

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**ANLIK DEBİ VE BASMA YÜKSEKLİĞİ KULLANARAK DALGIÇ  
POMPALARIN İDEAL VERİMLERİNİN YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE  
TAHMİNİ**

**Rifat KURBAN**

**ENTEĞRE SU YÖNETİMİ ANABİLİM DALI**

**ANKARA  
2022**

**Her hakkı saklıdır**

## ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

### ANLIK DEBİ VE BASMA YÜKSEKLİĞİ KULLANARAK DALGIÇ POMPALARIN İDEAL VERİMLERİNİN YAPAY ZEKÂ TEKNİKLERİ İLE TAHMİNİ

Rifat KURBAN

Ankara Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Entegre Su Yönetimi Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Metin GÜNER

Su yaşamın vazgeçilmez bir gereksinimidir. Kentsel, tarımsal ve endüstriyel su temini ve dağıtım sistemlerinin en önemli bileşenleri pompalar ve motorlardır. Yer altından su temini için genellikle dalgıç pompalar tercih edilir. Su temininde karşı karşıya kalınan en önemli sorunların başında enerji tüketimi gelir. Eğer bir dalgıç pompa doğru işletim noktasında çalışmıyorsa verimi ciddi oranda düşer. Maalesef dalgıç pompalar sürekli olarak izlenemedikleri için verimli mi verimsiz mi çalıştığı da tespit edilemez. Uzaktan izleme sistemine sahip dalgıç pompalarda ise operatörler uzman değilse genellikle pompa verimine ilişkin yorum yapamaz. Bu durumda, oldukça fazla enerji israfı gerçekleşir. Bu tez çalışmasında, anlık debi ve basma yüksekliği bilinen veya bir uzaktan izleme sistemi ile yazılımsal olarak takip edilebilen bir dalgıç pompaya sahip bir sondaj kuyusunun doğru işletim noktasında çalışan bir pompa ile yenilenmesi veya doğru frekansta çalışması halinde yani ideal durumda ne kadar enerji tüketeceğini belirleyebilen bir yapay zekâ regresyon modeli önerilmiştir. Önerilen model Matlab yazılımında simüle edilmiş ve Microsoft Azure Machine Learning Studio bulut bilişim uygulamasında gerçekleştirilerek nesnelerin interneti teknolojisi ile çalışan web tabanlı bir su yönetim sistemi uygulamasına gerçek-zamanlı olarak entegre edilmiştir. Yapılan simülasyon çalışmaları ve saha uygulamaları, önerilen modelin başarıyla ideal enerji tüketimini belirleyebildiği ve operatörlere pompa seçim önerileri sunabildiğini göstermiştir.

**Eylül 2022, 73 sayfa**

**Anahtar Kelimeler:** Dalgıç pompa, verim, enerji tüketimi, yapay zekâ, su yönetim sistemi, bulut bilişim, nesnelerin interneti.

## ABSTRACT

Master Thesis

### PREDICTION OF IDEAL EFFICIENCIES OF SUBMERSIBLE PUMPS WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES USING THE INSTANT FLOW RATE AND HEAD

Rifat KURBAN

Ankara University  
Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Department of Integrated Water Management

Supervisor: Prof. Dr. Metin GÜNER

Water is an indispensable necessity of life. The most important components of urban, agricultural, and industrial water supply and distribution systems are pumps and motors. Submersible pumps are generally preferred for underground water supply. Energy consumption is one of the most important problems encountered. If a submersible pump is not operating at the correct operating point, its efficiency drops drastically. Unfortunately, since submersible pumps cannot be monitored continuously, it cannot be determined whether they are working efficiently or inefficiently. With a remote monitoring system, operators cannot generally comment on pump efficiency unless they are experts. In this case, quite a lot of energy is wasted. In this thesis, an artificial intelligence regression model is proposed that can determine how much energy of a borehole with a submersible pump whose instantaneous flow and head is known or is remotely monitored with a software system, will consume in the ideal case by replacing the actual pump or operating it at the right frequency. The proposed model is simulated in Matlab software and implemented in Microsoft Azure Machine Learning Studio cloud computing application and integrated into a web-based water management system software working in real-time with Internet of Things technology. Simulation studies and field applications have shown that the proposed model can successfully determine the ideal energy consumption and offer pump selection recommendations to the operators.

