016-2018. In the Convolutional Neural Network (KSA) model, the input layer variables are defined as pH, Biological Oxygen Demand (BOD<sub>5</sub>), Chemical Oxygen Demand (COD) and Suspended Solids (AKM). Output data of pH, BOD<sub>5</sub>, COD and AKM parameters were estimated in the output layer. In the KSA model, 3 different optimization techniques were used. These optimization techniques are Adam, Rmsprob and SGD. Adam optimization technique gave the best results in terms of number of losses and iterations. The accuracy rate obtained in the study was calculated as 97.6%.

**KEYWORDS:** Wastewater, Wastewater Teratment Plant, Convolutional Neural Network, Augmented Dicky-Fuller Unit Root Test, Johansen Cointegration Test.

# İÇİNDEKİLER

|                                                                            |      |
|----------------------------------------------------------------------------|------|
| KABUL VE ONAY SAYFASI .....                                                | iii  |
| ETİK BEYAN.....                                                            | iv   |
| ÖZET.....                                                                  | v    |
| ABSTRACT .....                                                             | vi   |
| İÇİNDEKİLER .....                                                          | vii  |
| ŞEKİL LİSTESİ.....                                                         | viii |
| TABLO LİSTESİ .....                                                        | ix   |
| KISALTMA VE SEMBOLLER LİSTESİ .....                                        | x    |
| TEŞEKKÜR .....                                                             | xi   |
| 1. GİRİŞ .....                                                             | 1    |
| 2. GENEL BİLGİLER.....                                                     | 4    |
| 2.1 Su ve Atık Su.....                                                     | 4    |
| 2.1.1 Atık Su Özellikleri Ve İlgili Parametreler .....                     | 5    |
| 2.2 Bolu İlinin Topoğrafyası .....                                         | 8    |
| 2.3 Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisi.....                     | 9    |
| 2.4 Yapay Sinir Ağları.....                                                | 14   |
| 2.4.1 Yapay Sinir Hücresinin Temel Bileşenleri .....                       | 15   |
| 2.4.2 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı .....                                   | 16   |
| 2.4.3 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme .....                                  | 17   |
| 2.4.4 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri.....                               | 18   |
| 2.4.5 Yapay Sinir Ağlarının Avantaj ve Dezavantajları .....                | 18   |
| 3. LİTERATÜR ÇALIŞMASI .....                                               | 19   |
| 4. MATERYAL VE YÖNTEM.....                                                 | 22   |
| 4.1 Verilerin İstatistiksel Analizi.....                                   | 22   |
| 4.2 Konvolüsyonel Sinir Ağ Mimarisi .....                                  | 23   |
| 4.2.1 Konvolüsyonel Sinir Ağının Eğitilmesi.....                           | 25   |
| 4.3 Python Yazılımı ve Kullanılan Kütüphaneler .....                       | 26   |
| 5. BULGULAR VE TARTIŞMA.....                                               | 28   |
| 5.1 Atık Su Kirlilik Parametrelerinin İstatistiksel Analiz Sonuçları ..... | 28   |
| 5.1.1 pH Parametre Değişimi.....                                           | 28   |
| 5.1.2 Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi .....          | 29   |
| 5.1.3 Kimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi.....               | 30   |
| 5.1.4 Askıda Katı Madde Parametresinin Değişimi .....                      | 31   |
| 5.2 Konvolüsyonel Sinir Ağ Modelleme Sonuçları .....                       | 47   |
| 6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....                                                  | 55   |
| 7. KAYNAKLAR.....                                                          | 56   |
| 8. ÖZGEÇMİŞ.....                                                           | 59   |
| 9. ORJİNALLİK RAPORU.....                                                  | 60   |

## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa

|                                                                                           |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil 2.1. BAAT Görseli.....                                                              | 13 |
| Şekil 2.2. BAAT Scada Sistemi görüntüsü.....                                              | 14 |
| Şekil 5.1. pH Parametresinin Değişimi.....                                                | 29 |
| Şekil 5.2. Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi.....                     | 30 |
| Şekil 5.3. Kimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi.....                         | 31 |
| Şekil 5.4. Askıda Katı Madde Parametresinin Değişimi .....                                | 32 |
| Şekil 5.5. Giriş pH Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik .....                | 39 |
| Şekil 5.6. Giriş BOI <sub>5</sub> Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik.....   | 40 |
| Şekil 5.7. Giriş AKM Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik.....                | 41 |
| Şekil 5.8. Giriş KOI Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik.....                | 42 |
| Şekil 5.9. Çıkış pH Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik.....                 | 43 |
| Şekil 5.10. Çıkış BOI <sub>5</sub> Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik ..... | 44 |
| Şekil 5.11. Çıkış AKM Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik .....              | 45 |
| Şekil 5.12. Çıkış KOI Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik .....              | 46 |
| Şekil 5.13. Relu.....                                                                     | 47 |
| Şekil 5.14. Softmax Aktivasyon Fonksiyonu .....                                           | 48 |
| Şekil 5.15. Korelasyon Matrisi .....                                                      | 48 |
| Şekil 5.16. Tasarlanan KSA Modeli .....                                                   | 49 |
| Şekil 5.17. KSA Modelinde SGD Kullanım Sonucu Doğruluk Eğrisi.....                        | 50 |
| Şekil 5.18. KSA Modelinde SGD Kullanım Sonucu Hata Eğrisi.....                            | 50 |
| Şekil 5.19. KSA Modelinde ADAM Kullanım Sonucu Doğruluk Eğrisi.....                       | 51 |
| Şekil 5.20. KSA Modelinde ADAM Kullanım Sonucu Hata Eğrisi.....                           | 51 |



## TABLO LİSTESİ

### Sayfa

|                                                                                    |    |
|------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tablo 2.1.</b> BAAT Izgara Özellikleri.....                                     | 10 |
| <b>Tablo 2.2.</b> BAAT Kum Tutucu Özellikleri .....                                | 11 |
| <b>Tablo 2.3.</b> BAAT Ön Çökeltme Havuzu Özellikleri.....                         | 11 |
| <b>Tablo 2.4.</b> BAAT Havalandırma Havuzu Özellikleri.....                        | 12 |
| <b>Tablo 2.5.</b> BAAT Son Çökeltme Havuzu Özellikleri.....                        | 12 |
| <b>Tablo 4.1.</b> Kullanılan kütüphaneler .....                                    | 26 |
| <b>Tablo 5.1.</b> Giriş ve Çıkış Verilerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler .....    | 33 |
| <b>Tablo 5.2.</b> ADF Birim Kök Test Sonuçları .....                               | 34 |
| <b>Tablo 5.3.</b> Gecikme Uzunluğunun Belirlenmesi .....                           | 35 |
| <b>Tablo 5.4.</b> Johansen Eşbütünleşme Testi Sonuçları .....                      | 35 |
| <b>Tablo 5.5.</b> Giriş Parametreleri İçin Vektör Hata Düzeltme Model Sonuçları .. | 36 |
| <b>Tablo 5.6.</b> Tanısal İstatistikler .....                                      | 37 |
| <b>Tablo 5.7.</b> Çıkış Parametreleri İçin Vektör Hata Düzeltme Model Sonuçları..  | 38 |
| <b>Tablo 5.8.</b> Çıkış VECM Sonucu Modellerine Ait Tanısal Test Sonuçları .....   | 38 |
| <b>Tablo 5.9.</b> KSA Modelinde Kullanılan Enİyileme Teknikleri İçin Sonuçlar...   | 52 |

## KISALTMA VE SEMBOLLER LİSTESİ

|                        |                                                 |
|------------------------|-------------------------------------------------|
| <b>ADAM</b>            | : Adaptive Moment Estimation                    |
| <b>ADF</b>             | : Augment Dickey Fuller                         |
| <b>AKM</b>             | : Askıda Katı Madde                             |
| <b>BAAT</b>            | : Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisi |
| <b>BOİ<sub>5</sub></b> | : Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı                 |
| <b>1D KSA</b>          | : Bir Boyutlu Konvolüsyonel Sinir Ağı           |
| <b>km<sup>3</sup></b>  | : Kilometre Küp                                 |
| <b>KOİ</b>             | : Kimyasal Oksijen İhtiyacı                     |
| <b>KSA</b>             | : Konvolüsyonel Sinir Ağı                       |
| <b>L</b>               | : Litre                                         |
| <b>m<sup>3</sup></b>   | : Metre Küp                                     |
| <b>mg</b>              | : Miligram                                      |
| <b>MSE</b>             | : Ortalama Karesel Hata                         |
| <b>RMSPROP</b>         | : Root Mean Square Error Probability            |
| <b>SGD</b>             | : Stechastic Gradient Descent                   |
| <b>VECM</b>            | : Vektör Hata Düzeltme Modeli                   |
| <b>YSA</b>             | : Yapay Sinir Ağı                               |

## TEŞEKKÜR

Çalışma süresince bilgisi ve yardımlarıyla beni daima destekleyen, üzerimde sonsuz emeği olan BAİBÜ Mühendislik Fakültesi Çevre Mühendisliği Bölümü öğretim üyesi, değerli hocam Doç. Dr. Arda YALÇUK'a, teknik ve manevi anlamda desteklerini esirgemeyen, modelleme ve Phyton konusunda yardım ve destek sağlayan BAİBÜ Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü öğretim üyesi değerli hocam Doç. Dr. Seda POSTALCIOĞLU'na, çalışmam için veri temini ve bilgi paylaşımı konusunda yardımcı olan Bolu Belediyesi Fen İşleri Müdürü Sayın Adnan DEMİREL'e ve beni bu zorlu süreçteki desteği ve sağladığı motivasyon ile çalışmalarımda her türlü zorluk karşısında inançlı bir şekilde devam etmem gerektiğini bana hatırlatan başta canım kardeşim Gamze'ye ve sevgili aileme teşekkürü bir borç bilirim.

# 1. GİRİŞ

İnsanoğlu ve diğer canlı türlerinin yaşamlarını sürdürebilmeleri için en önemli kaynakların başında ‘ Su ‘ gelmektedir [1].

Kullanılan su kaynakları olarak nehirler, göller, buzullar, yağmur suları ve yer altı suları bilinen kaynaklar arasındadır. Doğal su türleri; içme ve kullanma, birincil endüstri, ikincil endüstri, turizm endüstrisi, sulama, soğutma gibi birbirinden farklı birçok alanda insanların kullanımına hizmet etmektedir [1]. Özellikle, akarsuların ve göllerin rekreasyon ve turizm amacı ile kullanılması, nehir ve göllerden elde edilen balık ürünleri, yapay havuzlar, drenaj ve atık bertarafı için kullanılan su yolları gibi insan kullanımı için birçok alan oluşturulmaktadır. Sonuç olarak, çeşitli kullanım alanları sayısız su kaynaklarının çok hızlı tüketimine sebep olmaktadır. Bu nedenle, su kalitesi yönetiminde, çoklu kullanımlara izin vermek için su arzının miktarını ve kalitesini korumak önem teşkil etmektedir [4].

Su kalitesi, doğal nedenlerden veya insanların kültürel faaliyetlerinden etkilenen suyun bileşimini ifade etmektedir. Ayrıca, su kalitesinin sürekli gözlemlenmesi ve kirliliğin önlenmesi su kaynaklarının sürdürülebilir kullanımı için oldukça önemlidir. Her bölgenin su kalitesi özel bir kaynak olarak fiziksel, kimyasal ve biyolojik parametreler kullanılarak değerlendirilebilir. Bu değişkenlerin miktarı, belirlenen sınırları aştığında ise insan sağlığına zarar verebilmektedir [4].

Su kirliliği, kanalizasyon, ağır metaller veya böcek ilaçları gibi çeşitli malzemelerin bir sonucu olarak dünya çapında tehlikeli bir sorun haline gelmiştir. Türkiye’de ise sürekli artmakta olan nüfus, kentleşme, sanayileşme ve tarımsal faaliyetler nedeni ile yüzey sularının veya yer altı su kaynaklarının kalitesinin ve miktarının azalmasına yol açmıştır. Bu nedenle mevcut durumda bulunan su kaynaklarının korunması atık su arıtımı ve arıtılan suyun yeniden kullanılması büyük önem taşımaktadır [2].

Günümüzde birçok şehrin atık suları ve endüstriyel kaynaklı atık sular herhangi bir arıtım işlemi uygulanmadan alıcı ortamlara kontrolsüz bir şekilde deşarj edilmektedir [3]. Deşarj sonrası alıcı ortamlarda geri dönüşü olmayan kirlilikler meydana gelmektedir. Bu nedenle, kullanılmış olan suların deşarj

edilmeden önce bir takım arıtım işlemlerinden geçmesi gerekmektedir. Mevcut durumda olan veya kurulması planlanan atık su arıtma tesislerinin daha verimli işlev gösterebilmesi için iyileştirme ve optimizasyon çalışmaları son derece önemli hale gelmiştir [3].

Son dönemlerde, modelleme çalışmaları ve model programlarının kullanımı atık su arıtma tesisleri için de uygulanmaya başlamıştır. Yapılan modelleme çalışmaları sayesinde atık su arıtma tesislerinde, enerji tüketiminin azaltılması, farklı prosesler kullanılarak çıkış atık su kalitesinin artması ve arıtma sonrasında oluşan çamur miktarının azaltılması gibi büyük önem taşıyan uygulamalar gerçekleştirilmektedir [5].

Yapay Sinir Ağları, benzetimi dikkate alan hesaplama sistemleridir. Bu nedenle, bilgisayar bileşenlerinin ve ağın organizasyonu dikkate alınmaksızın insan beyninin hesaplamasının yerini alacak, geliştirecek veya hızlandıracak geleneksel bilgisayar araçlarından farklıdır [1]. Karmaşık, matematiksel olarak spesifik olmayan problemleri veya stokastik problemleri çözmek için en basit hesaplama işlemlerinin kullanılmasına izin verir. Yapay Sinir Ağları (YSA) kendi kendini düzenleyen bir öğeye sahip olan ve çeşitli konuları ele almak için hesaplama ve algoritmik olarak dikkate alınan bir tekniktir. Konvolüsyonel Sinir Ağı (KSA) ise yapay sinir ağlarının bir alt dalı olarak tanımlanabilir.

Bolu iline ait atık sular Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinde 2009 yılından itibaren arıtılmaktadır. Bolu Belediyesi'ne ait mevcut evsel atık su arıtma tesisinin kapasitesi 56.000 m<sup>3</sup> /gün dür. Bu tesis Abant ve Bolu dağı üzerinde bulunan bütün yerleşim yerleri ve köylerin yanı sıra Beypiliç , Bolu Yem Fabrikası, Organize Sanayi ve Filiz makarna gibi birçok tesisin endüstriyel atık sularını da arıtmaktadır.

Yapılan bu çalışmada, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin 2016-2018 yıllarına ait günlük atık su verileri, istatistiksel olarak Eviews 10 programında analiz edilmiştir. Verilerin durağanlığını test etmek için Augmented Dicky-Fuller (ADF) Birim Kök Testi ve Johansen Eşbütünleşme Testi kullanılmıştır. Daha sonra BAAT'den alınan veriler Konvolüsyonel Sinir Ağı (KSA) modeli kullanılarak su kalite performans parametreleri incelenmiştir. İncelenen performans parametreleri pH, Askıda Katı Madde (AKM), Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı (BOİ<sub>5</sub>) ve Kimyasal Oksijen İhtiyacı (KOİ) olarak belirlenmiştir.

Çalışma kapsamında, pH, Askıda Katı Madde (AKM), Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı (BOİ<sub>5</sub>) ve Kimyasal Oksijen İhtiyacı (KOİ) gibi su kalite parametrelerinin analiz sonuçları Bolu Belediyesi'nin kendi bünyesinde bulunan akredite olmuş laboratuvarından temin edilmiştir.



## 2. GENEL BİLGİLER

### 2.1 Su ve Atık Su

İnsanlığın yaşam kaynağı olan su; yer yüzünde katı, sıvı ve gaz halinde bulunur ve güneşin dünyamıza sağladığı enerji yardımıyla sürekli bir döngü içerisinde. Bu döngü içerisinde insanoğlu suyu tekrar tekrar kullanabilir. Ancak bu sırada suya karışan maddeler suda fiziksel, kimyasal veya biyolojik olarak temel özelliklerinin değişmesine sebep olabilirler. Su kirliliği olarak adlandırılan bu olgu, suyun kullanımının kısıtlanması veya tamamen engellenmesi olarak da tanımlanabilir. Evsel ve endüstriyel atıkların hiçbir atık bertaraf sisteminden geçmeden doğaya verilmesi, tarımsal kullanılan ilaç ve gübrelerin kullanıldıktan sonra yağmur ve benzeri etkilerle doğal sulara karışması ile o bölgede bulunan su kaynaklarının su kalitesi değişmektedir. Su kalitesi değişimi, doğada var olan diğer canlı türlerinin değişmesine, dolayısıyla ekosistemin de değişmesine neden olur. Bu sebeple yaşam alanlarına yakın bulunan akarsular ve diğer su kaynaklarının su kalitesinin araştırılması önem teşkil etmektedir [3].

Bozulmuş su kalitesine katkıda bulunabilecek bazı insan faaliyetleri ve arazi kullanımı, ormansızlaşma, inşaat faaliyetleri, kentleşme, sanayileşme, tarımsal faaliyetler (büyük ölçüde noktasal olmayan kaynaklardan akış), evsel veya endüstriyel atık su deşarjları, yapay kanalizasyon veya çevre değişimini içermektedir [7].

21. yüzyılda en önemli sorunlardan biri de temiz suya olan ihtiyaçtır. Ülkelerin su ihtiyaçlarının karşılanamamasının en önemli nedenleri, ülkelerin coğrafi konumları, su kaynaklarını kontrol edebilme olanaklarının yeteri kadar bulunmaması, yağış ve su kaynaklarının dağılımı, ülkelerin uzun süreli su politikalarını yürütememesi olarak sıralanabilir. Nüfusun artması ve yaşanan iklim değişiklikleri ile geçmiş yıllarda özellikle büyükşehirlerde su problemlerinin yaşanmasına sebep olmuştur [3].

Gelişmekte olan ülkelerde atık suların sadece %5'inin arıtılabilmesi, geri kalan endüstriyel ve evsel atık suların çevreye, özellikle de akarsulara ve yer altı sularına denetimsiz ve kontrolsüz deşarj edilmesi başlı başına bir sorundur. Dünya nüfusunun üçte birinin, 2,4 milyar insanın atık su arıtma tesisi bulunmamaktadır.

Kalkınmakta olan ülkelerde sanayi atıklarının %70'i, kanalizasyonun %90'ı doğrudan alıcı su kaynaklarına deşarj edilmektedir. Ortalama iki milyon ton atığın her gün göllere, nehirlere, derelere karıştığı, bir litre atık suyun ortalama sekiz litre kirlettiği, dünyada ortalama 12 000 km<sup>3</sup>'lük atık suyun bulunduğı bilinmektedir [3].

### **2.1.1 Atık Su Özellikleri Ve İlgili Parametreler**

Atık su özellikleri fiziksel, kimyasal ve biyolojik olarak incelenmektedir.

#### **2.1.1.1 Fiziksel Parametreler**

Atık suda bulunan katı maddelerin derişimi, suyun sıcaklığı, pH değeri, kokusu, rengi ve bulanıklığı atık suyun en önemli fiziksel özelliklerindendir [2].

- **Toplam Katı Madde**

Nehirlerde akarsu havzasından kaynaklı oluşan erozyonlar ve çevre aşınmalardan dolayı suya katı maddeler karışır ve akarsu boyunca bu maddeler taşınır. Eğimin azaldığı veya nehir akışının göreceli olarak denge haline geldiğı bölgelerde taşınmakta olan katı maddeler dibe çöker ve yığılmalar meydana gelir. Dolayısıyla akarsu yapısı bozulur ve suyun kalitesi değışir [4]. Bu su kalitesinin değışimi sonucunda oluşan atık suda bulunan toplam katı madde, çökebilen katıları, askıda katıları ve çözünmüş katıları içermektedir [4]. Orta kirlilikte bir atık suda bulunan askıda katı maddelerin %75'i ve filtre edilebilen katı madde miktarının %40'ı organik yapıdadır [32].

Askıda katı madde (AKM), genellikle kolloidal madde parçaları, sediment maddeleri, çamur veya kil minerallerinden oluşmaktadır. Yüksek konsantrasyondaki AKM atık su arıtma tesisi çıkış suyu kalitesine ve alıcı ortama zarar vermektedir. Alıcı ortamda bulanıklığa, suyun ışık geçirgenliğine, çökelme ve dip çamuruna neden olabilir. Ayrıca sulama sistemlerinin de tıkanmasına yol açabilmektedir [6].

- **Sıcaklık ve pH**

Su kaynaklarına karışan evsel ve endüstriyel atıklar, suyun sıcaklığına etki ettikleri gibi ayrıca suyun kalitesine de etki edebilir [3]. Atık su sıcaklığı, atık su arıtma tesisi proseslerinde oluşan fiziksel, kimyasal ve biyolojik reaksiyonların



hızları bakımından önem arz etmektedir. Genellikle atık su sıcaklığı 10-20 °C arasında değişim göstermektedir [32, 33].

pH, suyun asidik veya bazik durumunu ifade etmektedir. Su içerisindeki hidrojen iyonu konsantrasyonu 10 tabanına göre negatif logaritması pH olarak tanımlanmaktadır. Nötr sular, pH değeri 7 olan sulardır.  $pH > 7$  ise su bazik olarak adlandırılır. Nötr sularda  $H^+$  ve  $OH^-$  iyonları denge halindedir. Suda  $H^+$  iyonu konsantrasyonunun artması ile su asidik karakter kazanmaya başlar. Tam tersi durumda ise su bazik bir hal almaya başlar. pH değerleri 0-14 arasında değişim göstermektedir. Yüzeysel sular genellikle bazik, yer altı suları ise asidik karakter gösterirler. Yer altı sularındaki bu durum çözünmüş karbondioksit, diğer karbonat ve bikarbonat bileşikleri arasındaki dengeye bağlı olarak değişmektedir [4].

Suyun pH derecesi asitliği gösterdiği durumlarda, arıtma sonrasında sulama amaçlı kullanılan sular toprağın kimyasal dengesini bozmaktadır. Asitli topraklar pH'ı 4.8'den düşük olan sularla sulandığında, çözünür demir, mangan veya alüminyum derişimleri bitkiler için zehirli seviyelere ulaşabilir. Ayrıca sulama ve kullanma sularının pH'ının yüksek seviyelerde olması ile birlikte yüksek sıcaklık ve sertliğe maruz bırakılan boru hatları da tıkanıklığa ve suyun akış hızının düşmesine neden olmaktadır [6].

- **Koku**

Atık suda bulunan organik maddelerin bozulmasıyla ortaya çıkan gazlar kokuya neden olmaktadır [4]. Yüksek seviyelerde bulunan koku, olumsuz etkiler doğurabilir.

- **Bulanıklık**

Sudaki bulanıklık, suda mevcut bulunan askıda katı maddelerden kaynaklanmaktadır. Bulanıklık tahminine yönelik temel metodoloji, mum ışığında bir atık su testi ile kaybedilen ışık olan Jackson Turbidity Unit (JTU) tahminidir [1]. Suyun içindeki çözünmüş ve askıdaki katı maddenin derişimi hakkında bilgi vermektedir [2]. Dünya Sağlık Örgütü tarafından sudaki bulanıklığın 1 NTU'yu geçmemesi önerilmiştir.

### 2.1.1.2 Kimyasal Özellikler

- **Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı (BOİ<sub>5</sub>)**

Atık sudaki organik maddelerin biyokimyasal oksidasyonu sırasında mikroorganizmalar tarafından kullanılan veya harcanan çözünmüş oksijen miktarı olarak tanımlanabilir [2]. Su kaynaklarının organik kirlilik dereceleri ile atık suların organik kirlilik potansiyellerinin belirlenmesinde, atık su arıtma tesislerinin tasarım ve işletilmesinde, arıtımı gerçekleşmiş olan suların alıcı ortama deşarj uygunluğunun kontrol edilmesinde önemli bir parametredir [6].

- **Kimyasal Oksijen İhtiyacı (KOİ)**

Kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ) sudaki yükseltgenebilir maddelerin kimyasal yolla oksitlenebilmeleri için gerekli olan oksijen miktarıdır. Evsel ve endüstriyel atık suların kirlilik derecesini belirlemede kullanılan en önemli parametrelerden biridir. Bir atık suyun KOİ'si BOİ'sinden daima daha yüksektir. Çünkü biyolojik olarak oksitlenmeyen bileşikler de kimyasal olarak oksitlenebilmektedir [2].

Suda bulunan organik ve inorganik maddelerin (kanalizasyon ve endüstriyel tesislerden çıkan atıklar) büyüklüğü olarak kullanılan kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ) oksidasyona yatkınlık göstermektedir. Bunların yanı sıra, KOİ testleri oksitlenebilir malzeme (organik ve inorganik madde ) arasında ayrım yapmaz. Benzer şekilde, toplam organik karbonu belirtmez. Ayrıca, KOİ göstergesi birçok endüstriyel atık için hızla ölçülebilmektedir [1].

Yüzey suları (kirli) KOİ konsantrasyonlarının 20 mg veya daha az olduğu, ancak atık su alan sularda KOİ değerlerinin veya endüstriyel atık suların 10 mg ile 60.000 mg arasında olduğu gözlenmiştir [1].

Atık su arıtma tesislerinin tasarımı ve işletilmesi açısından büyük önem taşımaktadır. Arıtılmamış evsel atık sular için BOİ<sub>5</sub>/KOİ oranı 0,4-0,8 arasında değişim göstermektedir [32].

- **Çözünmüş Oksijen**

Su içinde çözünmüş oksijenin oranını belirtmektedir. Çözünmüş oksijen, biyokimyasal aktivite için mevcut olan oksijen miktarını belirleyen bir göstergedir [1].

Su kaynaklarında bulunan çözünmüş oksijen ve sıcaklık değişimi ekosistem içerisinde yer alan biyolojik faaliyetleri düzenleyen önemli faktörlerdendir. Suda çözülmüş oksijen değeri değişimi basınç ile doğru orantılı sıcaklık ile ters orantılıdır. Basınç arttıkça oksijenin çözünürlük değeri artarken, sıcaklık ile tam tersi bir durum gerçekleşir. Sudaki çözülmüş oksijen miktarı tüm canlılar için önemlidir [4].

Atık su arıtma tesislerinde çözülmüş oksijen miktarının artması halinde çamur üretiminde azalma görülmektedir. Yüksek çözülmüş oksijen miktarının; bakteri büyümesinin önlenmesinde, havalandırma havuzunda daha yüksek biyokütle temininde, çökelebilen çamurun daha iyi elde edilmesinde, daha az çamur üretiminde avantajı bulunmaktadır. Ayrıca havalandırma havuzuna oksijen temininde aktif çamur prosesinin, toplam enerji gereksinimi için % 50'sinden daha fazlası anlamına gelmektedir [34].

## **2.2 Bolu İlinin Topoğrafyası**

Bolu İli, Karadeniz Bölgesi'nde 30° 32' D ve 32° 36' D doğu boylamları ile 40° 06' K ve 41° 01' K kuzey enlemleri arasında yer almaktadır. Kuzeyde Zonguldak ve Karabük, doğuda Çankırı, güneydoğuda ve güneyde Ankara, güneybatıda Eskişehir ve Bilecik, batıda Düzce ve Sakarya illeri ile komşudur. Bolu il alanının genişliği 832.339 hektar, yani 8.323,39 km<sup>2</sup>'dir. Ortalama rakım 1.000 m, merkez ilçe rakımı ise 726 m civarındadır. Doğu-Batı uzunluğu yaklaşık 186 km'dir. İl sınır uzunluğu 621,4 km'dir. Bolu İlinin Dörtdivan, Mengen, Mudurnu, Gerede, Göynük, Kıbrısçık, Seben, Yeniçağa ve Merkez ile birlikte 9 İlçesi, 3 beldesi ve 487 köyü bulunmaktadır [8].

Kuzey Anadolu dağlarının batıya doğru uzanan kolları, birbirine yakın paralel sıralar halinde devam etmektedirler. En yüksek dağı Koroğlu Dağı (2499 m)'dir. Diğer dağlar 2400 metreden alçakta yer almaktadır. Başlıca yayla ve platolara örnek olarak Melen, Bolu, Gerede, Kıbrısçık, Seben, Mudurnu ve Göynük yaylaları örnek verilebilir. Bolu'da dağlar çam ormanları ile kaplıdır [8].

Bolu'nun nüfus verileri incelendiğinde ise geçen yıla göre 4 bin 626 kişi arttığı gözlemlenmiştir. 2019 Yılı Adrese Dayalı Nüfus Sistemi sonuçlarına göre Bolu İl'inde çalışma alanı olarak seçilen Merkez ilçenin toplam nüfusu 316.126 kişidir.

### 2.3 Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesis

Bolu'nun atık suları Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinde arıtılmaktadır. Bolu Belediyesi'ne ait mevcut evsel atık su arıtma tesisinin kapasitesi 56.000 m<sup>3</sup> /gün dür.

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesis fiziksel ve biyolojik arıtım gerçekleştirmektedir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinde bulunan arıtımı tamamlanmamış suların Su Kirliliği Kontrol Yönetmeliği deşarj standartlarına uygun olabilmesi için bazı parametrelerin uygun deęerleri saęlaması gerekmektedir. Bu nedenle tesis girişinden (kaba ızgara sonrası) ve arıtma tesisi çıkışından (son çökeltim havuzu sonrası) günlük numune örnekleri alınarak, Bolu Belediyesi Atık Su Laboratuvarında alınan numunelerin analizleri yapılmaktadır. Yapılan analizler sonucunda deşarj kriterleri saęlandıktan sonra arıtılan sular Büyük Su Deresine deşarj edilmektedir.

Bu tesis Abant ve Bolu daęı üzerinde bulunan bütün yerleşim yerleri ve köylerin yanı sıra Beypiliç , Bolu Yem Fabrikası, Organize Sanayi ve Filiz Makarna gibi birçok tesisin endüstriyel sularını da arıtmaktadır. Genelde endüstriyel kaynaklı atık sular işletme içerisinde bulunan paket arıtım tesisleri ile ön arıtım yapıldıktan sonra kanalizasyona verilerek belediyenin atık su arıtma tesisine gönderilmektedir. Her endüstriyel işletme kanalizasyona deşarj ettięi atık suyun kirlilik yüküne göre para ödemektedir [9].

Bolu Belediyesi'ne ait atık su arıtma tesisinin bölümleri incelenecek olursa;

- Izgaralar

Atık su arıtma tesisinde kaba ve ince ızgara bulunmaktadır. Atık su arıtma tesisi girişinde önce kaba ızgaradan geçirilerek içerdigi kaba kirleticilerden arındırılmaktadır. Izgara girişinde bir adet terfi istasyonu bulunmaktadır. Kaba ızgaradan geçen atık su terfi havuzuna gelir. Söz konusu kaba ızgaranın görevi, atık suyun içerisinde bulunabilecek kaba katı maddelerin tutulması ve bu maddelerin arıtma tesisine girmelerinin engellenmesidir.

2 asil, 1 yedek dalgıç pompa olmak üzere 3 adet pompa bulunmaktadır. Suyu 2 metre yukarı kota çıkaran bu pompalar ızgara sistemlerinden önce gelmektedir. Tesise gelen su debileri tesis girişinde ölçülmektedir [9]. Tablo 2.1'de

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinde (BAAT) kullanılan ızgara özellikleri verilmiştir.

**Tablo 2.1.** BAAT Izgara Özellikleri [9]

|                       | Kaba Izgara | İnce Izgara |
|-----------------------|-------------|-------------|
| Izgara Sayısı         | 1 adet      | 2 Adet      |
| Kanal Geniřlięi       | 1,25 m      | 1 m         |
| Kanal Derinlięi       | 5 m         | 5 m         |
| Çubuk Sayısı          | 20 çubuk    | 50 çubuk    |
| Çubuk Kalınlıęı       | 10 mm       | 10 mm       |
| Çubuklar Arası Mesafe | 60 mm       | 25 mm       |
| Izgarada Yük Kaybı    |             | 5 cm        |
| Temizlenmesi          | Mekanik     | Mekanik     |

- Kum Tutucular

Kaba ve ince ızgarayı tek eden atık su daha sonra havalandırmalı kum tutucu yapısına alınır. Kum tutucu havuzda, kanallar yardımıyla taşınabilecek inorganik kökenli kum, yağ ve gress ile diğer yüzücü maddelerin atık sudan ayrılması sağlanır. Yüzen maddeler, yine köprüye monte edilen bir sıyırıcı ile yağ çukurlarına aktarılarak uzaklaştırılır.

Tesiste dikdörtgen planlı havalandırmalı kum tutucu bulunmaktadır. Kum tutucu tabanında kum ayırma ekipmanı ve 2 adet pompa bulunmaktadır. Kum tutucuya su borular vasıtası ile gelmektedir. Sular kum tutucudan ön çökeltim havuzuna borular ile taşınmaktadır [9]. Tablo 2.2' de BAAT'de kullanılan kum tutucu özellikleri verilmiştir.

**Tablo 2.2.** BAAT Kum Tutucu Özellikleri [9]

|                   |          |
|-------------------|----------|
| Kum Tutucu Sayısı | 1 Adet   |
| Uzunluğu          | 14,7 m   |
| Genişliği         | 2,5 m    |
| Su Derinliği      | 3 m      |
| Su Hızı           | 0,613    |
| Bekleme Süresi    | 3 Dakika |

- Ön Çökeltme Havuzu

Tesiste bir adet ön çökeltme havuzu bulunmaktadır. Su kum tutucudan borular vasıtası ile gelmektedir. Ön çökeltme havuzunda biyolojik arıtmadan önce atık suyun bünyesindeki çökebilen askıdaki katı maddelerin havuzun dibine çökürülmesi sağlanır. Havuz tabanında saatte iki kez dönen sıyrıcılar bulunmaktadır. Kum sıyrıcılarla konik kısma dökülmektedir. Savaklanan su havalandırma havuzuna geçerken, dibe çöken çamur da yoğunlaştırma havuzuna iletilir [9]. Tablo 2.3’ de BAAT’de kullanılan ön çökeltme havuzunun özellikleri verilmiştir.

**Tablo 2.3.** BAAT Ön Çökeltme Havuzu Özellikleri [9]

|                        |                         |
|------------------------|-------------------------|
| Ön Çökeltme Gelen Debi | 0,65 m <sup>3</sup> /sn |
| Havuz Çapı             | 34 m                    |
| Havuz Tipi             | Düşey Akışlı Dairesel   |
| Havuz Tabanı           | Konik                   |
| Çökelme Türü           | Yumak Çökelme           |
| Bekleme Süresi         | 3,5 saat                |

- Havalandırma Havuzu

Hedeflenen, kirliliği oluşturan organik yapının besi maddesi teşkil ettiği gerçeğinden yola çıkılarak; bunu tüketecek yeterli mikroorganizmayı, gereken oksijeni vererek ve ortamı besi maddesinin mikroorganizma tarafından tüketilmesi için uygun koşullara getirerek biyokütle halinde kirliliği sudan uzaklaştırmaktır.

Tabanda iki adet blower ile havalandırma sağlanmaktadır [9]. Tablo 2.4 'te BAAT'de kullanılan havalandırma havuzunun özellikleri verilmiştir.

**Tablo 2.4.** BAAT Havalandırma Havuzu Özellikleri [9]

|                     |                        |
|---------------------|------------------------|
| Havalandırma Havuzu | Dikdörtgen             |
| Genişlik            | 20 m                   |
| Uzunluk             | 67 m                   |
| Derinlik            | 5.1 m                  |
| Proses Türü         | Tam Karışım            |
| Bekleme Süresi      | 4 saat                 |
| BOİ Giderim         | %90 (%70 Sağlanıyor)   |
| Havalandırma        | Difüzörlü Havalandırma |

- Son Çökeltme Havuzu

Havalandırma havuzunda mikroorganizma faaliyeti sonucunda oluşan biyokütle biyolojik çökeltme havuzunun durgun hidrolik koşullarında çökerek havuzun konik kısmında toplanır ve yüzey dip sıyrıcı yardımıyla konik kısımdan sıyrılarak havuzun çamur alma bölümüne alınır ve buradan geri devir pompaları ile çekilerek anaerobik tanklara gönderilir. Fazla oluşan çamur ve köpük ise çamur pompaları ile çamur yoğunlaştırma havuzuna verilir. Kirliliği çamur olarak tabanda toplanan arıtılmış su savaklanarak havuzu terk eder [9]. Tablo 2.5'te BAAT'de kullanılan son çökeltme havuzu özellikleri verilmiştir.

**Tablo 2.5.** BAAT Son Çökeltme Havuzu Özellikleri [9]

|                    |                            |
|--------------------|----------------------------|
| Havuz Sayısı       | 2 Adet                     |
| Havuz Uzunluğu     | 34 m                       |
| Havuz Derinliği    | 3,2 m                      |
| Savak Uzunluğu     | 106,8 m                    |
| Savak Yüğü         | 2,15 L/ sn.m               |
| Bir Havuzun Debisi | 8,28 m <sup>3</sup> / saat |
| Beslenme Süresi    | 7 Saat                     |

- Çamur Yoğunlaştırma Havuzu

Atık suların arıtımı esnasında oluşan aktif çamurların büyük bir miktarı aşı çamuru olarak havalandırma havuzuna gönderilmektedir. Oluşan aktif çamurların fazlası ise çamur pompası vasıtası ile Çamur Yoğunlaştırma Havuzuna basılırlar. Ön Çökeltme ve Son çökeltme havuzlarında oluşan çamurlar burada toplanmaktadır [9].

- Çamur Çürütücü Havuz

Atık su arıtma tesisinde ilk çökeltme havuzunda elde edilen çamur ile birlikte biyolojik aktif çamur prosesinde elde edilen çamurun fazlası çamur çürütmeye gönderilmektedir [9].

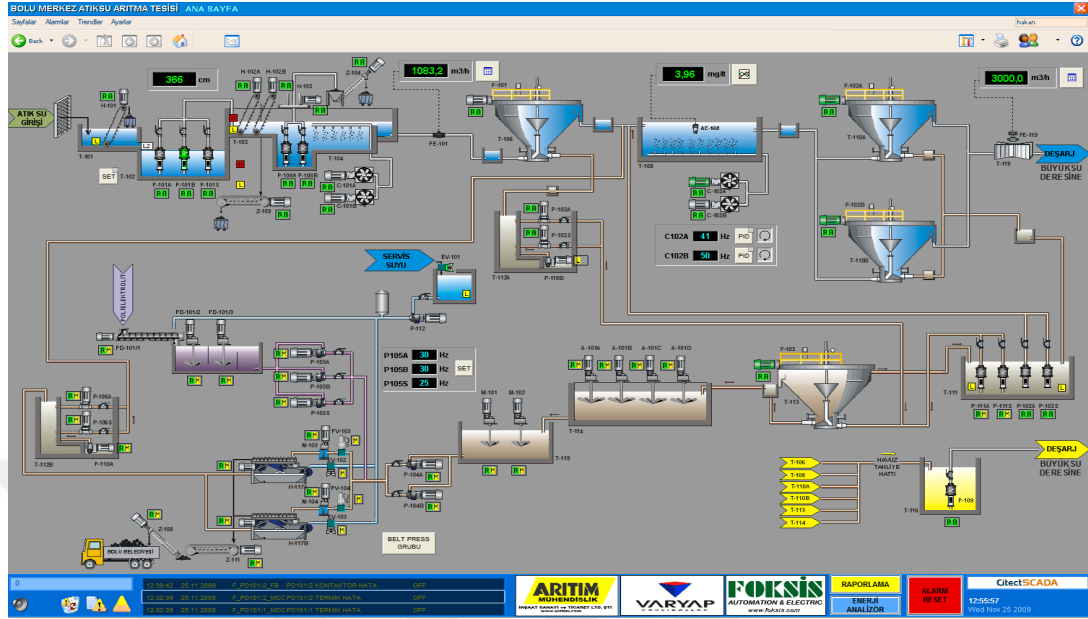
Tesis ile ilgili yukarıda tablolarda verilmiş olan tüm değer ve veriler, tasarım hesaplarından elde edilen değerlerdir. Şekil 2.1’de Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisi Görseli verilmiştir. Şekil 2.2 ‘de ise Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisi’nde kullanılan Scada sisteminin görüntüsü verilmiştir.



Şekil 2.1. BAAT Görseli



Şekil 2.2 'de verilen Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinde bulunan Scada sisteminin amacı; tesis proseslerinin herhangi birinde oluşabilecek arızalara hemen müdahale edebilmektir [9].



Şekil 2.2. BAAT Scada Sistemi görüntüsü

## 2.4 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), beyin öğrenme yapısını taklit eden bilgi işleme sistemleridir. Yapay sinir ağları günümüzde fiziki sistemlerin modellenmesinde bir hayli fazla kullanılmaktadır. Bu karmaşık sistemlerin modellenerek öngörü ve optimizasyon yapabilmesinde büyük bir rol üstlenmektedir.

Beynin öğrenme yapısı, sinirlerin birbirleri ile olan ilişkisine bağlıken, aynı şekilde Yapay Sinir Ağlarının öğrenme yapısı ise, kendisine verilen bilgilerin birbirleriyle olan ilişkisine bağlıdır. Bu verilen bilgilerin ilişkilerinden çıkartılan sonuçlar, ortaya yeni bir öğrenme mekanizması sunar. Yeni verilen bilgiler, eski bilgilerden çıkan ilişkiler doğrultusunda bir sonuç oluşturur. Böylece Yapay Sinir Ağları kesin bir sonucu olmayan, sonucunun veri girişi yapılmadığı, farklı bilgilerin birbirleri ile olan etkileşimlerinden yararlanarak kısaca örnek olarak, öngörü yapılan, verilerin sonucunu oluşturur, sonuçta öğrenme teorisini gerçekleştirmiş olur [15].

Yapay Sinir Ağı yaklaşımıyla modellemeyi diğer model tasarımlarından ayıran en büyük fark ise lineer olmayan verilerden de başarılı bir sonuç

çıkartabilmesidir. Yapay Sinir Ağlarında öğrenme, girilen bilgilerin kalitesine ve sayısına bağlıdır, aksi takdirde öğrenim gerçekleştirilemez. Her ne kadar kaliteli bilgi öğrenim için gerekliyse de, Yapay Sinir Ağları hatalı veya eksik bilgileri belli bir oranda telafi edebilecek yapıya sahiptir.

Yapay Sinir Ağları öğrenebilme yeteneğine sahip yeni durumlara uyum sağlayabilen, oldukça hızlı çalışan güçlü ve diğer sistemlerle kıyaslanabilir bilgisayar sistemleridir. Yapay Sinir Ağlarında temel süreç elemanı nörondur. Her nöron ağırlıkla birleştirilmiş bir girdi setine sahiptir. Yapay Sinir Ağları bilgi alabilen ve depolayabilen hücresel sistemler olarak da bilinirler [2].

Yapay Sinir Ağları bir girdi, bir veya daha fazla gizli ve bir çıktı katmanı içerir. Bu çıktılar bağlantılar aracılığı ile iletilir. Her bir sinaptik bağlantı kuvveti, ağırlık adı verilen sayısal değerlerle belirtilir [2].

#### **2.4.1 Yapay Sinir Hücresinin Temel Bileşenleri**

Yapay sinir hücresinin temel bileşenleri, biyolojik bir sinir hücresinin oluşumundaki temel bileşenlerini taklit eder. Biyolojik hücrelerdeki nöronlar gibi, yapay nöronlar da kendi aralarında etkileşime girerek bir bağ kurup yapay sinir ağlarını oluşturur [15].

Yapay sinir hücresinin, girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktılar olmak üzere beş adet temel bileşeni bulunmaktadır.