**September 2022, 73 pages**

**Key Words:** Submersible pump, efficiency, energy consumption, artificial intelligence regression techniques, water management system, cloud computing, internet of things.

## ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Bilgisayar Mühendisliği alanındaki lisans, yüksek lisans, doktora ve doktora sonrası eğitimlerim sonrası, 2012 yılından beri danışmanlığımı yapmakta olduğum ve halen firma ortağı olarak da çalışmakta olduğum Erciyes Teknopark'ta kurulmuş bir araştırma-geliştirme firması olan Envest Enerji ve Su Teknolojileri Ltd. Şti.'nde geliştirdiğimiz su temin ve dağıtım sistemlerine yönelik enstrümantasyon, uzaktan kontrol üniteleri ve yönetim yazılımları ile alakalı olarak “su yönetimi” konusunda bir eğitim almak ve ortaya bir çalışma koymak isteğimle 2019 yılında Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Entegre Su Yönetimi Anabilim Dalı'nda kendimi yeniden öğrenci olarak buldum. Her ne kadar pandemi dönemine denk gelmiş olsa da çok verimli bir ders ve tez dönemi geçirdim. Bu süreç boyunca, başta danışman hocam Prof. Dr. Metin GÜNER olmak üzere bu çalışmada doğrudan veya dolaylı katkıları olan Prof. Dr. Yeşim AHİ, Doç. Dr. Alper Serdar ANLI, Doç. Dr. Gökşen ÇAPAR'a, ders aldığım tüm hocalarıma ve değerli jüri üyelerine teşekkürlerimi sunarım. Bu çalışma boyunca, veri sağlama konusunda desteklerini esirgemeyen Envest firmasının yöneticileri, başta Ahmet KÜTÜK olmak üzere, Necmettin KÜTÜK, Kadir Emre KIŞ, Ramazan ŞENTÜRK ve Fatih KÜTÜK'e ve ayrıca Temsu Mühendislik firmasından Mehmet ANLATICI'ya şükranlarımı sunarım. Yüksek lisans ders dönemi ve tez çalışmasının saha testleri için bana izin veren ve destekleyen, halen Dr. Öğr. Üyesi olarak görev yapmakta olduğum, Kayseri Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu kurum amirlerim Prof. Dr. Ercan KARAKÖSE, Doç. Dr. Ali DURMUŞ ve Mustafa KARSLI'ya teşekkürlerimi sunarım. Son olarak, manevi desteklerinden ötürü başta kızım Melike'ye, anneme, babama ve hayatıma giren tüm güzelliklere sevgilerimi ve teşekkürlerimi sunarım.

Rifat KURBAN  
Ankara, Eylül 2022

## İÇİNDEKİLER

### TEZ ONAY SAYFASI

ETİK .....	i
ÖZET .....	ii
ABSTRACT .....	iii
ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR.....	iv
SİMGELER DİZİNİ .....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ .....	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ .....	x
1. GİRİŞ .....	1
1.1 Dalgıç Pompalar .....	2
1.2 Nesnelerin İnterneti .....	5
1.3 Bulut Bilişim .....	7
1.4 Regresyon Yöntemleri .....	9
1.4.1 Doğrusal regresyon modelleri (Linear Regression Models).....	10
1.4.2 Gauss süreç regresyonu (Gaussian Process Regression) .....	11
1.4.3 Regresyon ağaçları (Regression Trees) .....	12
1.4.4 Karar destek makineleri (Support Vector Machines) .....	13
1.4.5 Ağaçlar topluluğu (Ensemble of Trees).....	14
1.4.6 Sinir ağları (Neural Networks) .....	15
1.5 Regresyon Hata Metrikleri.....	17
1.5.1 Ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error – MAE) .....	18
1.5.2 $R^2$ (R Kare) .....	18
1.5.3 Kök ortalama karesel hata (Root Mean Squared Error – RMSE) .....	19
1.6 Tezin Amacı .....	19
2. KURAMSAL TEMELLER VE/VEYA KAYNAK ÖZETLERİ.....	21
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	23
3.1 Materyal ve Veri Elde Etme.....	24
3.2 Önerilen Yöntem .....	40
4. BULGULAR VE TARTIŞMA .....	42
4.1 Matlab Simülasyon Sonuçları .....	42