Girdiler; Yapay Sinir Ağının içinde bulunan nöronlara gelen verilerdir. Bunlar ağın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Yapay sinir hücresine dış ortamdan verilen bilgiler olduğu gibi başka hücrelerden veya kendinden de bilgiler gelebilir. Girdilerin genelde herhangi bir nörona iletim sırası yoktur, düzensizdir [15].

Ağırlıklar, girdilerin Yapay Sinir Ağı üzerinde etkisinin belirlenmesinde rol oynar. Ağırlıklar bir yapay sinir hücresine gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini gösterir. Ağırlıkların büyük ya da küçük olması önemli veya önemsiz olduğu anlamına gelmez. Sabit veya değişken olabilirler. Negatif, pozitif veya sıfır değerler alabilirler. Bir ağırlığın sıfır değerini alması o girdinin Yapay Sinir Ağı üzerinde bir etkisinin olmadığı anlamına gelir. Eksi değerler önemsiz

değer anlamına gelmez. Bu nedenle artı veya eksi olması ağırlığın etkisinin pozitif veya negatif olduğu anlamına gelmektedir.

Toplama fonksiyonu, girdiler ile, ağırlıkların çarpımlarını toplar. Kısaca hücrenin gerçek girdi değerini hesaplar [15]. Denklem (2.1)' de verilmiş olan formül üzerinden ağa gelen net girdi hesaplanmış olur.

$$NET = \sum_i^n i \cdot A_i \quad \text{Denklem (2.1) [15]}$$

Burada G girdileri, A ağırlıkları, n ise bir hücreye gelen toplam girdi sayısını göstermektedir.

Aktivasyon fonksiyonu, hücreye gelen net girdiyi işleyerek çıktının, bu işlenmiş değer için bir sonuç belirleyen fonksiyondur. Genellikle lineer olmayan problemler söz konusu olduğundan, sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılabilir [15]. Aktivasyon fonksiyonu bir yapay sinir ağında nöronun çıkış genliğini istenilen değerler arasında sınırlar. Bu değerler çoğunlukla (0,1) veya (-1,1) arasındadır.

Çıktılar, aktivasyon fonksiyonuna girip, çıkan değerlere denir. Ağın içinde yeniden kullanılabileceği gibi dış ortama da aktarılabilir. Her hücrenin birden fazla girdi değeri olabilir ancak çıktı değeri tektir [15].

#### **2.4.2 Yapay Sinir Ağlarının Yapısı**

Yapay Sinir Ağları girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç ana katmandan oluşur.

Girdi katmanı, kullanıcıların girdiği veriler, Yapay Sinir Ağının öğrenmeye başlaması için kullanılacak olan bilgilerin tümüdür. Bu katmanın içindeki işlem elemanları girdi katmanından gelen bilgileri, diğer katmanlara transfer ederler. Girdi katmanında herhangi bir bilginin işleme süreci başlamaz, bu katmandaki bilgiler gizli katmana aktarıldıktan sonra, bilgi işleme görevi başlamış olur [15].

Gizli katman (Ara katman), kendi içerisinde birden çok olabilirler. Her bir katman bilgiyi ayrıca işleyip, çıktı katmanına gönderebilir. Girdi katmanından gelen bilgiler işlenerek çıktı katmanına gönderirler.

Çıktı katmanı, bilgiyi yeniden işledikten sonra girdi katmanından istenen çıktıyı verirler. Bu çıktı istenen sonuç olabildiği gibi, yeniden geriye dönerek işlenebilir [15].

### 2.4.3 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay Sinir Ağlarında öğrenme biyolojik ortamdaki öğrenme ile benzerlik göstermektedir. Öğrenim için dış ortamdan alınan bilgiler kullanılır, ancak istenilen sonuçlar farklı olduğu için, bu sonuçlara uygun olarak Yapay Sinir Ağlarının uyarlanması gerekir. Uyarlanma esnasında Yapay Sinir Ağına girilen bilgilerin hepsi öğrenim amaçlı kullanılmaz. Genelde girilen bilgilerin %80'i ağı eğitmek, geri kalan %20'si ise ağı çalışmasının testinde kullanılır. Sonuç olarak Yapay Sinir Ağları öğrenme algoritmaları, yapıları ve öğrenme zamanlarına göre üç sınıfa ayrılır.

Öğrenme algoritmaları, Yapay Sinir Ağında danışmanlı öğrenme, danışmansız öğrenme ve takviyeli öğrenme olmak üzere üç ana başlıkta incelenir. Danışmanlı öğrenme, giriş değerlerinin yanında, bu giriş değerlerinin oluşturması gereken sonuç değerleri de Yapay Sinir Ağına tanıtılır. Böylece ağı, gösterilen sonuçları bulabilmek adına ağırlıkları günceller. Bulunan sonuçlarla gerçek sonuçlar arasında hata değeri hesaplanır. Danışmanlı öğrenme de gerçek Yapay Sinir Ağı çıktısı istenilen çıktı ile karşılaştırılır. Sonra elde edilen çıktı ile hedef çıktı arasındaki hatayı minimize etmek için bağlantı ağırlıkları ayarlanır [2]. Danışmansız öğrenmede, ağı sadece giriş verileri tanıtılır, ağı oluşturacağı sonuçlar için kendi kurallarını oluşturur, ağırlıkların güncellemesini belirli sınıflara ayırır, buna göre bir sonuç oluşturur. Destekleyici öğrenmede, ağı her yeni bir iterasyon sonucunda verilere iyi ve kötü olmak üzere iki farklı gruba ayırır, bu bilgiler ışığında devamlı yeni sonuçlar çıkar, döngü öğrenme süresince devam eder [15].

Öğrenme yapıları, ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere iki yapıda incelenir. İleri beslemeli yapılarda, girdi verilerinin sonuçları hızlı bir şekilde döndürülür ancak geriye doğru bir döngü yapısı oluşturulamaz. Tüm nöronlar sadece, kendisinden bir sonraki bağları kullanarak diğer katmanlara geçiş yapar. İleri beslemeli ağlarda katmanlar ileri yöndedir, tersine bir yönelme yoktur [11].

Öğrenme zamanları, statik ve dinamik olarak iki zaman tipinde incelenir. Statik yapıda, ağı önce eğitilir sonra kullanılmaya başlanır, ağı kullanıldıktan sonra

ağın öğrenmesi biter. Dinamik yapıda, ağın eğitimi sürekli devam etmektedir, ağ çalışmaya başladıktan sonra da kendini eğitir.

#### **2.4.4 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri**

Yapay Sinir Ağının ürettiği sonuçların her bir girdiyle etkileşim içinde olması ağın doğrusal olmama özelliğini göstermektedir. Eğer ağın girdi verilerinde bir değişim söz konusu ise ağın çıktı verisine aynı doğrultuda değişmektedir [2]. Yapay Sinir Ağlarında uygulanan işlem elemanlarının zarar görmesi durumunda, sistem performansı açısından bazı etkiler gösterse de sistem hiçbir zaman durma noktasına gelmez [2]. YSA eğitilirken nöron ağı kendi parametrelerini değiştirebilir. Bu durumda her koşulda veya durumda YSA'nın uyum sağlayabileceğinin bir göstergesidir. Yapay Sinir Ağının bir problemi öğrenmesi için problemin giriş verilerine karşılık çıkış verilerinin de veya sadece giriş verilerinin sisteme tanıtılması gerekmektedir [2].

#### **2.4.5 Yapay Sinir Ağlarının Avantaj ve Dezavantajları**

Yapay Sinir Ağları daha önce kendisine tanıtılan verilerden öğrenebilmesi, herhangi bir matematiksel modele ihtiyaç duymaması, geleneksel bilgisayar sistemlerinin aksine çok hassas olması, ağda ağırlık katsayısı veya ağın yapısında meydana gelebilecek herhangi bir değişimde hemen değişime uyum sağlayabilmesi ve ağın karmaşık bir problemi doğrusal tekniklerden daha çabuk ve doğru çözümlemesi avantajları arasındadır [2].

Yapay Sinir Ağlarının dezavantajlarına bakılacak olursa; sistemin içindeki durumların bilinmemesi nedeni ile ağın verdiği sonuçları değerlendirmek zor olabilir. Ağı eğitecek bir verinin bulunmaması veya eksik olması, ağın sonucu doğru bir şekilde üretememesine neden olmaktadır [2].

### 3. LİTERATÜR ÇALIŞMASI

Literatür çalışmaları incelendiğinde ise mevcut atık su arıtma tesisleri için uygulanan bilgisayar tabanlı modelleme çalışmalarının son yıllarda daha da önem kazandığı görülmektedir.

Guo Z., Du B., Wang J., Shen Y., Li Q., Feng D., Gao X. ve Wang H. (2020) yapmış oldukları çalışmada atık su arıtma tesislerinde oluşan bazı aksaklıkları Konvolüsyonel Sinir Ağı yardımı ile daha aza indirmeye çalışmışlardır. Yapılan çalışma sonucunda, modellemenin başarılı olduğu ve öngördüğü aksalığın önüne geçildiği görülmüştür [35].

Yurtsever M. ve Yurtsever U. (2019) yapmış oldukları çalışmada, kentsel atık sularda bulunan kolleidal parçacıkların sınıflandırılması için Konvolüsyonel Sinir Ağı kullanmışlardır. Çalışmalarında 5 farklı kolleidal parçacıkların sınıflandırılması üzerine çalışmışlardır. Çalışma sonucunda %89 bir başarımla gerçekleştirildiği belirlenmiştir [36].

Bozdemir S. (2019), Bursa Büyükşehir Belediyesi Bursa Su ve Kanalizasyon İdaresi Genel Müdürlüğü'nden almış olduğu, Nilüfer Çayına ait kirlilik parametrelerini (pH, Sıcaklık, İletkenlik, Nitrat Azotu, Bakır, Nikel, Kurşun, Çinko, Demir ve Mangan) Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanarak tahminde bulunmuştur. Yapay Sinir Ağı (YSA) sonucu elde edilen  $R^2$  sonucu 1 olduğu için karşılaştırılan bağımsız değişkenlerin (pH, sıcaklık,  $NO_3-N$  ve Zn) kirlilik parametreleri ile %100'ünü açıklayabileceği belirlenmiştir [12].

Karabaş H. ve Arifoğlu Y. (2020) yapmış oldukları çalışmada Düzce Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinde ileri biyolojik arıtma sonrasında deşarj suyunun kalitesini değerlendirmişlerdir. Deşarj su kalitesi değerlendirilirken biyokimyasal oksijen ihtiyacı ( $BOİ_5$ ), kimyasal oksijen ihtiyacı ( $KOİ$ ), askıda katı madde (AKM) ve pH değerleri ölçülmüştür. Değerlendirme sonucunda  $BOİ_5$ ,  $KOİ$ , AKM, ve pH çıkış değerlerinin Su Kirliliği Kontrol Yönetmeliğine göre limit değerlerinin oldukça altında olduğu ve yönetmeliği sağladığı görülmüştür [13].

Söylemez Ö. Ve Ergen B. (2020) yapmış oldukları çalışmada birbirinden farklı yapıdaki yüz ifadeleri için konvolüsyonel yapay sinir ağının başarımları üzerine değerlendirme yapmışlardır [14].

Ser G. Ve Bati C. (2019) yapmış oldukları çalışmada derin sinir ağları yardımı ile en iyi sınıflandırma modeli üzerine çalışmışlardır. 20 farklı model

üzerine aktivasyon fonksiyonları (Tahn ve Relu) ve optimizasyon fonksiyonları (Sgd, Adagrad, Rmsprop, Adam ve Nadam) uygulanmıştır. Yapılan çalışmada verilerin %80'i eğitim amacı ile, %20'si ise test amacı ile kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, en iyi aktivasyon fonksiyonunun ReLU olduğu ve optimizasyon yöntemi olarak da Rmsprop kullanıldığı %92 doğruluk ile belirlenmiştir [10].

Erdem F. (2019) çalışmasında kesikli bir sistemde *S. Cerevisiae* ile Remazol Sarı (RR) giderimini inceleyerek elde edilen veriler ile biyosorpsiyon işlemine yapay sinir ağı yaklaşımı ile 2 farklı aşama uygulamıştır. Çalışma sonucunda deneysel ve model tahmini % giderim değerleri karşılaştırıldığında, yapay sinir ağı ile sistemin iyi bir şekilde modellendiği ve modelin iyi bir tahmin yeteneğine sahip olduğu görülmüştür[16].

Sezer (2019) çalışmasında Zonguldak İlının elektrik enerjisi yük tahmini, Regresyon, Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağları (GYRSA) ve Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları (RTYSA) gibi metotlarla yapılmıştır. Tahmin metotlarında geliştirilen tüm modellerde aynı bağımsız değişkenler kullanılarak toplamda 8 farklı model kurularak analiz yapılmıştır. Tahmin metotları ile bulunan üç yıllık enerji tüketimi tahmini verileri kendi aralarında karşılaştırılmıştır. Bunun sonucunda en yüksek  $R^2$  değeri ile hangi modelin en iyi tahmin sonucunu verdiği bulunmuştur [17].

Özçelik (2015), Köyceğiz Gölünde su kalitesi parametrelerinin tahmin edilmesi için, gölün aylık ölçülen su kalitesi parametrelerini girdi olarak alarak, yapay sinir ağları (YSA) yaklaşımı kullanmıştır. Hedeflenen ve tahmin edilen parametreler arasında düşük hata ve yüksek kolerasyon değerleri elde edilmiştir. Bu sonuçlar, yapay sinir ağının su kalitesi parametrelerini tahmin etmedeki başarısını ortaya çıkarmaktadır [18].

Doğan ve arkadaşları (2018), 2015-2017 yılları arasında Büyük Belen Nehri'nde Yapay Sinir Ağı kullanarak aylık olarak ölçülen biyokimyasal oksijen ihtiyacı ( $BOİ_5$ ) verilerini tahmin etmişlerdir. Giriş verilerine aylık  $NH_3-N$ ,  $NO_2-N$ ,  $NO_3-N$ ,  $KOİ$ , klorofil-a,  $ÇO$ , t ve Q değerleri olarak kullanılmıştır. Hesaplanan ve ölçülen  $BOİ_5$  değerleri arasındaki  $R^2$  değerleri hesaplanmış ve modelin tatmin edici sonuçlar verdiği ortaya konulmuştur [18].

Kocabıyık E. (2016) tarafından yapılan çalışma, Eviews programında eşbütünleşme testinin uygulanması esnasında karşılaşılan karar aşamalarına yardımcı olmak için gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, makroekonomik değişkenlerin, endekslerin ve diğer iktisadi veriler zaman serisi olarak ele

alınmıştır. Eviews programında eşbütünleşme testi yapılırken, vektör hata düzeltme modeli, VAR gecikme sayısının belirlenmesi gibi çalışmalar değerlendirilmiştir [29].

Bu çalışma kapsamında literatüre Konvolüsyonel Sinir Ağı hakkında yeni bir yaklaşım getirileceği düşünülmüştür.





## 4. MATERYAL VE YÖNTEM

Tez kapsamında ilk olarak Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden elde edilen veriler için bir istatistiksel analiz gerçekleştirilmiştir. Yapılan istatistiksel analizde atık su arıtma tesisine giriş ve çıkış verileri için Tanımlayıcı İstatistik Çalışması, Augment Dickey Fuller (ADF) Birim Kök Testi, Johansen Eşbütünleşme Testi uygulanmıştır. Daha sonra elde edilen 400 günlük veri için 1D Konvolüsyonel Sinir Ağı modeli geliştirilmiştir.

### 4.1 Verilerin İstatistiksel Analizi

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden elde edilen 400 günlük veriler hakkında istatistik açıdan daha iyi bilgi sahibi olmak için istatistik programı olan Eviews 10 programında analiz yapılmıştır. Verilerin durağanlığını test etmek için Augmented Dicky-Fuller (ADF) Birim Kök Testi kullanılmıştır. Zaman serileri ile ilgili olan bu analizin yapılma amacı, gözlem verileri ile temsil edilen gerçekliğin anlaşılması ve zaman serisindeki var olan değişkenlerin gelecekte alacağı değerleri doğru bir şekilde tahmin edebilmesidir. ADF Birim Kök Testi, istatistiki anlamda bir zaman serisinde bulunan birim köklerin var olup olmadığını test etmektedir [27]. Serilerin, uzun dönemde birbirlerini etkileyip etkilemedikleri Johansen Eşbütünleşme Testi ile incelenmiştir. Johansen Eşbütünleşme Testi ise durağan olmayan iki zaman serisi arasındaki korelasyonu incelemek için geliştirilmiş istatistiksel bir tekniktir. Geliştirilen test seviyelerinde durağan olmayan en az iki serinin durağan bir bileşimi olduğunu ifade eden eşbütünleşme kavramını test etmek amacı ile kullanılan bir model olmaktadır. Bu testin veri setine uygulanabilmesi için mevcut serilerin birinci farklarının durağan olması gereklidir [28]. Johansen Eşbütünleşme Testinin ilk aşaması mevcut olan aylık, yıllık ve mevsimlik veri setlerinin minimum olduğu gecikmeler seçilmektedir. Seçilen gecikmeler doğrultusunda trendli, trendsiz, sabit veya sabit olmayan modeller seçilmektedir. Eşbütünleşme sağlandıktan sonra vektör hata düzeltme modeli (VECM) uygulanmaktadır [29]. VECM modeli kısa dönemli bir ilişki olup olmadığını test etmek amacıyla uygulanmaktadır.

## 4.2 Konvolüsyonel Sinir Ağ Mimarisi

Derin öğrenme mimarisi olan Konvolüsyonel Sinir Ağları (KSA), biyolojiden ilham alınarak üretilen çok katmanlı algılayıcıların bir türevidir [19]. KSA'lar, alternatif ve alt örnekleme katmanlarına sahip ileri beslemeli yapay sinir ağlarıdır. Birçok gizli katmanı ve milyonlarca parametresi olan iki boyutlu konvolüsyonel sinir ağları karmaşık yapıları ile büyük boyutlu bir görsel veri tabanı üzerinde eğitilebilmeleri koşuluyla öğrenme yeteneğine sahiptirler. Uygun bir eğitim ile görüntü ve video gibi 2D sinyaller için çeşitli mühendislik uygulamalarında tercih edilmektedir. Ancak, özellikle verilerin az veya uygulamaya özgü olması durumunda 1D sinyaller için uygun bir seçenek olmayabilirler. Bu sorunu gidermek için, Bir Boyutlu Konvolüsyonel Sinir Ağları (1D KSA) geliştirilmiştir. Biyomedikal veri sınıflandırması, erken teşhis, yapısal sağlık izleme, güç elektroniği ve motorda anomali tespiti ve tanımlaması gibi çeşitli uygulamalarda tercih edilmiştir. 1D Konvolüsyonel Sinir Ağları basit ve kompakt yapılandırması nedeniyle gerçek zamanlı ve düşük maliyetli donanım uygulamalarına sahiptir [20]. Konvolüsyonel Sinir Ağı, katmanlı yapısıyla gizli öznitelikleri çıkararak işlem yapmaktadır. Gizli katman sayısının artışı bir noktaya kadar olumlu etki yaparken sonrasında parametre artışından dolayı bulma hızını düşürdüğü için performansa olumsuz yönde etki etmektedir [19]. KSA'lar yapay sinir ağlarının geliştirilmiş halidir. Yapay Sinir Ağlarındaki gizli katman sayısının daha da arttırılması sonucu derinleşen ağ Konvolüsyonel Sinir Ağı olarak tanımlanabilir.

KSA modelleri, uzman bilgisine ihtiyaç duymaksızın özellikleri otomatik olarak çıkarır. Ayrıca KSA modelleri girdi olarak vektör değil, matris kullanmaktadır.

KSA, son yıllarda birçok çalışma tarafından öznitelik çıkarıcı olarak sıklıkla kullanılmaktadır. Geleneksel öznitelik çıkarım algoritmalarının aksine, etkileşim gerektirmeden otomatik olarak öznitelik çıkaran KSA'ların yardımıyla, birçok problem ve çalışma alanındaki başarımlar daha ileriye taşınmıştır [14].

Konvolüsyonel Sinir Ağları, eğitilebilen birçok katmandan oluşmaktadır. Bu katmanlar Konvolüsyon, havuzlama (pooling), düzleştirme (flattening) ve tamamen bağlı (fully connected) katmanlarıdır. Konvolüsyon katmanı, Konvolüsyonel Yapay Sinir Ağı'nın (KSA)'nın ana yapı taşıdır. Verinin özelliklerini algılamaktan sorumludur ve filtreleme işlemi gerçekleşir. Havuzlama

katmanı (Pooling layer), ardışık konvolüsyon katmanları arasına sıklıkla eklenen bir katmandır. Düzleştirme katmanı (Flattening Layer), son ve en önemli katman olan tamamen bağlı katman için verileri hazırlamaktır. Genel olarak, sinir ağları, giriş verilerini tek boyutlu bir diziden alır. Bu sinir ağındaki veriler ise konvolüsyonel ve havuzlama katmanından gelen matrislerin tek boyutlu diziye çevrilmiş halidir. Tamamen bağlı katman, verileri düzleştirme katmanından alır ve sinir ağı yoluyla öğrenme işlemini gerçekleştirir [21].

Ağın içerisinde doğru yapının kurulabilmesinin yöntemi, ağda kullanılacak öğrenme fonksiyonunun, gizli katman sayısının, gizli katmanların her birinin içinde olan nöron sayılarının, ayrıca gizli katmanların içindeki ağırlıkların birbirine aktarımı esnasında kullanılacak olan transfer fonksiyonlarının doğru bir şekilde seçiminden geçer. Uygulanılacak kesin bir seçim metodu olmamakla beraber, hangi metodun doğru olup olmadığını kısaca oluşturulan yapay sinir ağının, kullanılan verilerden mantıksal bir sonuç çıkartıp, öğrenip öğrenmediğini performans analizi ile anlayabilmek mümkündür. Kurulan her bir ağ için, bu ağın içinde değiştirilen her bir özellik için yeni analizlerin yapılması şarttır. Bu analizlerin sonuçlarına göre ancak ağın öğrenip öğrenemediği tahminini yapmak mümkündür.

Konvolüsyonel Sinir Ağlarında veri setleri eğitim veri seti ve test veri seti olmak üzere iki grupta incelenmektedir. Eğitim veri setinin amacı, sinir ağındaki ağırlıkların tahminlerini gerçekleştirmek, test veri setinin amacı ise elde edilen ağırlık değerlerinin doğruluğunu modelden gizlenmiş olan veriler ile test etmektir [10].

Konvolüsyonel Sinir Ağlarında, öğrenme işleminin doğru bir şekilde gerçekleşmesi için hata fonksiyonunun mutlak minimum değerinin bulunması gerekmektedir. Bu işlem, en iyileme teknikleri kullanılarak gerçekleştirilmektedir.

KSA’larda ağırlıkların güncellenmesi için farklı gradyan tabanlı en iyileme teknikleri kullanılmaktadır [22]. En iyileme teknikleri;

Stochastic Gradient Descent (SGD): Bu algoritmada, ağa verilen tüm eğitim verilerinin yerine tek bir eğitim verisi kullanılmaktadır. Böylece oluşabilecek hafıza problemleri de engellenmiş olmaktadır [10].

Root Mean Square Error Probability (RMSPROP): Optimizasyon algoritmalarından biri olan Adagrad algoritmasında meydana gelen öğrenme katsayılarının küçültme problemine karşı bir çözüm olarak geliştirilmiştir.

Adagrad'da geçmişte kullanılmış olan eğimlerin tümünü kullanmak yerine değer miktarını belli bir ölçüde kısıtlamaktadır [10].

Adaptive Moment Estimation (ADAM): Adam algoritması geçmiş eğimlerin üssel olarak ağırlıklandırılması yerine momentum değişikliklerini belleğinde saklamaktadır. Bu algoritma, uygulaması kolay, hesaplama açısından verimli olmakla birlikte düşük bellek gereksinimine sahiptir [10].

Ayrıca bu çalışmada kullanılan veri setinin %30'u test verisi, %70'i ise eğitim verisi olarak kullanılmıştır.

#### 4.2.1 Konvolüsyonel Sinir Ağının Eğitilmesi

Öncelikle bir KSA modeli oluşturulmaktadır. Bu modelde konvolüsyon katman sayısı, havuzlama katman sayısı ve sınıflandırma katmanı belirlenmektedir. Bu katmanların sıralanması ve sayıları tasarımcıya özgüdür [23]. Model oluşturulduktan sonra başlangıç değişkenleri tanımlanmaktadır. Oluşturulan modele giriş verisi olarak eğitim setinden veri uygulanmaktadır. Denklem 4.1'e göre ağırlık ürettiği sonuçlar ile hedef sonuçların farkı alınarak toplam hata değeri hesaplanır.  $y_i$  hedef değer,  $y_{pi}$  ise tahmin edilen değeri ifade etmektedir. Denklem 4.1'de Ortalama karesel hata (MSE) ifadesi verilmiştir.

$$E = 1/n \sum_{i=1}^n (y_i - y_{pi})^2 \quad \text{Denklem (4.1) [23]}$$

Elde edilen hata değerinin ağırdaki bütün ağırlıklara dağıtılması gerekmektedir. Bu işlem için Geriye Yayılım Algoritması kullanılır. Buradaki ağırlıkların güncellenmesi ile ağırlık çıkışındaki toplam hata değeri düşürülmeye çalışılır. Denklem 4.2'de çıktı katmanı ile bir önceki gizli katman arasındaki ağırlık değerlerinin ( $w$ ) her birisi için değişim miktarını göstermektedir [23].

$$\Delta W = -\tau \frac{\partial E}{\partial w} \quad \text{Denklem (4.2) [23]}$$

Eğitim kümesindeki veriler için yukarıdaki işlemler hata minimumuna inene kadar devam etmektedir.

Konvolüsyonel Sinir Ağının eğitilmesinde ilk olarak bir KSA modeli oluşturulur. Model oluşturulduktan sonra başlangıç değişkenleri tanımlanır.

Oluşturulan modele giriş verisi olarak eğitim verilerinden bir veri tanıtılır. Daha sonra Denklem 4.1 'e göre ağın ürettiği sonuç ile hedef olarak verilen sonuçlar arasında fark alınarak hata değeri hesaplanmaktadır. Elde edilen hata değeri bütün ağırlıklara dağıtılır. Ağırlıkların güncellenmesi ile ağın çıkışındaki hata değeri düşürülmeye çalışılır.

### 4.3 Python Yazılımı ve Kullanılan Kütüphaneler

Python; işlemleri hızlı, sisteme entegre ve etkin bir şekilde yapılmasını sağlayan programlama dilidir. Python açık kaynak kodlu, özgür lisanslı ve ücretsiz bir yazılım olması sebebiyle çok fazla geliştirici tarafından tercih edilmiştir [24]. Çalışmada kullanılan kütüphaneler Tablo 4.1 'de verilmiştir.

**Tablo 4.1.** Kullanılan kütüphaneler

| Kütüphane    | Version |
|--------------|---------|
| pandas       | 0.24.2  |
| matplotlib   | 3.1.1   |
| scikit-learn | 0.21.3  |
| Keras        | 2.3.1   |

Kullanılan keras kütüphanesi, çeşitli derin öğrenme modellerini tanımlamak ve eğitmek için uygun bir yol sağlayan Python kütüphanesidir. Keras, Tensorflow, Theano ve CNTK üzerinde çalışabilen Python ile yazılmış bir üst düzey sinir ağları API'sidir.

İçerdiği çok fazla işlevsel fonksiyon sayesinde kolayca derin öğrenme modeli oluşturmayı ve uygulamayı sağlamaktadır. Bu nedenle en çok tercih edilen Python kütüphanelerinden birisidir. Keras kütüphanesinin avantajları, kolay ve hızlı bir şekilde model oluşturulmasına olanak sağlamaktadır. Bilgisayarlı görme modelleri için Konvolüsyonel Sinir Ağlarını (KSA), sürekli veriler için ise yinelemeli sinir ağlarını desteklemektedir [25].

Pandas kütüphanesi ise verileri organize ederek hızlı ve kolay bir şekilde analizler yapabilir. Pandas'da verileri kolay analiz etmek için bazı veri yapıları bulunmaktadır. Bunlardan en çok kullanılanları ise Series ve DataFrame veri

yapılarıdır. Series veri yapısı bir boyutludur yani bir sütundan oluşmaktadır. DataFrame veri yapısı ise iki boyutludur yani satırlar ve sütunlardan oluşmaktadır [25].



## 5. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde, verilerin istatistiksel analizi ve Konvolüsyonel Sinir Ağı modelleme sonuçları verilmiştir.

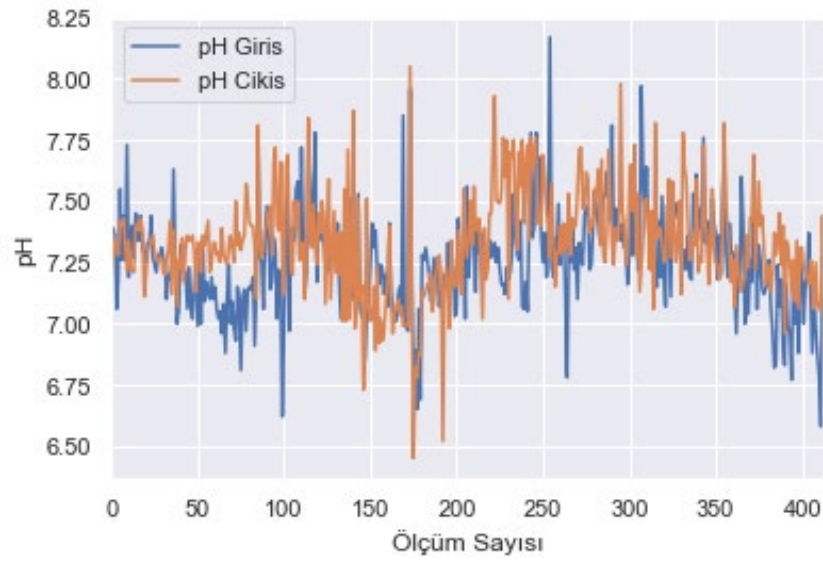
### 5.1 Atık Su Kirlilik Parametrelerinin İstatistiksel Analiz Sonuçları

Bolu ilinde nüfus ve mevsimsel koşullar sonucunda oluşmuş olan atık suların arıtımı sonrasında çıkış suyunda organik kökenli kirlenme oluşmaktadır. Bu kirlenmeyi gösteren birçok parametre bulunmaktadır. Bu çalışmada ise 4 farklı parametre (pH, AKM, BOİ<sub>5</sub>, KOİ) kullanılmıştır.

Bu çalışma kapsamında Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden 2016-2018 yıllarına ait 400 adet günlük atık su giriş ve atık su çıkış verileri kullanılmıştır. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden elde edilen 400 günlük verinin oluşturulan model ile doğruluğunun kontrolü ve veriler hakkında ayrıntılı bilgi sahibi olabilmek için ADF Birim Kök Testi, Johansen Eşbütünleşme Testi ve bazı tanısal istatistikler yapılmıştır, yapılan istatistik analizlerin sonuçları aşağıda verilmiştir. Aşağıda verilen Şekil 5.1, Şekil 5.2, Şekil 5.3 ve Şekil 5.4’de verilen ölçüm sayısı 0-100 aralığı 2016 yılına ait verileri, 100-300 aralığı 2017 yılına ait verileri, 300-400 aralığı ise 2018 yılına ait verileri temsil etmektedir.

#### 5.1.1 pH Parametre Değişimi

Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine giren kentsel içerikli atık suyun giriş pH değeri ortalama 7,25 iken çıkış pH değeri ortalama 7,33 olup Su Kirliliği Kontrol Yönetmeliği (SKKY) Tablo 21.4’e göre pH değer aralığı olan 6-9 değerlerini sağlamaktadır. pH değerlerinin değişimi Şekil 5.1’de görülmektedir.

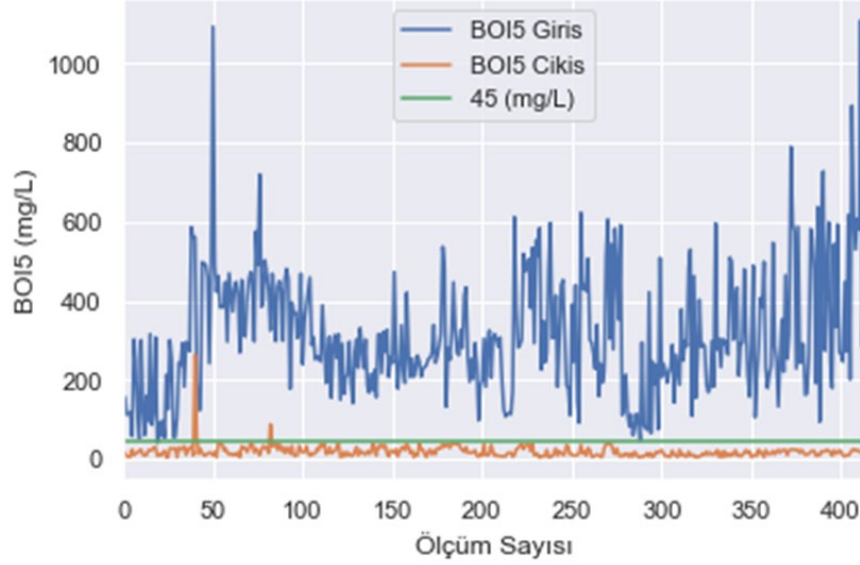


**Şekil 5.1. pH Parametresinin Değişimi**

#### **5.1.2 Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi**

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden elde edilen veriler için yapılan istatistiksel analizler sonucunda, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine gelen atık suyun tesise girişteki BOİ<sub>5</sub> değerleri incelendiğinde en düşük değer 52 mg/L iken en yüksek değer 720 mg/L'dir. Ortalama BOİ<sub>5</sub> giriş değeri 315,94 mg/L hesaplanmıştır. Tesis çıkışındaki BOİ<sub>5</sub> değerleri incelendiğinde en düşük değer 4,61 mg/L iken en yüksek değer 55,6 mg/L'dir. Ortalama çıkış BOİ<sub>5</sub> değeri 18,84 mg/L hesaplanmıştır. BOİ<sub>5</sub> değerlerinin değişimi Şekil 5.2'de görülmektedir.



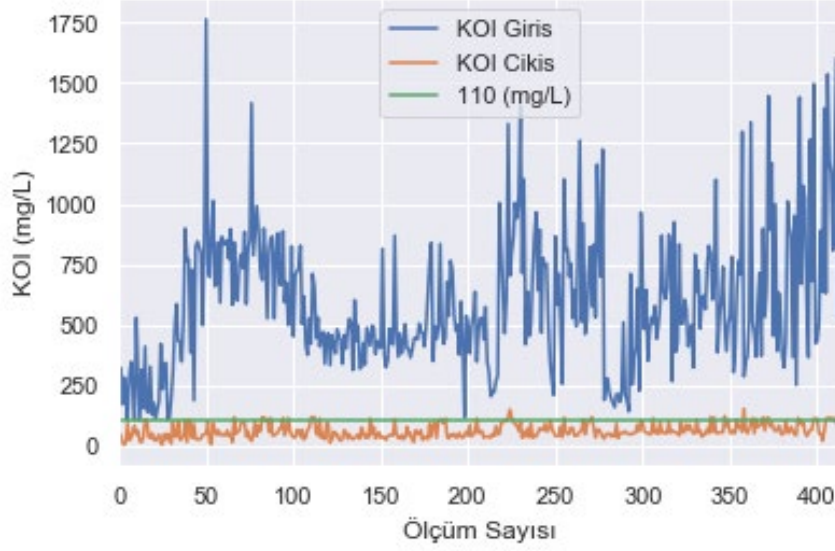


**Şekil 5.2.** Biyokimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi

Su Kirliliği Kontrolü Yönetmeliği (SKKY) Tablo 21.4'e göre BOİ<sub>5</sub> parametresinin limit değeri 45 mg/L dir. Tesisten çıkan arıtılmış atık suların BOİ<sub>5</sub> değeri yönetmeliği sağladığı görülmektedir.

### 5.1.3 Kimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden elde edilen veriler için yapılan istatistiksel analizler sonucunda, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine gelen atık suyun tesise girişteki KOİ değerleri incelendiğinde en düşük değeri 106 mg/L iken en yüksek değeri 1603 mg/L'dir. Ortalama giriş KOİ değeri 597,40 mg/L olarak hesaplanmıştır. Tesisten çıkış KOİ değerleri incelendiğinde ise en düşük değeri 3,81 mg/L iken en yüksek değeri 153 mg/L'dir. Ortalama çıkış KOİ değeri 63,11 mg/L olarak hesaplanmıştır. KOİ değerlerinin değişimi Şekil 5.3'de görülmektedir.

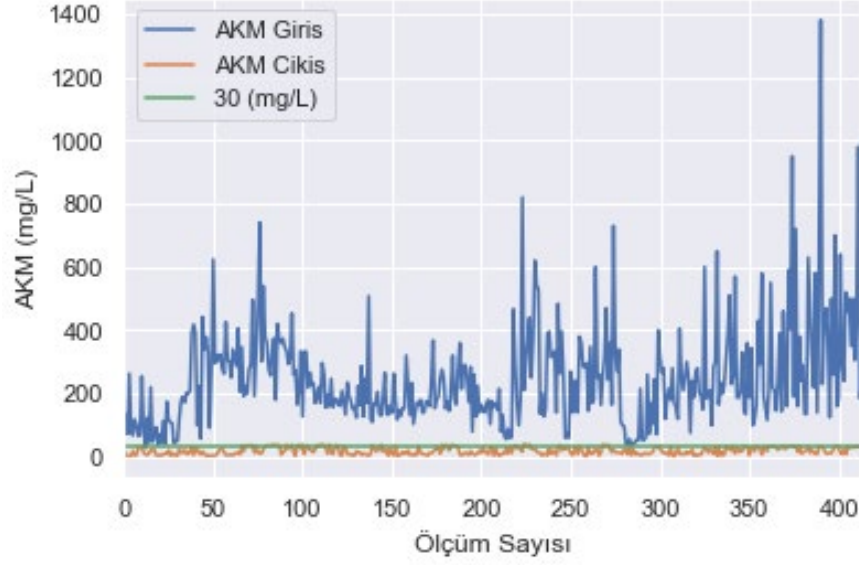


**Şekil 5.3.** Kimyasal Oksijen İhtiyacı Parametresinin Değişimi

Su Kirliliği Kontrolü Yönetmeliği (SKKY) Tablo 21.4'e göre KOİ parametresinin limit değeri 110 mg/L dir. Tesisten çıkan arıtılmış atık suların KOİ değeri limit değerin oldukça altında olup yönetmeliği sağladığı görülmektedir.

#### **5.1.4 Askıda Katı Madde Parametresinin Değişimi**

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden elde edilen veriler için yapılan istatistiksel analizler sonucunda, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine giren kentsel içerikli atık suyun AKM değerleri incelendiğinde en düşük değer 28 mg/L iken en yüksek değer 980 mg/L'dir. Ortalama giriş AKM değeri 251,91 mg/L olarak hesaplanmıştır. Tesisten çıkan arıtılmış atık suyun AKM değerleri incelendiğinde ise en düşük değer 3 mg/L iken en yüksek değer 41 mg/L'dir. Ortalama çıkış AKM değeri 19,32 mg/L olarak hesaplanmıştır. Şekil 5.4'de AKM değerlerinin değişimi görülmektedir.



**Şekil 5.4.** Askıda Katı Madde Parametresinin Değişimi

Su Kirliliği Kontrolü Yönetmeliği (SKKY) Tablo 21.4'e göre AKM parametresinin limit değeri 30 mg/L dir. Tesisten çıkan arıtılmış atık suların AKM değeri yönetmelikte verilen limit değerın çok altında kalarak yönetmeliği sağladığı görülmektedir. Karabaş H. ve arkadaşlarının (2020) yapmış oldukları çalışmada Düzce Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinde ileri biyolojik arıtma sonrasında deşarj suyunun kalitesini değerlendirmişlerdir [13]. Deşarj su kalitesi değerlendirilirken biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ<sub>5</sub>), kimyasal oksijen ihtiyacı (KOİ), askıda katı madde (AKM) ve pH çıkış değerlerinin Su Kirliliği Kontrol Yönetmeliğine göre limit değerlerinin oldukça altında olduğu ve yönetmeliği sağladığı tespit edilirken, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine için yapılan bu çalışmada tesise giren atık suyun kirlilik parametreleri olan pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM çıkış değerlerinin Su Kirliliği Kontrol Yönetmeliğine göre limit değerlerinin altında olduğu grafikler yardımıyla değerlendirilmiştir.

Tablo 5.1'de alınan veri seti için tanımlayıcı istatistikler sunulmuştur. Ortalama değer, tanımlayıcı istatistiklerin uygulandığı veri setinin ortalamasını vermektedir. Ortanca değer, veri setinin büyük değerden küçük değere veya küçük değerden büyük değere doğru sıralandığında ortada bulunan değeri ifade etmektedir. Maksimum ve minimum değerler, veri setine ait en büyük ve en küçük sayı değerlerini ifade etmektedir. Standart sapma, veri setinde bulunan verilerin dağılımını belirtmektedir. Çarpıklık, veri setini oluşturan değerlerin simetrik veya asimetrik olarak dağılımını göstermektedir. Basıklık ise veri setindeki

değişkenlerin olasılık durumundaki dağılımlarını göstermektedir [30]. Jargue Bera Normallik Sınaması, verilerin normal dağılıma uygunluğunu belirlemek için kullanılmaktadır [30].

**Tablo 5.1.** Giriş ve Çıkış Verilerine Ait Tanımlayıcı İstatistikler

|                | Giriş |        |        |         | Çıkış |       |       |        |
|----------------|-------|--------|--------|---------|-------|-------|-------|--------|
|                | pH    | BOİ5   | AKM    | KOI     | pH    | BOİ5  | AKM   | KOI    |
| Ortalama       | 7,25  | 315,94 | 251,91 | 597,40  | 7,33  | 18,84 | 19,32 | 63,11  |
| Ortanca        | 7,26  | 303,19 | 247,27 | 596,30  | 7,33  | 17,74 | 18,78 | 61,27  |
| Maksimum       | 7,48  | 586,75 | 488,75 | 1002,93 | 7,59  | 37,52 | 32,03 | 111,93 |
| Minimum        | 6,95  | 123,95 | 77,88  | 195,22  | 7,06  | 9,58  | 10,67 | 38,85  |
| Standart sapma | 0,13  | 100,68 | 96,07  | 192,09  | 0,13  | 6,73  | 6,75  | 16,95  |
| Çarpıklık      | -0,37 | 0,26   | 0,33   | -0,09   | -0,13 | 1,02  | 0,27  | 0,81   |
| Basıklık       | 2,94  | 3,20   | 2,85   | 2,50    | 2,76  | 3,93  | 1,75  | 3,43   |
| Jarque-Bera    | 0,78  | 0,44   | 0,63   | 0,40    | 0,18  | 7,07  | 2,62  | 3,95   |
| Olasılık       | 0,68  | 0,80   | 0,73   | 0,82    | 0,91  | 0,03  | 0,27  | 0,14   |
| Gözlem sayısı  | 34,00 | 34,00  | 34,00  | 34,00   | 34,00 | 34,00 | 34,00 | 34,00  |

Tablo 5.1’de pH, BOİ5, AKM ve KOI parametrelerine ait tanımlayıcı istatistikler sunulmuştur. Girişte pH ortalaması 7,25, BOİ5 ortalaması 315,94, AKM ortalaması 251,91 ve KOI ortalaması 597,40 iken çıkış pH ortalaması 7,33, BOİ5 ortalaması 18,84, AKM ortalaması 19,32 ve KOI ortalaması 63,11 olarak elde edilmiştir.

Jargue-Bera testine göre parametrelerin normal dağılıma uygunluğu incelendiğinde çıkış BOİ5 parametresi dışındaki bütün parametreler normal dağılmaktadır ( $p>0,050$ ). Çıkış parametrelerin normal dağılıma uygunluk göstermesi için çıkış parametrelerine logaritmik dönüşüm uygulanmıştır.