<b>4.2 Microsoft Azure Machine Learning Studio (AzureMLS) Sonuları.....</b>	<b>51</b>
<b>4.3 SCADA Entegrasyonu ve Gerek-zamanlı Uygulamalar.....</b>	<b>59</b>
<b>5. SONULAR .....</b>	<b>66</b>
<b>KAYNAKLAR .....</b>	<b>69</b>
<b>ÖZGEMİŐ.....</b>	<b>73</b>



## SİMGELER DİZİNİ

Q	Debi (m <sup>3</sup> /saat)
Hm	Basma yüksekliği (head meter)
$\eta$	Verim (%)
P	Güç (enerji tüketimi kWh)

### Kısaltmalar

WSS	Su temin sistemi (water supply system)
SCADA	Merkezi denetim ve veri toplama (supervisory control data acquisition)
VSD	Değişken hız kontrol sürücüsü (variable speed driver)
GPR	Gauss süreç regresyonu (Gaussian process regression)
SVM	Destek vektör makinası (support vector machine)
YSA	Yapay sinir ağı (neural network)
IoT	Nesnelerin interneti (internet of things)
IIoT	Endüstriyel nesnelerin interneti (industrial internet of things)
PLC	Programlanabilir lojik kontrolör (programmable logical controller)
RTU	Uzak terminal ünitesi (remote terminal unit)
NCS	Ağa bağlı kontrol sistemi (networked control system)
AzureMLS	Microsoft Azure Machine Learning Studio
MAE	Ortalama mutlak hata (mean absolute error)
R <sup>2</sup>	Belirleme katsayısı (coefficient of determination)
RMSE	Kök ortalama karesel hata (root mean squared error)
API	Uygulama programlama arayüzü (application programming interface)
API Key	API güvenlik anahtarı
POST	HTTP istek protokolü
JSON	Javascript nesne notasyonu (javascript object notation)
BTSYS	Bulut tabanlı su yönetim sistemi

## ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 Derin kuyu dalgıç pompası ve bileşenleri.....	5
Şekil 1.2 Bulut bilişim ve bulut hesaplama çalışma diyagramı. ....	8
Şekil 1.3 Microsoft Azure Machine Learning Studio çalışma ekranı. ....	9
Şekil 1.4 Örnek bir karar ağacı yapısı.....	12
Şekil 1.5 Basit bir sınıflandırma ağacı. ....	13
Şekil 1.6 Sinir ağlarının çalışma yapısı.....	16
Şekil 1.7 Yapay nöron modeli. ....	17
Şekil 3.1 Önerilen tahmin modelinin blok diyagramı.....	24
Şekil 3.2 Envest firması pompa test laboratuvarı .....	25
Şekil 3.3 Pompa katalog verilerinin derlenmesi ve uzman görüşleri ile düzenlenmesi.....	26
Şekil 3.4 SP 95-11 pompasının performans eğrileri .....	27
Şekil 3.5 Sahada derin kuyu dalgıç pompa testi .....	28
Şekil 3.6 Sahadaki dalgıç pompa testinin mobil uygulama ile uzaktan izlenmesi.....	29
Şekil 3.7 Önerilen anlık debi ve basma yüksekliğinden dalgıç pompanın ideal veriminin ve ideal güç tüketiminin tahmini belirleyen yöntemin blok diyagramı. ....	40
Şekil 4.1 Matlab Regression Learner uygulaması ana ekranı, yeni oturum menüsü ve veri kümesi. ....	43
Şekil 4.2 Model-V için veri kümesindeki her bir kayıt (yatay eksen) için ideal sistem verimleri (dikey eksen).....	44
Şekil 4.3 Model-V için eğitim sonrası RMSE hata metriği ve sistem yanıt çizimi (response plot- mavi:orijinal çıkış, turuncu: model tahmini) .....	44
Şekil 4.4 Model-V için test verileri gerçek yanıt ve tahmin edilen yanıt gösterimi.....	45
Şekil 4.5 Model-V için test verileri hata miktarları (true response vs residuals).....	46
Şekil 4.6 Model-P için eğitim sonrası RMSE hata metriği ve sistem yanıt çizimi (response plot- mavi:orijinal çıkış, turuncu: model tahmini) .....	48
Şekil 4.7 Model-P için test verileri gerçek yanıt ve tahmin edilen yanıt gösterimi. ....	49
Şekil 4.8 Model-P için test verileri hata miktarları ( <i>true response vs residuals</i> ).....	49
Şekil 4.9 AzureMLS kullanılarak Model-P'nin gerçekleştirilmesi.....	51
Şekil 4.10 AzureMLS kullanarak Model-P'nin Boosted Decision Tree ve tüm veri kümesi kullanılarak gerçekleştirilmesi. ....	54
Şekil 4.11 AzureMLS üzerinde Model-P'nin Boosted Decision Tree ve tüm veri kümesi kullanılarak gerçekleştirilmesi sonucu gerçek ideal enerji tüketimi (P1) ve model tahminleri (Scored Labels).....	54