Tablo 5.2’de ADF Birim Kök Test sonuçları verilmiştir. Tablo 5.2 Augmented Dicky-Fuller (ADF) birim kök testine göre giriş parametrelerinin tamamının düzey değerlerinde durağan olmadığı bulunmuştur. pH, BOİ5, AKM ve KOİ parametrelerine ait seriler trendsiz ve sabitsiz modelde, sabitli modelde, sabitli ve trendli modelde birinci farklarında %1 anlam düzeyinde durağan olarak elde edilmiştir. Çıkış parametrelerin de ise serilerin tamamı sabitsiz modelde, sabitli modelde, sabitli ve trendli modelde birinci farklarında %1 anlam düzeylerinde durağan olarak elde edilmiştir. Trendsiz ve sabitsiz model, veri setinde bulunan

belirli olmayan, hata terimi ile ifade edilebilecek değişimleri göstermektedir. Sabitli ve trendli model ise mevcut veri setinin uzun sürede gösterdiği en düşük ve en yüksek olduğu süreçlerde göstermiş olduğu kararlılık durumudur [27].

**Tablo 5.2.** ADF Birim Kök Test Sonuçları

|       |                       | Trendsiz ve sabitsiz model | Sabitli model      | Sabitli ve trendli model |
|-------|-----------------------|----------------------------|--------------------|--------------------------|
| Giriş | pH                    | -0,7801 (0,3703)           | -2,1991 (0,2104)   | -1,4143 (0,8372)         |
|       | $\Delta$ pH I(1)      | -7,2846 (0,0000)*          | -7,2679 (0,0000)*  | -7,206 (0,0000)*         |
|       | BOİ5                  | 0,4156 (0,7972)            | -2,4482 (0,137)    | -2,5457 (0,3058)         |
|       | $\Delta$ BOİ5 I(1)    | -6,2727 (0,0000)*          | -6,3411 (0,0000)*  | -4,6057 (0,0046)*        |
|       | AKM                   | 0,6786 (0,8572)            | -2,4878 (0,1274)   | -2,8243 (0,1991)         |
|       | $\Delta$ AKM I(1)     | -5,6211 (0,0000)*          | -5,7492 (0,0000)*  | -5,6696 (0,0003)*        |
|       | KOI                   | 0,5168 (0,8218)            | -2,5756 (0,108)    | -2,7522 (0,2239)         |
|       | $\Delta$ KOI I(1)     | -5,199 (0,0000)*           | -5,2881 (0,0001)*  | -5,1837 (0,0011)*        |
| Çıkış | LogpH                 | -0,2881 (0,5744)           | -1,8828 (0,336)    | -1,792 (0,6858)          |
|       | $\Delta$ LogpH I(1)   | -5,8034 (0,0000)*          | -5,7211 (0,0000)*  | -5,6906 (0,0003)*        |
|       | LogBOİ5               | -0,0938 (0,6437)           | -2,2673 (0,1882)   | -5,5421 (0,0004)*        |
|       | $\Delta$ LogBOİ5 I(1) | -11,025 (0,0000)*          | -10,848 (0,0000)*  | -10,6575 (0,0000)*       |
|       | LogAKM                | -10,6575 (0,0000)*         | -4,2133 (0,0023)*  | -4,5237 (0,0053)*        |
|       | $\Delta$ LogAKM I(1)  | -10,7486 (0,0000)*         | -10,6567 (0,0000)* | -10,4776 (0,0000)*       |
|       | LogKOI                | 0,8997 (0,8974)            | -1,6088 (0,4666)   | -4,9901 (0,0016)*        |
|       | $\Delta$ LogKOI I(1)  | -10,9388 (0,0000)*         | -10,9707 (0,0000)* | -10,8119 (0,0000)*       |

\*%1 anlam düzeyinde, \*\*%5 anlam düzeyinde durağan olan değişkenleri göstermektedir, Augmented Dickey-Fuller test istatistiği (p değeri)

Tablo 5.3'te Gecikme uzunluğuna dair bilgiler verilmiştir. Tablo 5.3 incelendiğinde seçilen beş bilgi kriterine göre gecikme uzunluğu belirlenmeye çalışılmıştır. Girişe ait parametreler için LR, FPE, AIC VE HQ kriterlerine göre gecikme uzunluğu 1 olarak belirlenmiştir. Kriterlerin çoğun gecikme uzunluğu 1 olarak tespit edildiğinden VAR modeli gecikme uzunluğu 1 alınarak kurulmuştur. Çıkışa ait parametreler için LR, FPE, AIC ve HQ kriterlerine göre gecikme uzunluğu 2 olarak tespit edildiğinden VAR modelinde gecikme uzunluğu 2 olarak alınmıştır.

**Tablo 5.3.** Gecikme Uzunluğunun Belirlenmesi

|       | Lag | LR       | FPE             | AIC      | SC       | HQ       |
|-------|-----|----------|-----------------|----------|----------|----------|
|       | 0   | ---      | 181000000,0000  | 30,3649  | 30,5481* | 30,4256  |
| Giriş | 1   | 36,7489* | 127000000,0000* | 30,0038* | 30,9199  | 30,3075* |
|       | 2   | 13,2031  | 205000000,0000  | 30,4298  | 32,0787  | 30,9763  |
|       | 0   | ---      | 0,0000          | -4,6055  | -4,4223  | -4,5448  |
| Çıkış | 1   | 65,1553  | 0,0000          | -6,0187  | -5,1026* | -5,7150  |
|       | 2   | 31,7419* | 0,0000*         | -6,3988* | -4,7498  | -5,8522* |

\*Seçilen kritere göre optimum olarak belirlenen gecikmeyi göstermektedir, FPE: Final prediction error AIC: Akaike information criterion SC: Schwarz information criterion HQ: Hannan-Quinn information criterion LR: sequential modified LR test statistic (her bir test %5 anlam düzeyinde)

Tablo 5.4’de Johansen Eşbütünleşme Testi sonuçları verilmiştir. Tablo 5.4’de giriş parametreleri için hesaplanan Johansen eşbütünleşme testi sonucunda hesaplanan İz istatistiği ve Maksimum Öz Değer test istatistiği değerleri kritik değerden büyük olduğundan %5 anlamlılık düzeyinde modelde bir koentegrasyon vektörünün bulunduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla Johansen eşbütünleşme testiyle ulaşılan sonuçlara bakarak pH, BOİs, AKM, KOI giriş serilerinin uzun dönemde birbirini etkilediğini söylemek mümkündür.

**Tablo 5.4.** Johansen Eşbütünleşme Testi Sonuçları

|       |                                                        | Hipotezler | Öz değer | İz istatistiği / Maksimum özdeğer istatistiği | %5 Kritik değer | Olasılık |
|-------|--------------------------------------------------------|------------|----------|-----------------------------------------------|-----------------|----------|
| Giriş | İz istatistiğine göre Eşbütünleşme testi               | $r=0^*$    | 0,6423   | 68,1427                                       | 63,8761         | 0,0209   |
|       |                                                        | $r \leq 1$ | 0,5020   | 35,2421                                       | 42,9153         | 0,2352   |
|       | Maksimum Özdeğer istatistiğine göre Eşbütünleşme testi | $r=0^*$    | 0,6423   | 32,9006                                       | 32,1183         | 0,0400   |
|       |                                                        | $r \leq 1$ | 0,5020   | 22,3060                                       | 25,8232         | 0,1363   |
| Çıkış | İz istatistiğine göre Eşbütünleşme testi               | $r=0^*$    | 0,7621   | 69,5396                                       | 54,0790         | 0,0012   |
|       |                                                        | $r \leq 1$ | 0,4222   | 25,0320                                       | 35,1928         | 0,3983   |
|       | Maksimum Özdeğer istatistiğine göre Eşbütünleşme testi | $r=0^*$    | 0,7621   | 44,5075                                       | 28,5881         | 0,0002   |
|       |                                                        | $r \leq 1$ | 0,4222   | 17,0067                                       | 22,2996         | 0,2326   |

Kocabıyık E. (2016) tarafından yapılan çalışmada, Eviews programında eşbütünleşme testinin uygulanması esnasında karşılaşılan karar aşamalarına yardımcı olmak için makroekonomik değişkenlerin, endekslerin ve diğer iktisadi veriler zaman serisi olarak ele alınmıştır [29]. Eviews programında eşbütünleşme

testi yapılırken, vektör hata düzeltme modeli, VAR gecikme sayısının belirlenmesi gibi çalışmalar değerlendirilirken, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisi üzerine yapılan bu çalışma da ise elde edilen 400 günlük verinin doğruluğunu test etmek adına Johansen Eşbütünleşme Testi uygulanmıştır. Yapılan test sonucunda pH, BOI<sub>5</sub>, AKM, KOI giriş verilerinin uzun dönemde birbirini etkilediğini söylemek mümkündür.

Tablo 5.5’de giriş parametreleri için vektör hata düzeltme model sonuçları verilmiştir. Serilerde eşbütünleşme ilişkisinin belirlenmesinden dolayı kısa dönemli dengesizlikleri gidermek için vektör hata düzeltme modeli oluşturulmuştur. Tablo 5.5’de giriş parametreleri için vektör hata düzeltme model sonuçları verilmiştir. Oluşturulan VECM modelinde pH bağımlı değişken olduğunda hata düzeltme parametresi negatif ve olasılık değeri 0,0098 olduğundan hata düzeltme modeli çalışmaktadır. Bu sayede bir ayda meydana gelen dengesizlik diğer ayda düzelecektir. Örneğin sisteme gire bir şokun etkisi  $1/0,41390=2,416$  ay sonra ortadan kalkacaktır. BOI<sub>5</sub> değerleri pH değerlerini pozitif yönde etkilemekte ve %5 anlam düzeyinde anlamlı bulunmuştur. AKM 1 ay gecikmeli değerleri pH değerlerini pozitif yönde etkilemekte ve %10 anlam düzeyinde anlamlı bulunmuştur. DKOI değerleri pH değerlerini negatif yönde etkilemekte ve %1 anlam düzeyinde anlamlı bulunmuştur.

**Tablo 5.5.** Giriş Parametreleri İçin Vektör Hata Düzeltme Model Sonuçları

|                        | DPH_G    |         |               |           |
|------------------------|----------|---------|---------------|-----------|
|                        | Katsayı  | S. hata | t istatistiği | Olasılık  |
| <i>ECMt-1</i>          | -0,41390 | 0,15727 | -2,63176      | 0.0098*   |
| DPH_G-1                | -0,16672 | 0,22201 | -0,75097      | 0.4544    |
| DBOI <sub>5</sub> _G-1 | 0,00183  | 0,00085 | 2,15103       | 0.0338**  |
| DAKM_G-1               | 0,00117  | 0,00061 | 1,90595       | 0.0594*** |
| DKOI_G-1               | -0,00154 | 0,00053 | -2,91576      | 0.0043*   |
| C                      | -0,00872 | 0,01805 | -0,48317      | 0.6300    |

\*%1 anlam düzeyinde, \*\*%5 anlam düzeyinde, \*\*\*%10 anlam düzeyinde

Tablo 5.6’da tanısal istatistikler verilmiştir. Tablo 5.6’da verilen tanısal testlere göre giriş parametreleri için oluşturan VECM modelinin kabul edilebilir olması için artıkların normal dağılması, otokorelasyona sahip olmaması ve değişen varyans sorunun olmaması gerekir. Tanısal test sonuçlarına göre pH bağımlı değişken olduğunda elde edilen model %5 anlam düzeyinde anlamlı olarak

bulunmuştur. Jargue bera testine göre hata terimleri normal dağılmaktadır. Oto korelasyon ve değişen varyans sorunu yoktur.  $R^2$  değeri belirlilik katsayısını ifade etmektedir. Durbin Watson istatistiği, regresyon modeli uygulandığında terimlerin korelasyon halinde olup olmadığını test etmektedir [31]. Breusch-Godfrey testi, veri setine regresyon benzeri modellerin uygulanmasında bulunan varsayımların geçerliliğini değerlendirmek için kullanılmaktadır [32].

**Tablo 5.6.** Tanısal İstatistikler

| Tanısal istatistikler          |                   |
|--------------------------------|-------------------|
| $R^2$                          | 0,332132          |
| Düzeltilmiş $R^2$              | 0,203696          |
| F istatistiği                  | 2,585972 (0,0500) |
| Durbin-Watson istatistiği      | 2,403679          |
| Jargue Bera Normallik Sınaması | 0,543277 (0,7621) |
| Breusch-Godfrey                | 2,415400 (0,1107) |
| Breusch Pagan-Godfrey          | 1,034982 (0,4392) |

Tablo 5.7’de çıkış parametreleri için vektör hata düzeltme model sonuçları verilmiştir. AKM ve KOI bağımlı değişken olduğunda hata düzeltme parametresi negatif ve olasılık değerleri %1 anlam seviyesinde anlamlı olduğundan hata düzeltme modeli çalışmaktadır. BOI<sub>5</sub> değerleri AKM değerlerini negatif yönde etkilemekte ve BOI<sub>5</sub> 1 ay gecikmeli katsayısı %1 anlam düzeyinde ve BOI<sub>5</sub> 2 ay gecikmeli katsayısı %5 anlam düzeyinde anlamlı bulunmuştur. KOI 1 ay gecikmeli değerleri AKM değerleri negatif yönde etkilemekte ve %1 anlam düzeyinde katsayı anlamlı elde edilmiştir. BOI<sub>5</sub> 2 ay gecikmeli değerleri KOI değerlerini negatif yönde etkilemekte ve %1 anlam düzeyinde katsayısı anlamlı elde edilmiştir. AKM’nin 1 ve 2 ay gecikmeli değerleri KOI değerlerini pozitif yönde etkilemekte ve %1 anlam düzeyinde katsayılar anlamlı elde edilmiştir.



**Tablo 5.7. Çıkış Parametreleri İçin Vektör Hata Düzeltme Model Sonuçları**

|                  | D(LOGAKM_C) |         |               |          | D(LOGKOI_C) |         |               |           |
|------------------|-------------|---------|---------------|----------|-------------|---------|---------------|-----------|
|                  | Katsayı     | S. hata | t istatistiği | p        | Katsayı     | S. hata | t istatistiği | p         |
| $ECMt-1$         | -5,673713   | 1,31658 | -4,30945      | 0,0000*  | -4,085857   | 0,95594 | -4,27418      | 0,0001*   |
| D(LOGPH_C(-1))   | 0,188374    | 3,94603 | 0,04774       | 0,9620   | -0,821051   | 2,86514 | -0,28657      | 0,7752    |
| D(LOGPH_C(-2))   | -0,468237   | 4,18252 | -0,11195      | 0,9111   | 2,257594    | 3,03684 | 0,74340       | 0,4593    |
| D(LOGBOI5_C(-1)) | -0,821776   | 0,22203 | -3,70112      | 0,0004*  | -0,229170   | 0,16121 | -1,42152      | 0,1589    |
| D(LOGBOI5_C(-2)) | -0,566860   | 0,24747 | -2,29058      | 0,0245** | -0,563677   | 0,17969 | -3,13700      | 0,0024*   |
| D(LOGAKM_C(-1))  | 0,737083    | 0,28590 | 2,57811       | 0,0117** | 0,749266    | 0,20759 | 3,60941       | 0,0005*   |
| D(LOGAKM_C(-2))  | 0,532319    | 0,23326 | 2,28204       | 0,0250** | 0,570282    | 0,16937 | 3,36710       | 0,0011*   |
| D(LOGKOI_C(-1))  | -1,618348   | 0,51186 | -3,16172      | 0,0022*  | -1,931809   | 0,37165 | -5,19794      | 0,0000*   |
| D(LOGKOI_C(-2))  | -0,358076   | 0,47682 | -0,75096      | 0,4548   | -0,612957   | 0,34621 | -1,77046      | 0,0803*** |
| C                | 0,043003    | 0,04375 | 0,98291       | 0,3285   | 0,058340    | 0,03177 | 1,83653       | 0,0698*** |

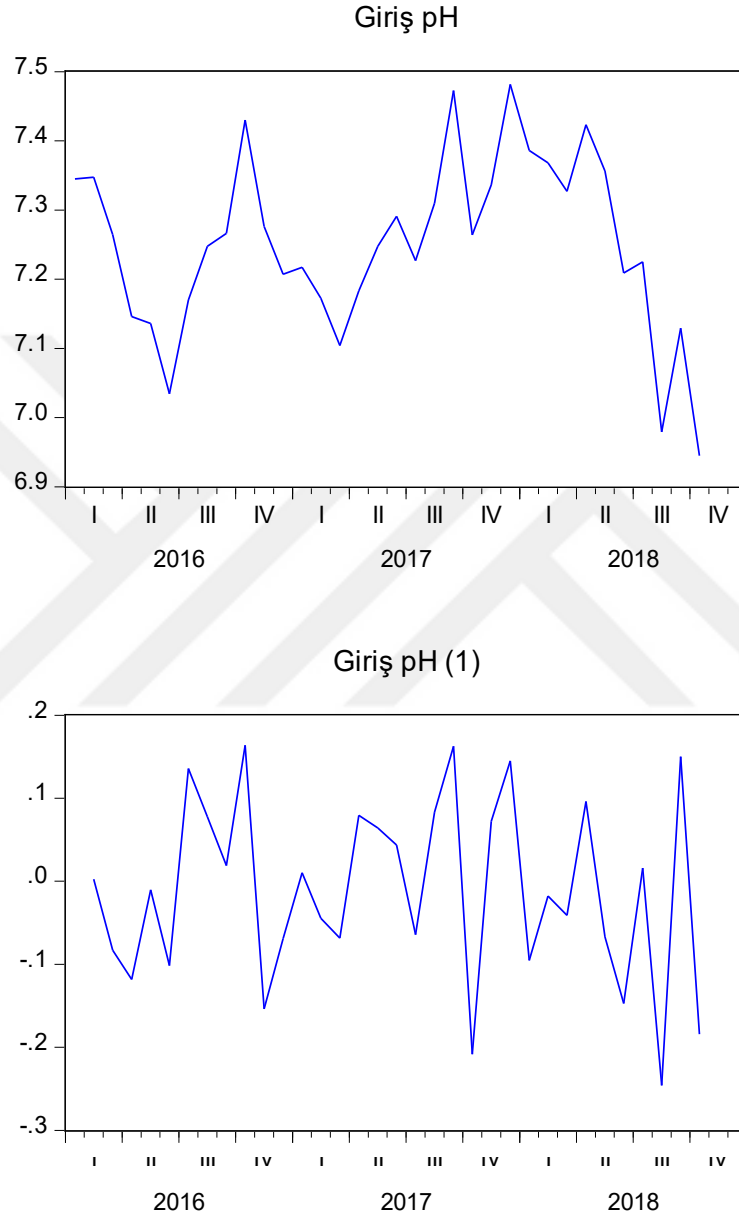
\*%1 anlam düzeyinde, \*\*%5 anlam düzeyinde, \*\*\*%10 anlam düzeyinde

Tablo 5.8’de çıkış VECM sonucu modellerine ait tanısal test sonuçları verilmiştir. Tablo 5.8’de verilen tanısal test sonuçlarına göre AKM bağımlı değişken olduğunda elde edilen model %1 anlam düzeyinde anlamlı olarak bulunmuştur. Jargue bera testine göre hata terimleri normal dağılmaktadır. Breusch-Godfrey testine göre Oto korelasyon ve Breusch Pagan-Godfrey testine göre değişen varyans sorunu yoktur.

**Tablo 5.8. Çıkış VECM Sonucu Modellerine Ait Tanısal Test Sonuçları**

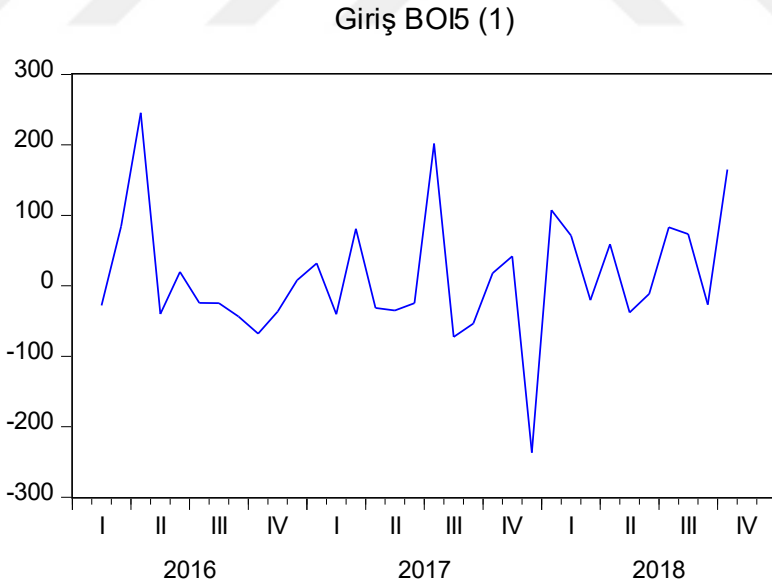
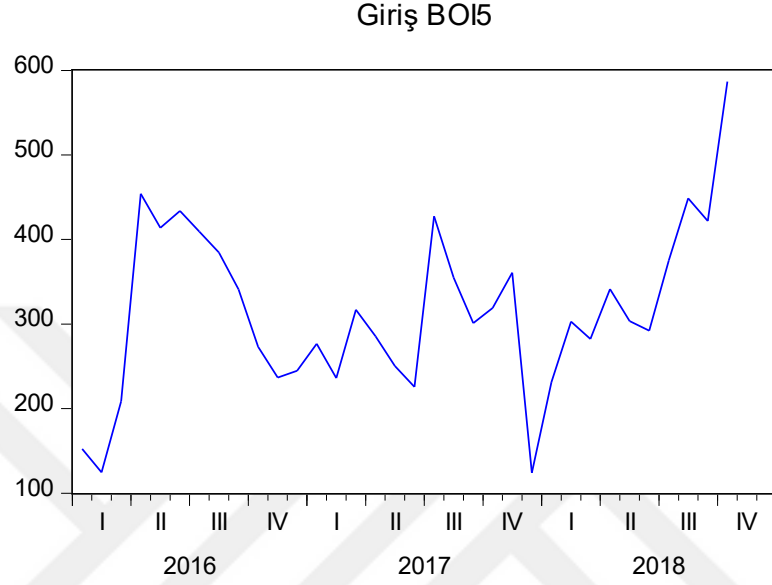
|                                | D(LOGAKM_C)         | D(LOGKOI_C)         |
|--------------------------------|---------------------|---------------------|
| $R^2$                          | 0.810849            | 0.759958            |
| Düzeltilmiş $R^2$              | 0.729784            | 0.657082            |
| F istatistiği                  | 10.00248 (0.000008) | 7.387175 (0.000083) |
| Durbin-Watson istatistiği      | 2.208803            | 1.782605            |
| Jargue Bera Normallik Sınaması | 0,119059 (0,942208) | 0,009202 (0,995409) |
| Breusch-Godfrey                | 0.630323 (0.5432)   | 0.608239 (0.5546)   |
| Breusch Pagan-Godfrey          | 1.173455 (0.3687)   | 0.119662 (0.9997)   |

Şekil 5.5’ de pH parametresinin atık su arıtma tesisine giriş değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin pH giriş verileri yapılan ADF Birim Kök Testi sonucunda durağanlık göstermemektedir. Bu nedenle giriş verileri 1. Durağan seviyeye getirilerek anlam kazanmıştır.



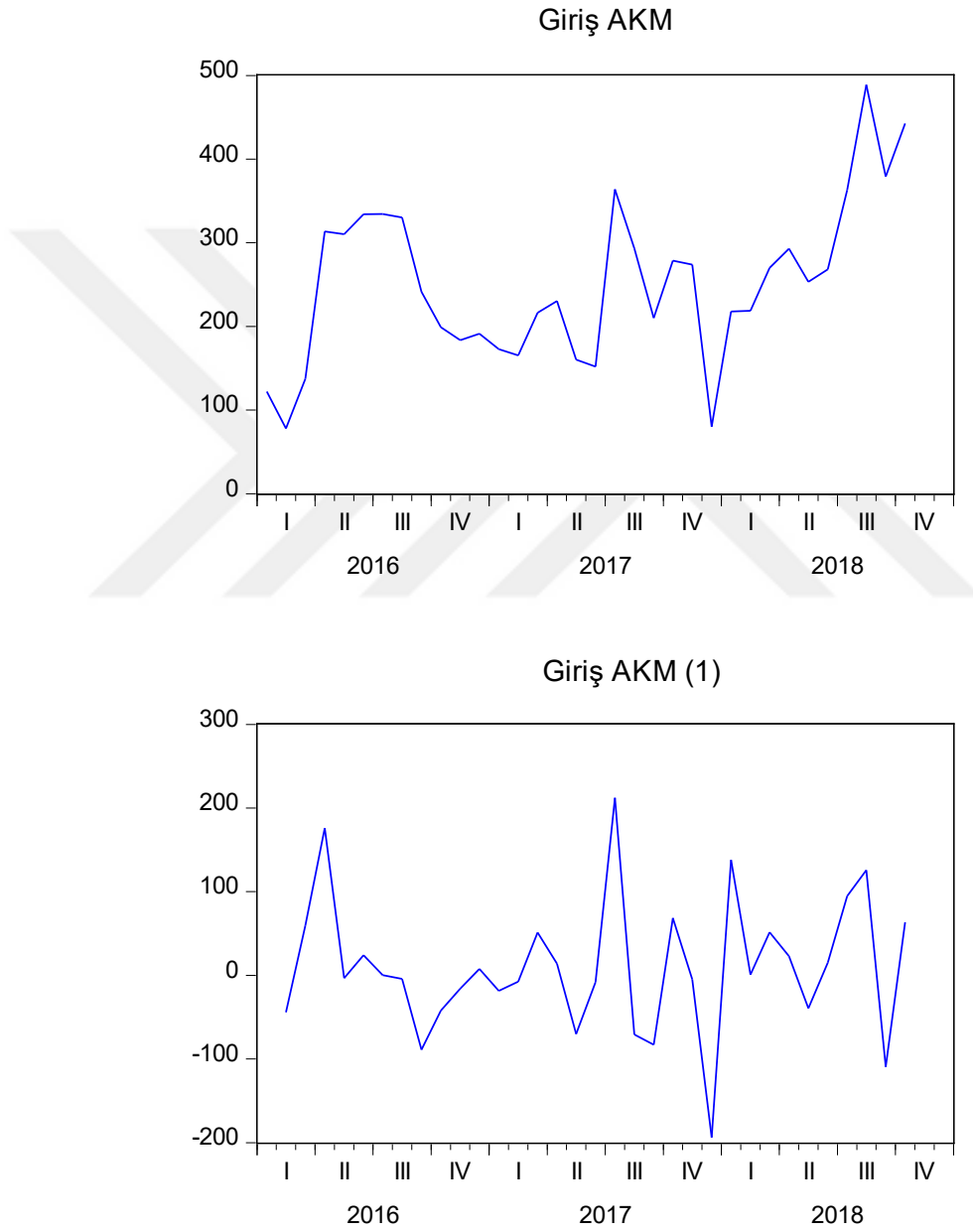
**Şekil 5.5.** Giriş pH Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik

Şekil 5.6’ da  $BOI_5$  parametresinin atık su arıtma tesisine giriş değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin  $BOI_5$  giriş verileri yapılan ADF Birim Kök Testi sonucunda durağanlık göstermemektedir. Bu nedenle giriş verileri 1. Durağan seviyeye getirilerek anlam kazanmıştır.



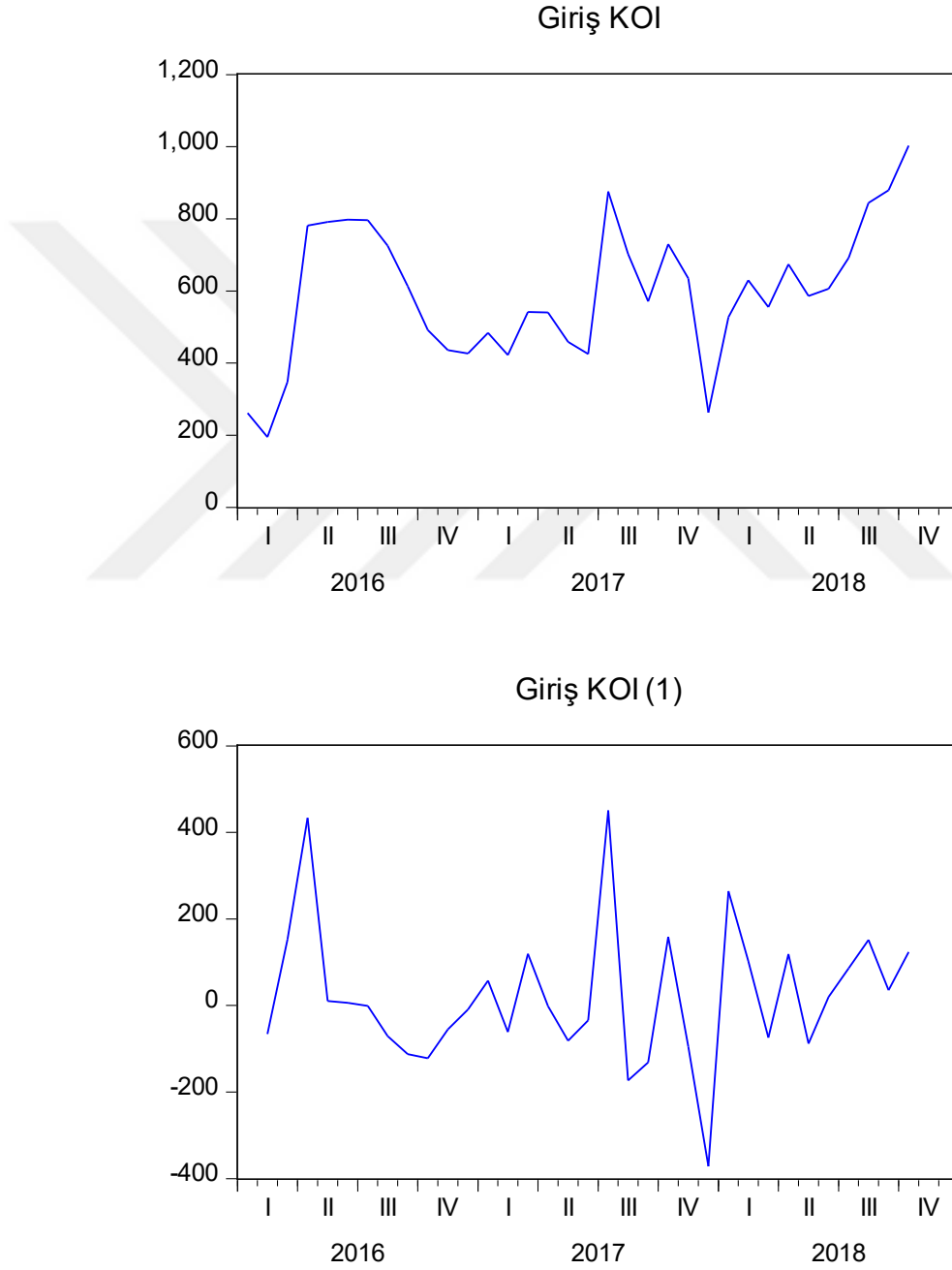
**Şekil 5.6.** Giriş  $BOI_5$  Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik

Şekil 5.7’ de AKM parametresinin atık su arıtma tesisine giriş değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin AKM giriş verileri yapılan ADF Birim Kök Testi sonucunda durağanlık göstermemektedir. Bu nedenle giriş verileri 1. Durağan seviyeye getirilerek anlam kazanmıştır.



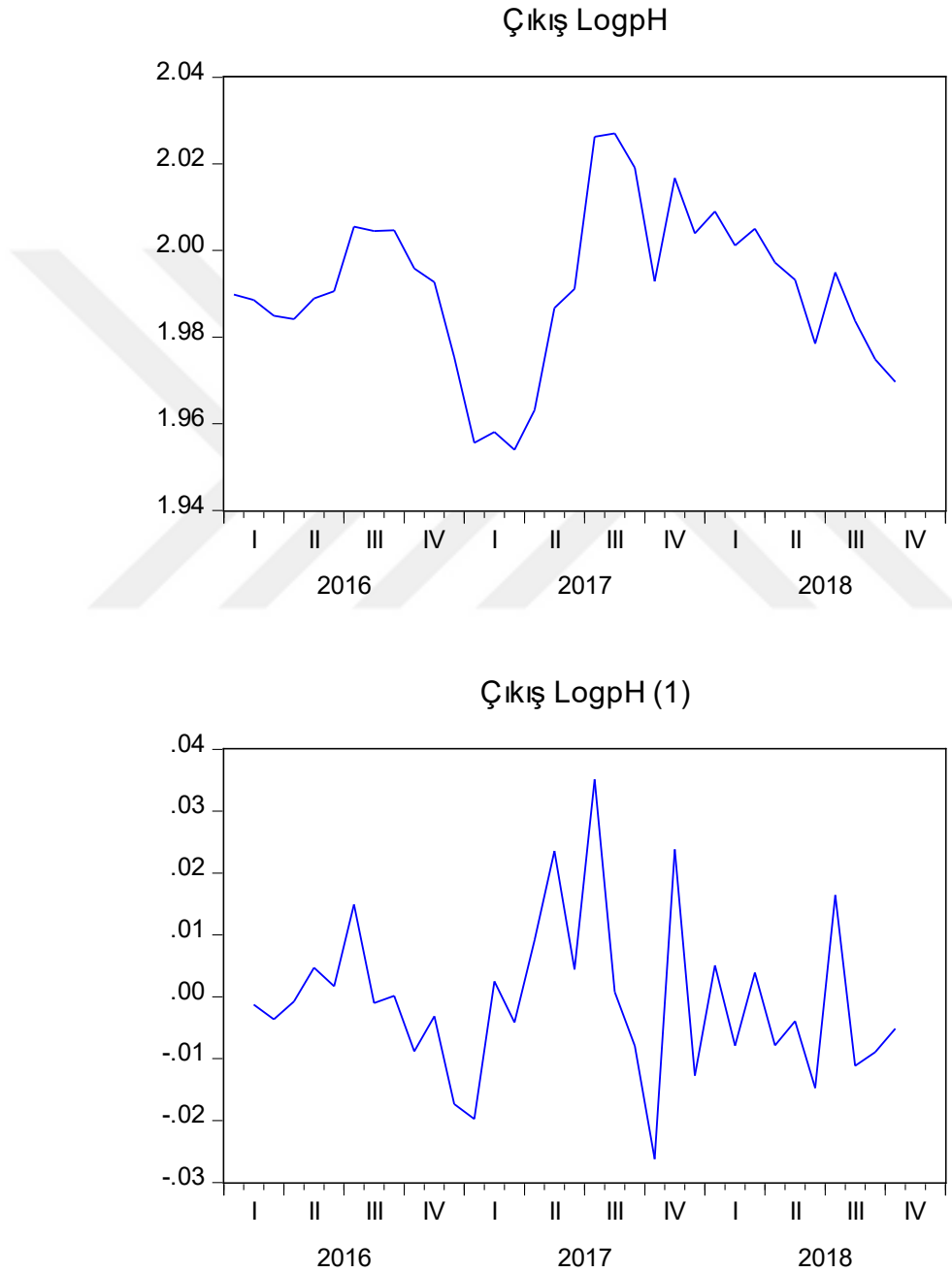
**Şekil 5.7.** Giriş AKM Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik

Şekil 5.8’ de KOİ parametresinin atık su arıtma tesisine giriş değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin KOİ giriş verileri yapılan ADF Birim Kök Testi sonucunda durağanlık göstermemektedir. Bu nedenle giriş verileri 1. Durağan seviyede getirilerek anlam kazanmıştır.



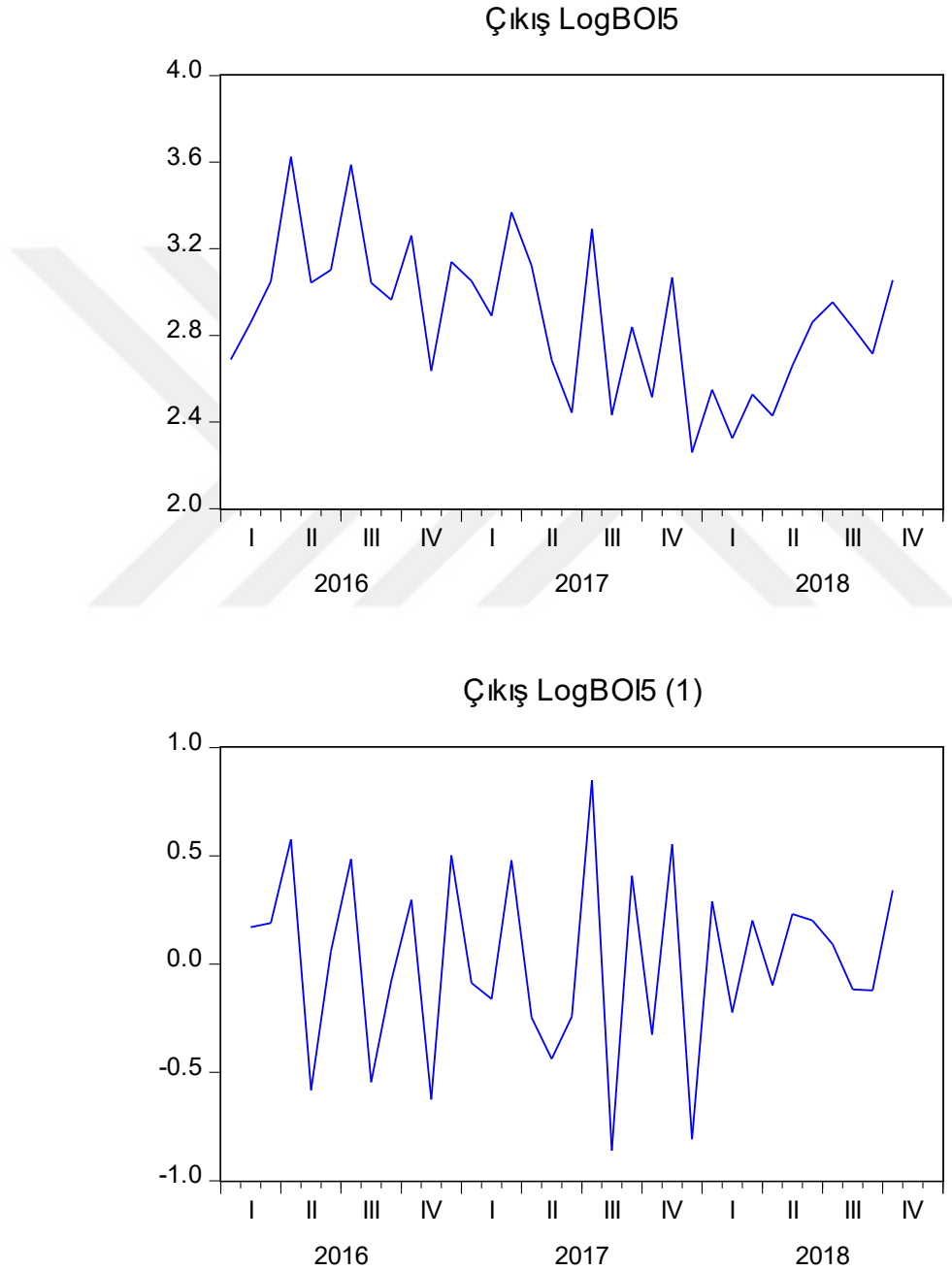
**Şekil 5.8.** Giriş KOİ Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik

Şekil 5.9’ da pH parametresinin atık su arıtma tesisinden çıkış değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin pH çıkış verileri normal dağılıma uygun olmadığı için çıkış verileri logaritmik hale dönüştürülmüş ve veriler normal dağılıma uygun hale getirilmiştir.



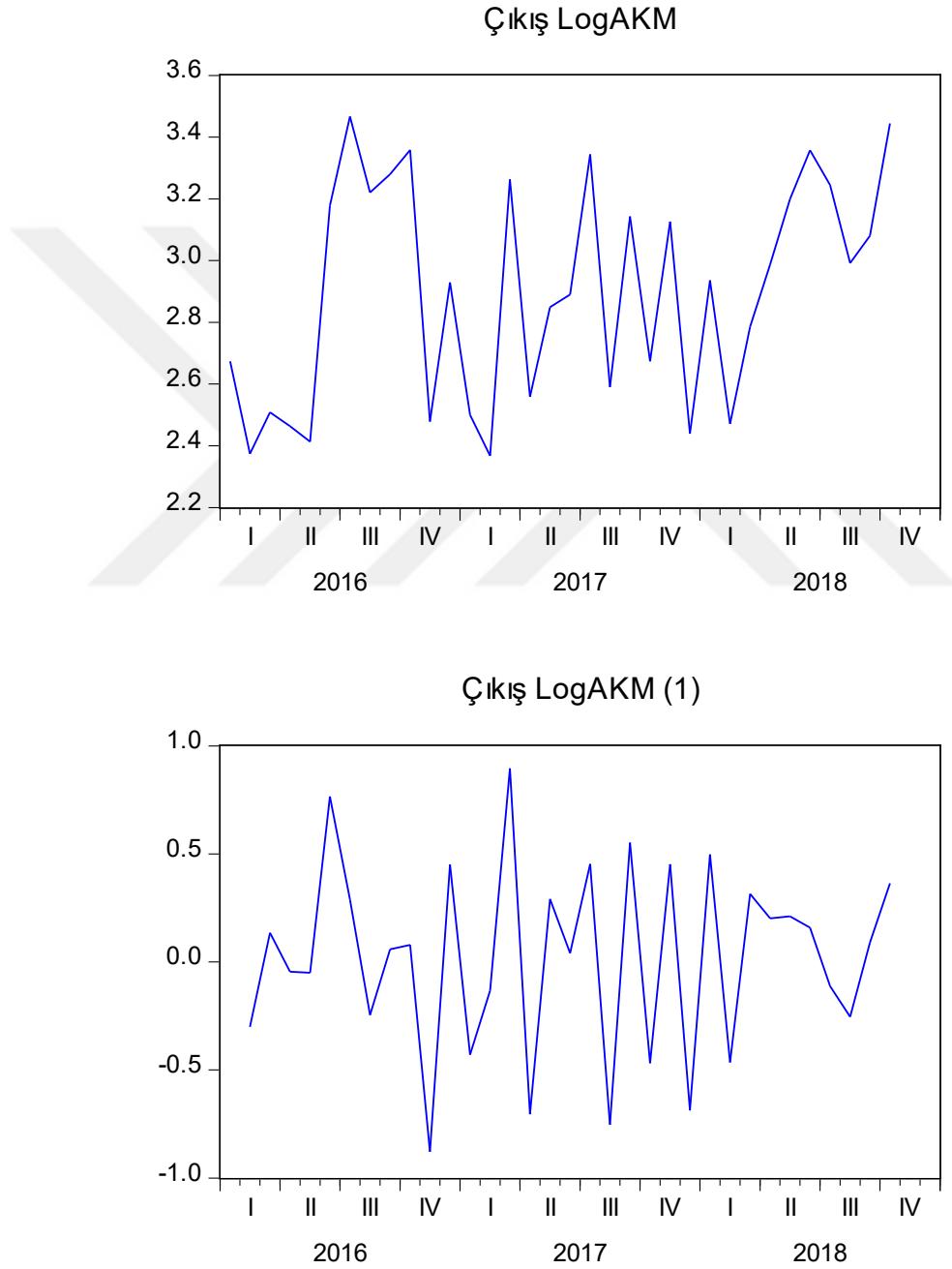
**Şekil 5.9.** Çıkış pH Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik

Şekil 5.10' da  $BOI_5$  parametresinin atık su arıtma tesisinden çıkış değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin  $BOI_5$  çıkış verileri normal dağılıma uygun olmadığı için çıkış verileri logaritmik hale dönüştürülmüş ve veriler normal dağılıma uygun hale getirilmiştir.