Şekil 4.12 AzureMLS kullanılarak Model-P'nin Boosted Decision Tree ve tüm veri kümesi kullanılarak eğitilen modelden (Training Experiment) tahmin modelinin oluşturulması (Predictive Experiment). .....	55
Şekil 4.13 AzureMLS kullanarak Model-P için oluşturulan yapay zeka tahmin modelinin web servis ekranı.....	56
Şekil 4.14 AzureMLS Web Servisi Yönetimi (Web Services Management) ekranı. ....	56
Şekil 4.15 AzureMLS Test endpoint ekranı.....	57
Şekil 4.16 AzureMLS Use endpoint ekranı. ....	58
Şekil 4.17 AzureMLS'de oluşturulan yapay zeka tahmin modeli uygulama geliştirme arayüzünün (API) yardım sayfası. ....	58
Şekil 4.18 Koru1000 BTSYS (Bulut Tabanlı Su Yönetim Sistemi) v1.6 yazılım ekranı. ....	59
Şekil 4.19 AQUA CNT 100F Kompakt Tip Pompa Kontrol ve Su İzleme Cihazı (dahili ultrasonik debimetrelı). ....	60
Şekil 4.20 Uygulama Kuyusu -1: Debi 90.3 m <sup>3</sup> /h, Hm 123.6 m ve P1 Enerji Tüketimi 75.9 kWh.....	61
Şekil 4.21 Uygulama Kuyusu -1: Yapay Zekâ ile İdeal Enerji Tüketim Tahmini 51.3 kWh. ....	62
Şekil 4.22 Uygulama Kuyusu -1 için akıllı pompa seçimi ve potansiyel enerji tasarrufu tahmini. ....	63
Şekil 4.23 Uygulama Kuyusu -2: Debi 43.9 m <sup>3</sup> /h, Hm 59.7 m ve P1 Enerji Tüketimi 12.1 kWh.....	64
Şekil 4.24 Uygulama Kuyusu -2 için akıllı pompa seçimi ve potansiyel enerji tasarrufu tahmini. ....	65

## ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1 8 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri .....	30
Çizelge 3.2 17 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri .....	31
Çizelge 3.3 30 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri .....	32
Çizelge 3.4 46 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri. ....	33
Çizelge 3.5 60 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri. ....	34
Çizelge 3.6 77 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri. ....	35
Çizelge 3.7 95 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri. ....	36
Çizelge 3.8 125 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri. ....	37
Çizelge 3.9 160 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri. ....	38
Çizelge 3.10 215 m <sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri. ....	39
Çizelge 4.1 Model-V için Matlab’de oluşturulan yapay zekâ regresyon modellerinin hata metrikleri. ....	47
Çizelge 4.2 Model-P için Matlab’de oluşturulan yapay zekâ regresyon modellerinin hata metrikleri. ....	50
Çizelge 4.3 AzureMLS regresyon yöntemleri ayar parametreleri. ....	52
Çizelge 4.4 Model-P için AzureMLS’de oluşturulan yapay zekâ regresyon modellerinin hata metrikleri.....	53

## 1. GİRİŞ

Enerji ve su insanlığın en temel ihtiyaçlarındandır. Su temini ve dağıtımını için harcanan enerji dünyadaki üretilen toplam enerjinin yaklaşık %10-20'si civarındadır (Oshurbekov vd. 2020). Su temin sistemlerinin en önemli elemanı pompa ve motorlardır.

Bir su temini sistemi (water supply system – WSS); evler, endüstriyel işletmeler ve tarımsal sulama için suyun toplanması, iletilmesi, arıtılması, depolanması ve dağıtımını için meydana getirilen altyapıların tamamı olarak tanımlanabilir (Haider vd. 2014). Tüm belediye hizmetlerinden içme suyu temini belki de en hayati olanıdır. İnsanlar yeme, içme, yıkanma, atıkların uzaklaştırılması ve diğer ev ihtiyaçları için suya bağımlıdır.

Genel olarak bir su temin sisteminin 4 aşamadan oluştuğu kabul edilmektedir (Swamee & Sharma 2008):

1. Su kaynakları,
2. Arıtma prosesleri ve depolama,
3. İletim hatları (pompalama ve/veya cazibe) ve
4. Dağıtım ağı.

Su temin sistemlerinde tüketilen enerjinin büyük bir kısmı genellikle su pompa istasyonları tarafından tüketilmektedir. Enerji maliyetleri, işletme maliyetlerinin ana parçasıdır. Pompa, motor, dağıtım sistemleri, pompa sürücüler ve enerji tüketimi planlaması gibi öğeler, bir pompa istasyonunun toplam işletme maliyetini etkileyen unsurlardır (Guyer 2018). Birçok çalışmada pompa istasyonlarının elektrik tüketimine önemli katkı sağladığına dikkat çekilmiştir. Bu nedenle pompa istasyonları ile ilgili süreçlerde verimliliğin artırılması çok gerekli ve kritiktir (Zimoch & Bartkiewicz 2017).

Su temin sistemlerinde enerji tüketiminin azaltılmasında kullanılan birkaç yöntem vardır (Moreira & Ramos 2013):

1. Kontrol ve izleme sistemlerinin (Supervisory Control and Data Acquisition, SCADA) uygulanması,

2. Mevcutta çalışan pompalarının verimlerinin analiz edilmesi ve ideal verimde çalışıp çalışmadıklarının tespit edilmesi, verimsiz olan pompa ve motorların daha yüksek verimli pompalar ve motorlar ile değiştirilmesiyle beraber değişken hız kontrol sürücülerinin (Variable Speed Driver - VSD) kullanılması,
3. Su temin sistemlerinde alternatif enerji kaynaklarının kullanılması.

Tarımsal sulama, içme suyu temini ve dağıtımı ile endüstriyel su proseslerinde kullanılan dalgıç pompaların uzaktan izlenmesi ve kontrolü için SCADA sistemleri kullanılmaktadır (Kurban vd.). Bir pompanın veriminin ölçülebilmesi için pompanın çalışırken tükettiği anlık enerjinin, pompanın basmakta olduğu suyun debisinin ve pompanın basma yüksekliğinin bilinmesi gerekmektedir (Sekmen vd.). Terfi pompa merkezlerinde çalışan santrifüj pompaların basma yüksekliği pompa çıkış basıncı ve giriş basıncı arasındaki farkın hesaplanması ile elde edilirken, dalgıç pompaların anlık basma yüksekliğinin hesabı için yer altı su dinamik seviyesi, hat basıncı ve kolon borusu sürtünmelerinin hesap edilmesi gerekmektedir (Güner 2020). Santrifüj pompaların optimizasyonu simülasyon teknikleri ile yapılabilmektedir (Zhou vd. 2013). Ancak daha önemli bir problem mevcuttaki pompanın ilgili sistemin ihtiyaçları doğrultusunda doğru seçilip seçilmediği ile alakalıdır.