**Şekil 5.10.** Çıkış  $BOI_5$  Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik

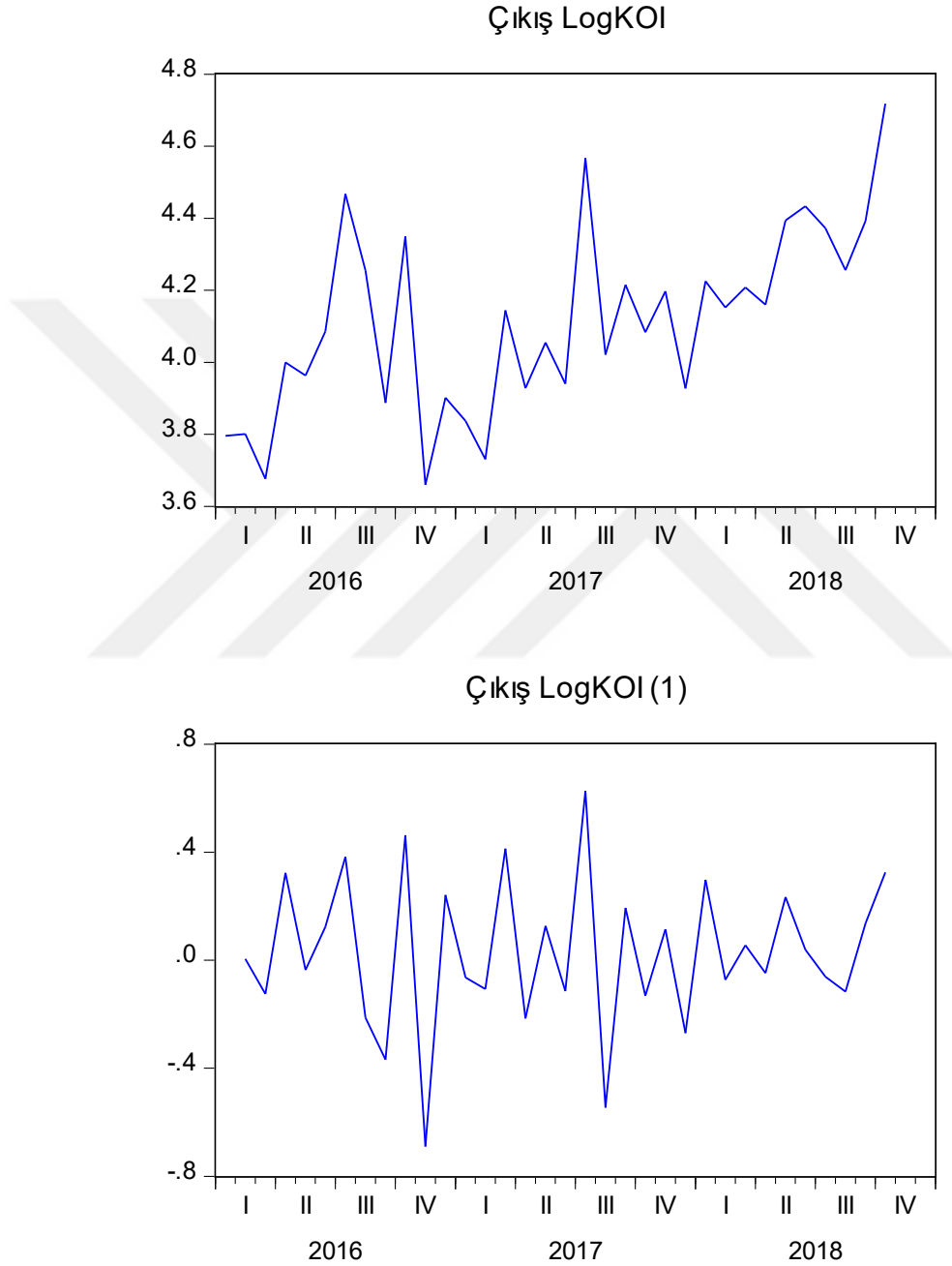
Şekil 5.11’ de AKM parametresinin atık su arıtma tesisinden çıkış değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin AKM çıkış verileri normal dağılıma uygun olmadığı için çıkış verileri logaritmik hale dönüştürülmüş ve veriler normal dağılıma uygun hale getirilmiştir.



**Şekil 5.11.** Çıkış AKM Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik



Şekil 5.12’ de KOİ parametresinin atık su arıtma tesisinden çıkış değerleri için düzey ve birinci farkına ait grafik verilmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin KOİ çıkış verileri normal dağılıma uygun olmadığı için çıkış verileri logaritmik hale dönüştürülmüş ve veriler normal dağılıma uygun hale getirilmiştir.



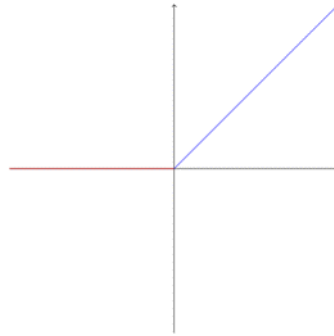
**Şekil 5.12.** Çıkış KOİ Değerlerinin Düzey ve Birinci Farkına Ait Grafik

## 5.2 Konvolüsyonel Sinir Ağ Modelleme Sonuçları

Konvolüsyonel Sinir Ağı modelinin geliştirilmesinde kullanılacak olan ham veriler ağına eğitime başlamadan önce öğrenme süreci ve hataların önlenmesi açısından normalize edilmesi gerekmektedir. Normalizasyon farklı aralıktaki veriler için gereklidir. Çalışmada kullanılan Bolu Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine ait veriler 2016-2018 yıllarına ait 400 günlük veriden oluşmaktadır. 1D Konvolüsyonel Sinir Ağına öğrenmesi için 400 günlük verinin %70'i eğitim için kullanılmıştır. 1D KSA'nın eğitimde öğrendiklerinin testi için ise verilerin %30'u kullanılmıştır. 1D Konvolüsyonel Sinir Ağında aktivasyon fonksiyonu olarak Relu ve Softmax fonksiyonları tercih edilmiştir. Giriş katmanında Relu, çıkış katmanında ise Softmax aktivasyon fonksiyonları tercih edilmiştir. Çıkış katmanında aktivasyon fonksiyonu olarak Softmax kullanılmasının sebebi, veri setindeki her bir sınıf için bir olasılık değeri hesaplanmasıdır. Matematiksel olarak Relu fonksiyonu Denklem 5.1'deki gibi tanımlanır [23].

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } x \geq 0 \end{cases} \quad \text{Denklem (5.1) [23]}$$

Şekil 5.13 'de Relu'ya ait grafik görülmektedir.

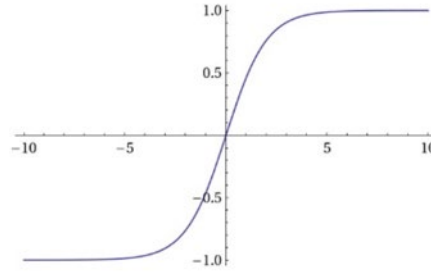


Şekil 5.13. Relu [23]

Softmax işlemi Denklem (5.2)'de verilmiştir [23].

$$\text{Softmax}(x) = \frac{e^x}{\sum_{k=1}^K e^{x_k}} \quad \text{Denklem (5.2) [23]}$$

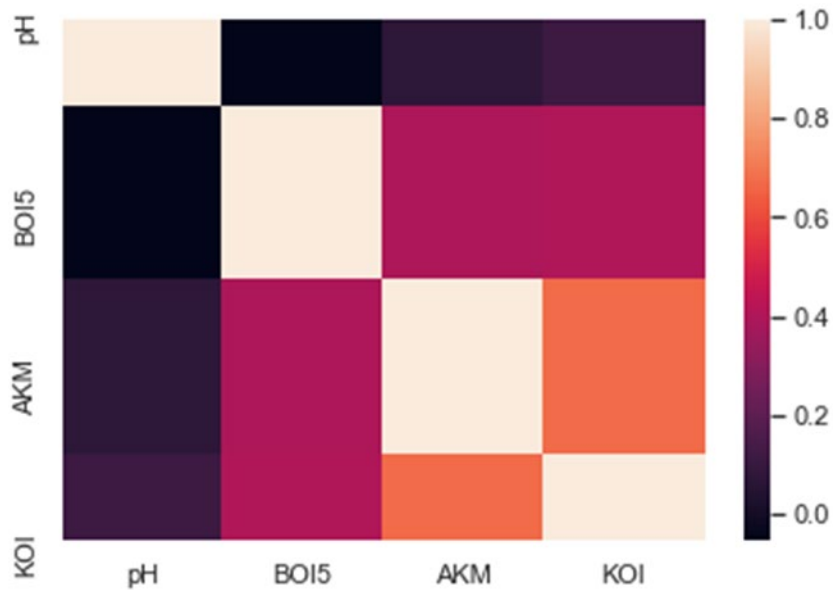
Softmax aktivasyon fonksiyonu Şekil 5.14 'de verilmiştir.



**Şekil 5.14.** Softmax Aktivasyon Fonksiyonu [23]

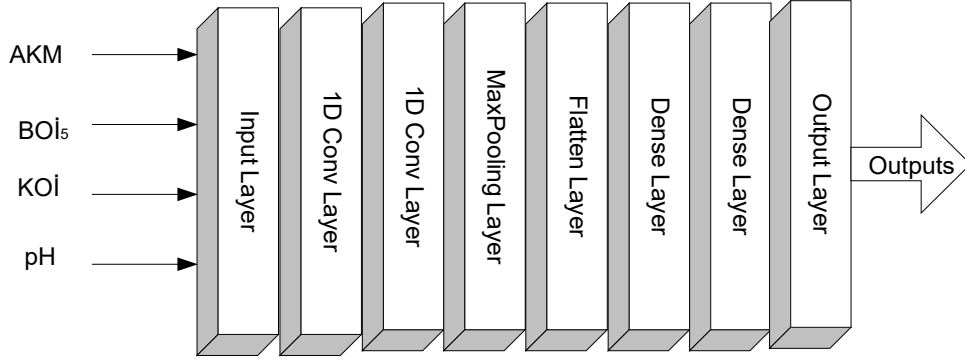
1D Konvolüsyonel Sinir Ağında öğrenme işleminin sağlıklı bir şekilde sonuçlanması için hata fonksiyonunun mutlak minimum değerinin bulunması gerekmektedir. Bu işlem, en iyileme teknikleri kullanılarak gerçekleştirilmektedir. En iyileme tekniği, ağın ürettiği çıkış değeri ile gerçek değer arasındaki farkı yani hatayı en küçük yapmak için kullanılan yöntemlerdir [26].

Şekil 5.15’de parametreler arasındaki korelasyon matrisi görülmektedir. Çalışmada kullanılan korelasyon matrisi için her iki parametre ilişkisini anlamlandırabilmek için 0-1 arasında ölçeklendirilmiştir. Bu değer 1’e yakınsa korelasyonuna bakılan iki vektör arasında güçlü bir doğru orantı, 0’a yakınsa güçlü bir ters orantı bulunduğu anlamına gelmektedir. Eğer korelasyon değeri 0’ a yakın ise veriler arasında lineer bir ilişkiden söz edilemediği anlamına gelir.



**Şekil 5.15.** Korelasyon Matrisi

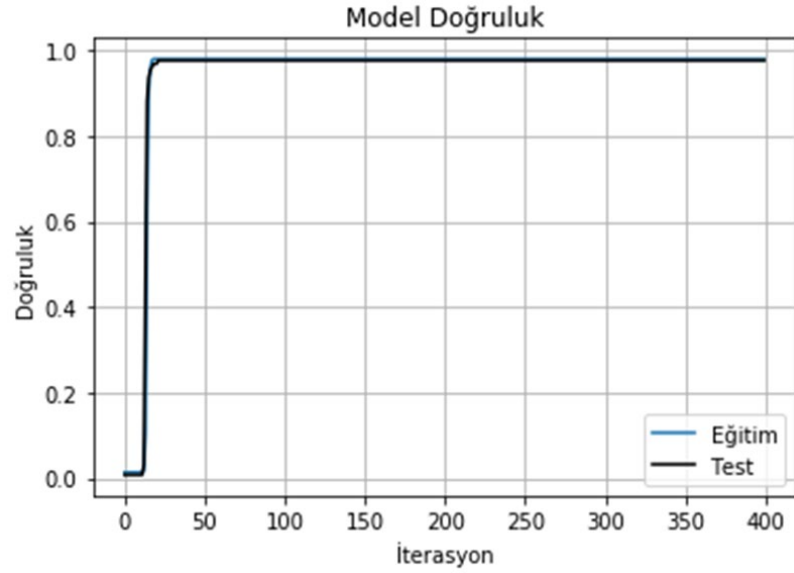
Şekil 5.16’da tasarlanan KSA modeli görülmektedir. Giriş katmanı 4 girişten (AKM, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve pH) oluşmaktadır. Çıkış katmanında ise AKM, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve pH değerleri tahmin edilmiştir .



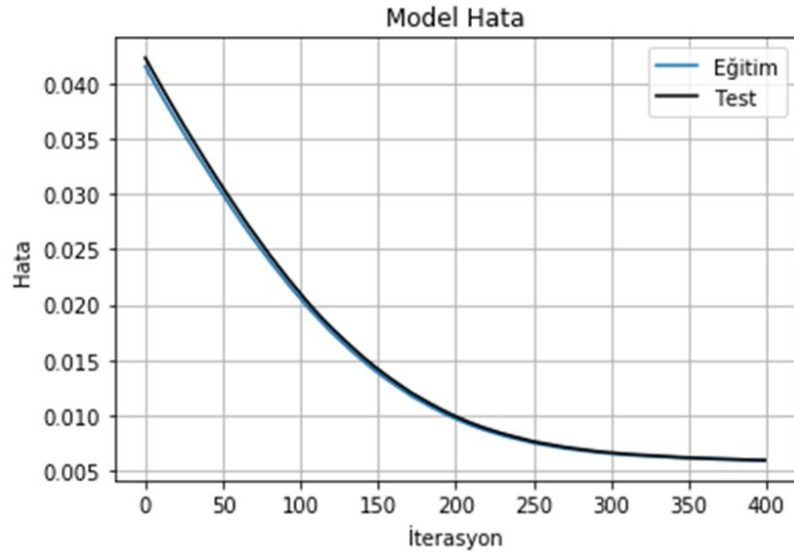
**Şekil 5.16.** Tasarlanan KSA Modeli

Bu çalışmada en iyileme tekniği olarak SGD, Adam, Rmsprob teknikleri kullanılmıştır. Guo Z. ve arkadaşlarının (2020) yapmış oldukları çalışmada atık su arıtma tesislerinde oluşan bazı aksaklıkları Konvolüsyonel Sinir Ağı ve RNN yardımı ile daha aza indirmeye çalışmışlardır [35]. Yaptıkları çalışma sonucunda, modellemenin başarılı olduğu ve öngördüğü aksaklığın önüne geçildiği görülmüştür. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine ait olan bu çalışmada ise modele giriş verileri olarak atık su kirlilik parametreleri olan pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM kullanılmıştır. Oluşturulan KSA modeli için Adam en iyileme tekniği kullanıldığında %97,6 doğruluk hesaplanmıştır. Yılmazkulaş ve arkadaşlarının (2017) yapmış oldukları çalışmada beş farklı kanser ilaç etken maddesinin atık sudan elektrooksidasyon yöntemi ile giderimi için yapay sinir ağı kullanılmıştır [15]. Modelleme için kullanılan verilerin %80’i modelin eğitimi için kullanılırken, %20’si ise modelin testi amacı ile kullanılmıştır. Çalışma sonunda yapay sinir ağlarının başarılı bir model oluşturduğu öngörüldürken, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisini için yapılan bu çalışmada ise atık su kirlilik parametreleri değerlendirilmiş olup, Konvolüsyonel Sinir Ağı modeli için verilerin %70’i modelin eğitimi, %30’u ise modelin testi için kullanılmıştır. Ayrıca yapılan modelleme de farklı en iyileme teknikleri kullanılarak %97,6 başarımlar sağlanmıştır.

Şekil 5.17 ve Şekil 5.18’de eğitim ve test setleri için KSA modelinin performansına ait grafikler verilmiştir. Konvolüsyonel Sinir Ağı (KSA) yapısı için SGD en iyileme tekniği kullanılarak elde edilen doğruluk ve hata eğrisi görülmektedir.



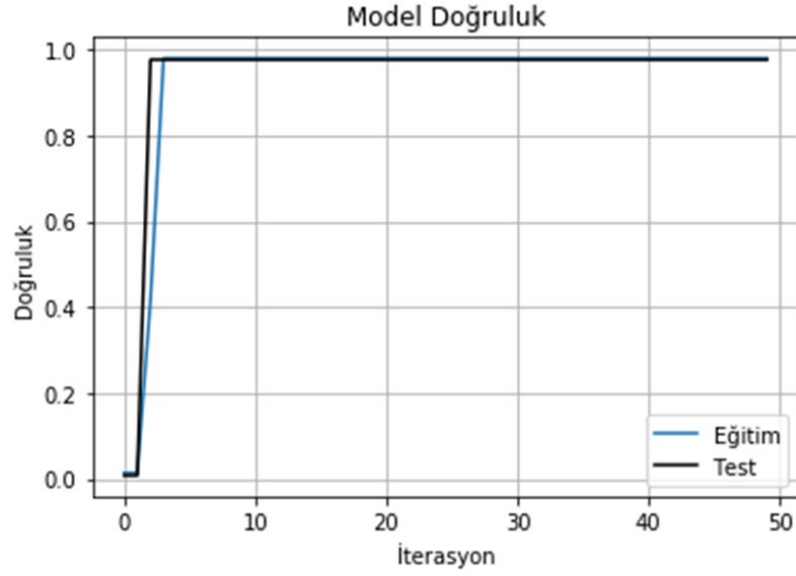
Şekil 5.17. KSA Modelinde SGD Kullanım Sonucu Doğruluk Eğrisi



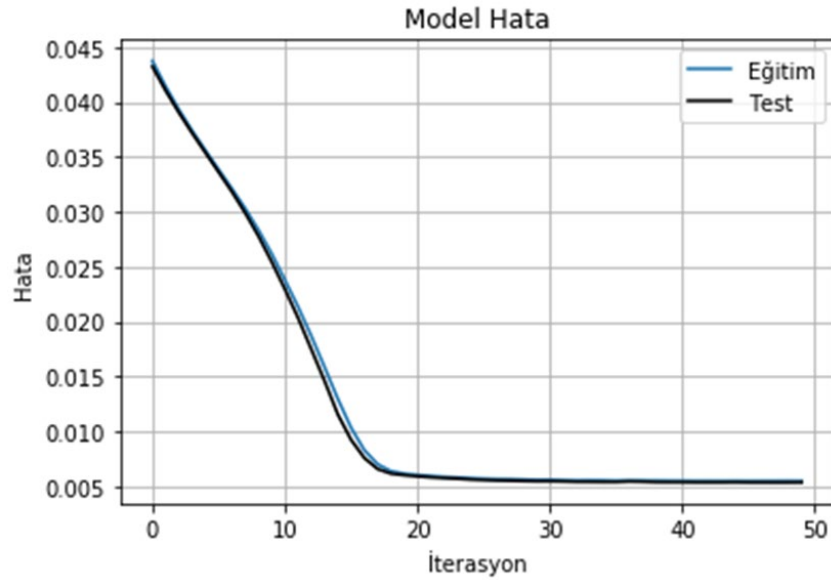
Şekil 5.18. KSA Modelinde SGD Kullanım Sonucu Hata Eğrisi

KSA yapısı için ADAM en iyileme tekniği kullanılarak elde edilen doğruluk eğrisi Şekil 5.19’da ve hata eğrisi Şekil 5.20’de görülmektedir. Şekil 5.19 ve Şekil

5.20’de görüldüğü gibi çalışılan modelin öğrenmesi gerçekleşirken eğitim ve test sonuçları birbiri ile örtüşmüştür. Bu örtüşme çalıştığımız ağıın eğitim modelini öğrendiği anlamına gelmektedir. Model için doğruluk değeri %97,6’dır.



Şekil 5.19. KSA Modelinde ADAM Kullanım Sonucu Doğruluk Eğrisi



Şekil 5.20. KSA Modelinde ADAM Kullanım Sonucu Hata Eğrisi

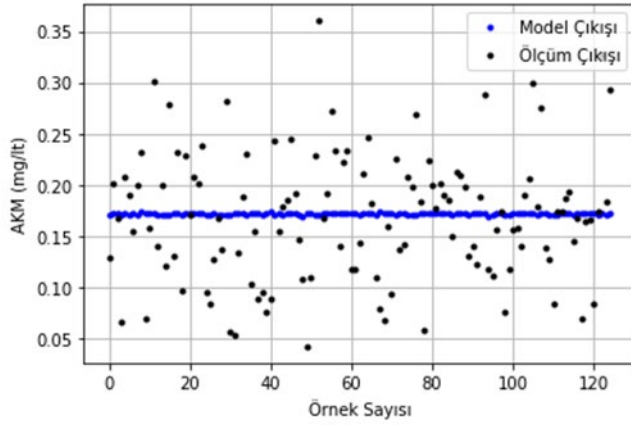
Tablo 5.9’da KSA modelinde kullanılan farklı en iyileme teknikleri için sonuçlar verilmiştir. Farklı en iyileme teknikleri kullanılarak elde edilen doğruluk oranı %97.6 olarak hesaplanmıştır. Adam tekniği için kayıp en düşük iken, SGD

tekniki için hem kayıp fazla hem de 400 iterasyonda %97.6'lık doğruluk oranı elde edilmiştir. Tasarlanan KSA modeli için Adam tekniğinin en iyi sonucu verdiğini söyleyebiliriz. Ser G. ve arkadaşlarının (2019) yapmış oldukları çalışmada derin sinir ağları yardımı ile en iyi sınıflandırma modeli üzerine çalışmışlardır ve 20 farklı model üzerine aktivasyon fonksiyonları (Tahn ve Relu) ve optimizasyon fonksiyonları (Sgd, Adagrad, Rmsprop, Adam ve Nadam) uygulamışlardır [10]. Yapmış oldukları çalışmada verilerin %80'i eğitim amacı ile %20'si ise test amacı ile kullanılmıştır. Çalışma sonucunda, en iyi aktivasyon fonksiyonunun ReLU olduğu ve en iyileme tekniği olarak da Rmsprop kullanıldığı %92 doğruluk ile belirlenirken, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine ait olan bu çalışmada ise verilerin %70'i eğitim, %30'u ise modelin testi için kullanılmıştır. Ayrıca en iyileme tekniklerinden Adam %97,6 doğruluk ile başarılı sonuç vermiştir. Yurtsever M. ve Yurtsever U. (2019) yapmış oldukları çalışmada, kentsel atık sularda bulunan kolleidler sınıflandırılması için Konvolüsyonel Sinir Ağı kullanmışlardır [36]. Çalışmalarında 5 farklı kolleidin sınıflandırılması üzerine çalışmışlar ve çalışma sonucunda %89'luk bir başarı gerçekleştirildiği belirlenmiştir. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine ait olan bu çalışmada ise modele giriş verileri olarak pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM kullanılmıştır. Konvolüsyonel Sinir Ağında aktivasyon fonksiyonu olarak Relu ve Softmax fonksiyonları tercih edilmiştir. Giriş katmanında Relu, çıkış katmanında ise Softmax aktivasyon fonksiyonları tercih edilmiştir. Oluşturulan KSA modeli için farklı en iyileme teknikleri kullanılarak %97,6 doğruluk hesaplanmıştır.

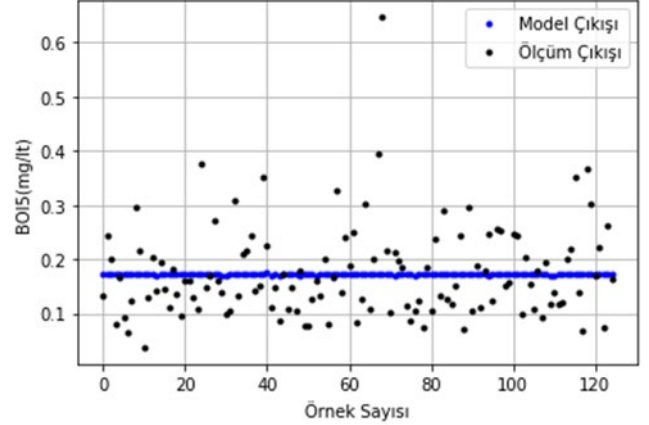
**Tablo 5.9.** KSA Modelinde Kullanılan Enİyileme Teknikleri İçin Sonuçlar

| En iyileme tekniği | Hata    | İterasyon | Doğruluk % |
|--------------------|---------|-----------|------------|
| ADAM               | 0.00537 | 50        | 97.6       |
| RMSPROP            | 0.00539 | 50        | 97.6       |
| SGD                | 0.00594 | 400       | 97.6       |

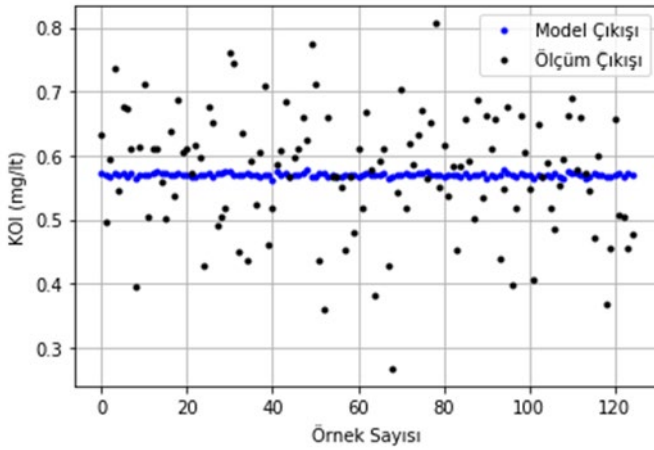
1D Konvolüsyonel Sinir Ağı modeli, Bolu Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine için pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM çıkış verilerinin tahmini için geliştirilmiştir. Bu çalışma atık su arıtma süreci için YSA kullanımının, geleneksel matematiksel modellemekten daha iyi bir teknik olduğunu söyleyebiliriz. Şekil 5.21'de 1D Konvolüsyonel Sinir Ağı'nın pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM parametreleri için atık su arıtma tesisi çıkış verilerine ait tahmin grafikleri verilmiştir.



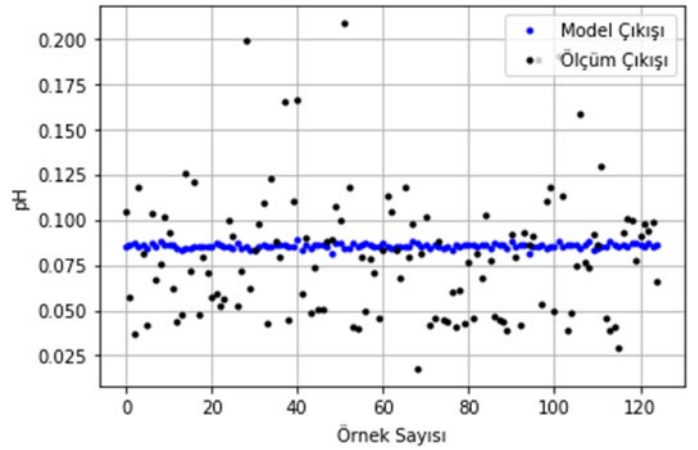
a) Modelin AKM parametresi için tahmin grafiği



b) Modelin BOİ5 parametresi tahmin grafiği



c) Modelin KOİ parametresi için tahmin grafiği



d) Modelin pH parametresi için tahmin grafiği

**Şekil 5.21.** 1D Konvolüsyonel Sinir Ağının Parametreler İçin Çıkış Verileri Tahmin Grafikleri

Şekil 5.21’de siyah noktalar atık su arıtma tesisindeki çıkış verilerini, mavi noktalar ise oluşturulan yapay sinir ağının tahmin ettiği atık su arıtma tesisindeki çıkış verilerini temsil etmektedir. Oluşturmuş olduğumuz modelimizin tahmin ettiği çıktılar daha düzenli ve makuldür. Gerçek çıkış verilerinden daha ortalama bir değer üretmiştir. Bunun nedeni oluşturulan modelin eğitim aşamasında hiçbir mevsimsel değişimin ve Bolu iline ait nüfus parametrelerinin kullanılmamış olmasıdır. Gerçek verilerin dağınık olmasının sebebi mevcut yıllara ait nüfus ve mevsimsel değişimlerin ağa girdi verisi olarak verilmemiş olması sonucuna varılabilir. Doğan ve arkadaşları (2018), 2015-2017 yılları arasında Büyük Belen Nehri’nde yapay sinir ağı kullanarak aylık olarak ölçülen biyokimyasal oksijen ihtiyacı (BOİ<sub>5</sub>) verilerini tahmin etmişlerdir [18]. Giriş verilerine aylık KOİ, NH<sub>3</sub>-



N, NO<sub>2</sub>—N, NO<sub>3</sub>—N, klorofil-a, ÇO, t ve Q değerleri olarak kullanılmıştır. Hesaplanan ve ölçülen BOİ<sub>5</sub> değerleri arasındaki R<sup>2</sup> değerleri hesaplanırken, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisine ait olan bu çalışmada modele giriş verileri olarak pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM kullanılmıştır. Oluşturulan KSA modeli için Adam en iyileme tekniği kullanıldığında %97,6 doğruluk hesaplanmıştır.



## 6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisleri'nden elde edilen veriler için yapılan istatistikler Eviews 10 programında analiz edilmiştir. Verilerin durağanlığını test etmede Augmented Dicky-Fuller (ADF) Birim Kök Testi kullanılmıştır. Serilerin uzun dönemde birbirlerini etkileyip etkilemedikleri Johansen Eşbütünleşme Testi ile incelenmiştir. Ayrıca kısa dönemli bir ilişki olup olmadığını test etmek amacıyla VECM modeli kullanılmıştır. Seriler dengeli olmadığı için zaman serisi analizi uygulayabilmek için her yıl içerisinde aynı ayların ortalaması alınarak seriler aylık serilere dönüştürülmüştür. Ortalama aylık veriler üzerinden analiz gerçekleştirilmiştir.

Çalışmada, Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden 2016-2018 yıllarına ait 400 günlük veri için 1D Konvolüsyonel Sinir Ağı kullanılarak bir modelleme çalışması yapılmıştır. Girdi ve çıktı olarak, pH, BOİ<sub>5</sub>, KOİ ve AKM parametreleri kullanılmıştır. Verilerin %70'i eğitim, %30' u test için kullanılmıştır. 1D Konvolüsyonel Sinir Ağında aktivasyon fonksiyonu olarak Relu ve Softmax fonksiyonları tercih edilmiştir. Giriş katmanında Relu, çıkış katmanında ise Softmax aktivasyon fonksiyonları tercih edilmiştir.

Farklı en iyileme teknikleri kullanılarak elde edilen doğruluk oranı %97.6 olarak hesaplanmıştır. Adam tekniği için kayıp en düşük iken, SGD tekniğinde ise hem iterasyon hem de hata, Rmsprop ve Adam tekniklerine göre nisbeten daha fazladır. Tasarlanan KSA modeli için adam tekniğinin en iyi sonucu verdiğini gözlemlenmiştir.

Yapılan çalışmanın sonuçları değerlendirildiğinde;

Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinin su kalite parametrelerini deşarj standartlarına uygun bir şekilde deşarj ettiği anlaşılmıştır. Bolu Belediyesi Merkezi Atık Su Arıtma Tesisinden elde edilen veriler için yapılan istatistiksel yöntemler sonucunda verilerin güvenilir olduğu anlaşılmıştır. Konvolüsyonel Sinir Ağı modelinin, atık su arıtma tesislerinin modellemesinde başarılı olduğu görülmüştür. Gelecek dönemlerde yapılacak olan çalışmalar için seçilen herhangi bir atık su arıtma tesisinin veri aralığı ve çeşitliliği geniş olacak şekilde farklı bir model seçilerek performans parametreleri değerlendirilebilir. Kullanılacak veri setinin model ile doğruluğunun anlaşılabilmesi için istatistiksel analizlere başvurulabilir.

## 7. KAYNAKLAR

Bu tez çalışmasında Vancouver atıf sistemi kullanılmıştır.

1. Saad I. (2018), Karaçomak Barajı Havzasında Bazı Su Kalitesi Parametrelerine Yapay Sinir Ağı (YSA) Tekniklerinin Uygulanması, Doktora Tezi, Ksatomonu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kastamonu.
2. Ayyıldız H. (2015), Tekstil Atık Suyunun Çöktürmeyle Arıtımından Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Arıtımının Modellenmesi ve pH Denetimi, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
3. Çeşmeci M. (2007), Çorum İlindeki Tavuk Çiftliklerinin Atıklarının Yer Altı Suyu Kirliliğine Etkisi ve Yapay Sinir Ağı Modellemesi, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
4. Aksoy B. (2018), Mevsimsel Değişikliğin Filyos Çayı Su Kalitesine Etkilerinin Yapay Sinir Ağı İle Belirlenmesi, Doktora Tezi, Bülent Ecevit Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Zonguldak.
5. Güçlü D., Dursun Ş., (2007), “Aktif Çamur Prosesi Havalandırma Havuzu Askıda Katı Madde (AKM) Konsantrasyonunun Mekanistik, Yapay Sinir Ağı ile Hibrit Yöntemlerle Modellenmesi”, Selçuk Ü. Mühendislik Mimarlık Dergisi, 22, 4-14.
6. Bingül Z., Altıkat A., (2017), “Evse Nitelikli Atıksu Arıtma Tesisi Çıkı Sularının Tarımsal Sulamada Kullanılabilirliği”, Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enst. Dergisi, 7 (4), 69-75.
7. Turhan E., Çağatay H., Çetin A., (2016), “Yapay Sinir Ağı Yöntemleri ile Aşağı Seyhan Ovası Alt Havzası Yağış-Akış İlişkisinin Modellenmesi ve Yağışlı-Kurak Dönemler Açısından İrdelenmesi”, Çukurova Ü. Mühendislik Mimarlık Dergisi, 31 (2), 227-241.
8. ÇŞB, Bolu ili 2014 yılı Çevre Durum Raporu. 2015, Çevre ve Şehircilik Bakanlığı - ÇED Hizmetleri ve Çevre İzinleri Şube Müdürlüğü.
9. Demirel A., ( 20.12.2018) Bolu Belediyesi Fen İşleri Müdürü ‘nden bilgi alınmıştır.
10. Ser G., Bati C., (2019),” Derin Sinir Ağları ile En İyi Modelin Belirlenmesi: Mantar Verileri Üzerine Keras Uygulamaları”, Yüzüncü Yıl Ü. Tarım Bilimleri Dergisi, 29 (3), 406-418.
11. Yurdusev M.A., Acı M., Turan M.E., İçağa Y., (2008), “Akarçay Nehri Aylık Akımlarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini”, C.B.Ü. Fen Bilimleri Dergisi, 4 (1), 73-88.
12. Bozdemir S. (2019), Nilüfer Çayı Su Kirliliğinin Yapay Sinir Ağı İle Değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Bursa Uludağ Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bursa.
13. Karabaş H, Arifoğlu Y, (2020),” Evaluation of Düzce Municipality Center Wastewater Treatment Plant Wastewater in Terms of Treatment Efficiency”, Journal of Environmental and Natural Studies, 2 (1), 1-9.
14. Söylemez Ö., Ergen B., (2020), ‘Farklı Evrişimsel Sinir Ağı Mimarilerinin Yüz İfade Analizi Alanındaki Başarımlarının İncelenmesi’, DÜMF Mühendislik Dergisi, 11 (1), 123-133.
15. Yılmazkulaş D. (2017), Elektrokimyasal Prosesi İle İlaç Endüstrisi Atık Sularından Farmasötik Mikro Kirlleticilerin Gideriminin Yapay Sinir Ağı Yaklaşımıyla Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Gebze Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Gebze.

16. Erdem F., (2020), “S. Cerevisiae ile Remazol Sarı (RR) Giderimine Yapay Sinir Ağı (YSA) Yaklaşımı”, Uludağ Ü. Mühendislik Fakültesi Dergisi, 24 (2)
17. Turan F., Ülkü G., (2013), “Gökpinar ve Çürüksu Çaylarının Kirlilik Parametre ve Yüklerinin İzlenmesi”, Pamukkale Ü. Mühendislik Bilimleri Dergisi, 19(3), 133-144.
18. İnallı K., Işık E., Dağtekin İ., (2014),” Karakaya HES’de Verim ve Üretim Parametrelerinin Yapay Sinir Ağı ile Tahmini”, Mühendislik Dergisi, 5 (1), 59-68.
19. Cengil E., Çınar A., (2016), ‘A New Approach For Image Classification: Convolutional Neural Network’, European Journal of Technic EJT, Vol 6 .
20. Srinivasamurthy R S., Understanding 1D Convolutional Neural Networks Using Multiclass Time-Varying Signals, Clemson University, Master of Science Computer Engineering, 2018, pp. 1-99.
21. Ergin T., Convolutional Neural Network (ConvNet yada CNN) nedir, nasıl çalışır? <https://medium.com/@tuncerergin/convolutional-neural-network-convnet-yada-cnn-nedir-nasil-calisir-97a0f5d34cad> erişim tarihi: 01.10.2020
22. İnık Ö., Ülker E., (2017), ‘Derin Öğrenme ve Görüntü Analizinde Kullanılan Derin Öğrenme Modelleri’, Gaziosmanpaşa Journal of Scientific Research, 6 (3), 85-104.
23. Sönmez D., Geri Yayılım Algoritması’na Matematiksel Yaklaşım, 2018, <https://www.derinogrenme.com/2018/06/28/geri-yayilim-algoritmasina-matematiksel-yaklasim/> erişim tarihi: 12.10.2020
24. Gülcü A., Kuş z., (2019), ‘Konvolüsyonel Sinir Ağlarında Hiper-Parametre Optimizasyonu Yöntemlerinin İncelenmesi’, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 7 (2), 503-522.
25. Yeşilyurt A., Veri Bilimi İçin Python Kütüphaneleri, <https://medium.com/@amine.yesilyurt/python-kütüphaneleri -e59fe08cc276> erişim tarihi: 10.10.2020
26. Kirazyaz S., Avcı O., Abdeljaber O., İnce T., Gabbouj M., Inman D., “ 1D Convolutional Neural Networks and Applications – A Survey”
27. Esen E., (2014), “Reel Çıktıdaki Dalgalanmalar Geçici mi Yoksa Kalıcı mı? OECD Ülekeleri İçin Bir Panel Veri Analizi” Eskişehir Osmangazi Üni. İİBF Dergisi,9(2), 7-23.
28. Uğurlu E., Durağanlık ve Birim Kök Sınamaları, <https://iibfdergi.deu.edu.tr/index.php/cilt1-sayil1/article/view/275> erişim tarihi:25.11.2020
29. Kocabıyık T., (2016), “Johansen Eşbütünleşme Testinde Karar Aşamalarının Analizi”, Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi CİEP Özel Sayısı
30. Genceli M., (2012), “Durbin Watson Testinin İrdelenmesi” Maliye Araştırma Merkezi Konferansları, 0(33): 0-0.
31. Pekgör, A , Erişoğlu, M , Karakoca, A , Erişoğlu, Ü . (2018). Empirical Type 1 Error Rate and Power Comparisons of Normality Tests with R . Cumhuriyet Science Journal , 39 (3) , 799-811.
32. Erkuş A., Oygün E., Türkmenoğlu M., Aldemir A., (2018), “ Boya Endüstrisi Atıksularının Karakterizasyonu”, Yüzüncü Yıl Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi/ Journal of the Institute of Natural & Applied Sciences 23 (3): 308-319.

33. Ertuğrul T., Berktaş A., Nas B., (2004), ‘‘ Organik ve Ph Şok Yüklemelerinin Ardışık Kesikli Reaktörlerde (AKR) Arıtım Verimine Etkisi’, S.Ü. Müh.-Mim. Fak. Derg., c.19, s.2.
34. Gürtekin E., Şekerdağ N., (2006), ‘‘ Aktif Çamur Proseste Aşırı Çamur Üretimini Azaltmak İçin Kullanılan Yöntemler’’, Uludağ Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, Cilt 11, Sayı 1.
35. Guo Z., Du B., Wang J., Shen Y., Li Q., Feng D., Gao X. ve Wang H., (2020) ‘‘ Data-Driven Prediction And Control Of Wastewater Treatment Process Through The Combination Of Convolutional Neural Network And Recurrent Neural Network’’ , RSC Adv., 2020, 10, 13410-13419.
36. Yurtsever M., Yurtsever U., (2019) ‘‘ Use of a convolutional neural network for the classification of microbeads in urban wastewater’’, Chemosphere., 216, 271-280.



## 8. ÖZGEÇMİŞ

**Adı ve Soyadı** : Ebrar ARAS

**Doğum Tarihi**

**Doğum Yeri**

**Eğitim**

**E-posta Adresi** :

## 9. ORJİNALLİK RAPORU

11b- İntihal beyan formu



T.C.  
**BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ**  
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ

### ÖĞRENCİ ve TEZ DANIŞMANI İNTİHAL BEYAN FORMU

|                                            |                                                                                                  |                                         |                                |
|--------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------|--------------------------------|
| Anabilim Dalı                              | ÇEVRE MÜHENDİSLİĞİ                                                                               |                                         |                                |
| Öğrencinin Adı ve Soyadı                   | EBRAR ARAS                                                                                       |                                         |                                |
| Numarası                                   | 18261070103                                                                                      |                                         |                                |
| Lisansüstü Programı                        | Tezli Yüksek Lisans <input checked="" type="checkbox"/>                                          | Doktora <input type="checkbox"/>        |                                |
| Tez Sınavına Girdiği Eğitim Yılı ve Dönemi | 2020 / 2021                                                                                      | <input checked="" type="checkbox"/> Güz | <input type="checkbox"/> Bahar |
| Tez Sınavına Girdiği Tarih                 | 29.12.2020                                                                                       |                                         |                                |
| Tezin Sayfa Sayısı                         | 66                                                                                               |                                         |                                |
| Tez Başlığı (Tr)                           | ATIK SU ARITMA TESİSİ MODELLEMESİ VE PERFORMANS PARAMETRELERİ DEĞERLENDİRİLMESİ: BOLU İLİ ÖRNEĞİ |                                         |                                |
| Tez Başlığı (En)                           | WASTEWATER TREATMENT PLANT MODELLING AND PERFORMANCE PARAMETERS EVALUATION: THE CASE OF BOLU     |                                         |                                |

Teze ilişkin 15 / 01 / 2021 tarihinde yapılan Turnitin adlı intihal tespit programından enstitü müdürlüğünce belirlenen filtrelemeler uygulanarak alınmış olan benzerlik raporuna göre, tezin benzerlik oranı % 19 olarak tespit edilmiştir.

Bu tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edilmesi durumunda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimizi ve yukarıda vermiş olduğumuz bilgilerin doğru olduğunu beyan ederiz.

EBRAR ARAS 28.01.2021  
Öğrenci  
(Adı, Soyadı, tarih ve İmza)

DOÇ.DR. ARDA YALÇUK 28.01.2021  
Tez Danışmanı Onayı  
(Adı, soyadı, tarih ve İmza)

#### Açıklamalar:

- 1- Tez savunma sınavı sonrasında başarılı bulunan öğrencinin tez çalışması muhtemel değişiklikleri içeren dosya kullamlarak ikinci kez benzerlik raporu alınır. "Öğrenci ve Tez Danışmanı İntihal Beyan Formu"na işlenir.
- 2- Bu form öğrenci tarafından elektronik ortamda hazırlandıktan ve tez sınavından sonra "tez teslim formu (tez sınavı sonrası)" ile birlikte öğrenci dosyasında saklanmak üzere tez danışmanı tarafından EADB aracılığı ile Enstitüye teslim edilmelidir.