### **1.1 Dalgıç Pompalar**

Kentsel, tarımsal ve endüstriyel uygulamalarda kullanılacak suyun göl, baraj, dere, ırmak veya yer altı suyu gibi kaynaklardan temini için kullanılan makinelere pompa adı verilir. Pompalar, güç kaynağından aldıkları mekanik enerjiyi ilgili sıvıya veren mekanik sistemlerdir. Pompaların sınıflandırılması çok farklı değişkenlere göre yapılabilir. Örneğin: kullanım alanlarına göre (endüstriyel veya tarımsal), yapıldıkları malzemeye göre (dökme demir, döküm çelik, paslanmaz çelik), ilettikleri sıvılara göre (temiz su, atık su, gıda, çamur) pompaların sınıflandırılmasında kullanılmaktadır. Ancak günümüzde pompalar sıvılara verdikleri enerjiye göre sınıflandırılmaktadır. Pompalar genelde yer değiştirmeli (pozitif hacimsel) ve santrifüj (roto dinamik) pompalar olarak sınıflandırılmaktadır. Pozitif pompalarda akışkana verilen enerji kesiklidir ve iletim de kesikli olur. Santrifüj pompalar ise akışkana sürekli enerji verir (Güner & Keskin 2012).

Santrifuj pompalar çok deęişik tiplerde imal edilir. Bu tipler ancak benzer noktalar göz önüne alınarak sınıflandırılabilir:

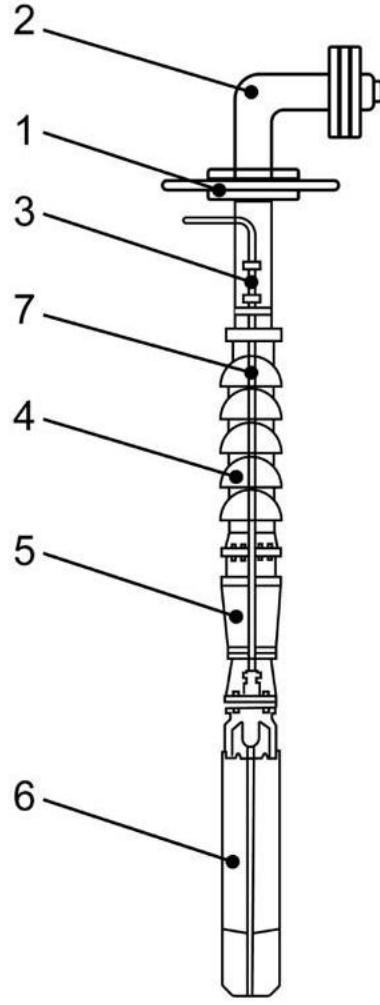
1. Suyun pompa içindeki hareketine göre;
  - a. Radyal akışlı
  - b. Aksiyal akışlı
  - c. Karışık akışlı
2. Kademe sayısına göre;
  - a. Kademesiz
  - b. Kademeli
3. Çarkların biçimine göre;
  - a. Açık çarklı
  - b. Yarı açık çarklı
  - c. Kapalı çarklı
4. Suyun çarka girişine göre;
  - a. Tek girişli
  - b. Çift girişli
5. Gövde yapısına göre;
  - a. Salyangoz
  - b. Difüzör
6. Suyu emme durumlarına göre;
  - a. Kendinden emişli
  - b. Kendinden emişli olmayan
7. Pompa milinin durumuna göre;
  - a. Yatay milli
  - b. Düşey milli
  - c. Eğik milli
8. Gövdenin durumuna göre;
  - a. Yatay düzlemde ayrılan
  - b. Düşey düzlemde ayrılan
9. Basınç durumuna göre;
  - a. Yüksek basınçlı

- b. Orta basınçlı
- c. Düşük basınçlı

Derin kuyu dalgıç pompaları, düşey milli pompalarının negatif yönlerini gidermek için üretilmiştir. Dalgıç pompalar özel bir elektrik motoruna sahiptir. Dışarıdan bakıldığında yer yüzünde sadece çıkış dirseği görülmektedir. Kolon borusunun bitiminde bir dirsek bulunur. Oturma plakası kolon borusunun, pompanın ve motorun ağırlığını taşımaktadır. Dalgıç motor pompanın alt kısmındadır. Bir yassı kablo vasıtasıyla elektrik motora ulaştırılır. Suya dayanıklı bir elektrik motoru tercih edilir. Pompanın kuyu çapına sığması için ince, pompadan yüksek çıktı elde etmek için de uzun imal edilir. Dalgıç pompanın düşey milli pompalara göre avantajları şu şekilde özetlenebilir (Güner & Keskin 2012):

1. Dalgıç pompa ve motor birbirine doğrudan bağlandığı için uzun bir mil, yatak ve merkezleme elemanları ve yağ iletim borusu gibi yardımcı parçalara ihtiyaç kalmaz.
2. Toprak üstünde sadece çıkış dirseği olduğundan dolayı pompa evine ihtiyaç yoktur.
3. Motor kuyu içinde olduğu için gürültü olmaz.
4. Kurulumu nispeten diğer pompalara göre daha kolaydır. Dalgıç motor ve pompa tek parça olduğu için kolon boruları uç uca eklenerek kısa sürede montaj yapılır.
5. Parça sayısı az olduğu için daha az bakım gerektirir.

Şekil 1.1’de bir derin kuyu dalgıç pompası ve bileşenleri verilmiştir. Bu bileşenler 1: oturma plakası, 2: dirsek, 3:kolon, 4: pompa kademeleri (fanları), 5: süzgeç (filtre), 6: elektrik motoru, 7: elektrik kablosu şeklindedir (Uz & Demir 1995).



Şekil 1.1 Derin kuyu dalgıç pompası ve bileşenleri

## 1.2 Nesnelerin İnterneti

Nesnelerin İnterneti (Internet of Things-IoT), günümüz dünyasında yapay zekâ alanında ulaşılan bir kilometre taşı haline gelmiştir. IoT, kendisine bağlı cihazlardan oluşan büyük bir ağıdır. Bağlı cihazlar veri toplar ve nasıl çalıştırıldığını paylaşır ve atanan görevleri gerçekleştirir. Sensörlerden gelen veriler, IoT ağına bağlanacak olan cep telefonlarımıza ve diğer çeşitli elektrikli cihazlarımıza ve sinyal tabanlı cihazlarımıza aktarılırlar (Laghari vd. 2021).

Son yıllarda kablosuz teknolojilerin gelişimi, IoT olarak adlandırılan yeni bir gelişmeye yol açmıştır. IoT fikri ilk olarak 1998'de nesnelere veya nesnelere İnternet'e bağlamak

için bir kavram olarak tanıtıldı. IoT'nin akıllı evler, sağlık, ulaşım ve çevre gibi birçok IoT uygulamasında geniş bir yelpazede faydaları olduğuna inanılsa da daha verimli, optimize edilmiş izleme ve düşük maliyetle kontrol sağlayarak sektörde önemli bir etkiye sahip olduğu düşünülmektedir.

Endüstriyel IoT (IIoT), gerçek zamanlı izleme, endüstriyel süreçlerin, varlıkların ve zamanın verimli yönetimi ve kontrolü yoluyla düşük operasyonel maliyetlerle yüksek üretim hızı elde etmek için dağıtılan akıllı ve yüksek düzeyde bağlantılı endüstriyel bileşenler ağıdır. IIoT, görev açısından kritik endüstriyel ortamlar nedeniyle gerçek zamanlı endüstriyel operasyonların kesintiye uğramadan daha yüksek düzeyde güvenlik, güvenlik ve güvenilir iletişim gerektiren bir IoT alt kümesidir. IIoT'nin odak noktası, tahmine dayalı bakım ile birlikte endüstriyel varlıkların ve operasyonların verimli yönetimidir (Khan vd. 2020).

Suyun yönetimi, sürecin otomasyonu ile ilişkilendirilebilir. Manuel işleme göre otomasyon, daha kaliteli ve daha az insan kaynağına sahip olmak için en iyi çözümlerden biridir. Bugüne kadar birçok kontrol ve otomasyon sistemi röleler veya elektronik cihazlarla tasarlanmış ve kullanılmıştır. Otomasyon sistemi kurarken, seçilen yapının en ekonomik olup olmadığına dikkat etmek çok önemlidir. Seçilen yapı o zaman için doğru seçim olabilir; ancak, IoT sistemi gibi teknolojideki gelişmeler nedeniyle çok hızlıdır ve otomasyon mekanizmaları için daha iyi bir çözüm sağlayabilir. Bu nedenle, en ekonomik kontrol sistemini kullanmak için, en iyi seçimi elde etmek için öncelikle en iyi kararları verilmelidir.

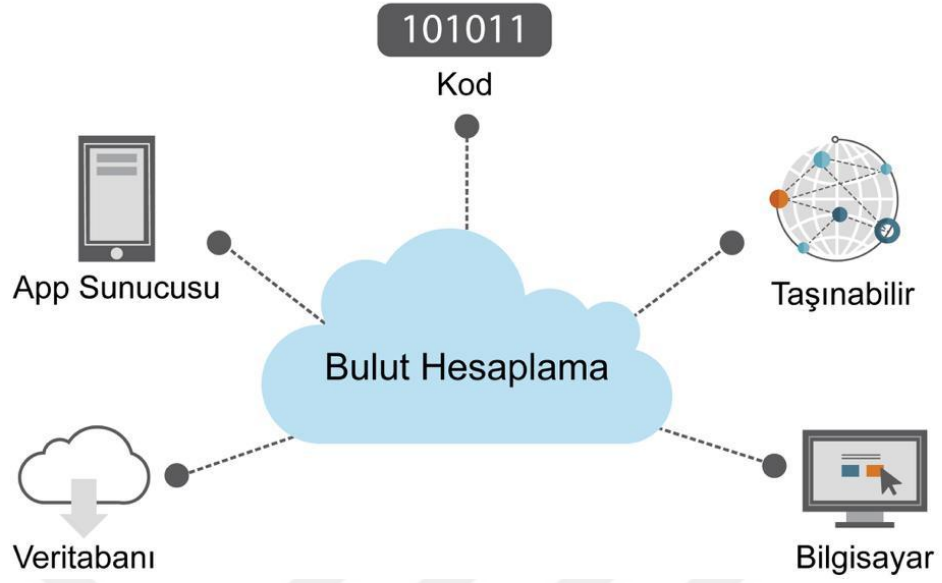
Programlanabilir mantık denetleyicisi (PLC), Denetleyici Kontrol ve Veri Toplama (SCADA) ve Ağa Bağlı Kontrol Sistemi (NCS) gibi bazı otomasyon sistemleri burada düşünülebilir. PLC'ler programlanabilir kontrolördür ve diğer kontrol sistemleri arasında daha fazla güvenilirliğe sahip daha fazla uygulamaya sahiptir; bu nedenle oldukça büyük endüstriyel otomasyon sistemlerinde kullanılması önerilmektedir. PLC'ler genellikle mantık, sıralama ve zamanlama gibi kontrol fonksiyonlarını uygulamak için kullanılır. Ayrıca, petrol ve gaz arıtma, telekomünikasyon, su ve atık kontrolü ve ulaşım gibi endüstrilerdeki tesislerin izlenmesi ve kontrol edilmesinde

kullanılırlar. Uzaktan izleme cihazlarına ve protokollerine sahip birimlere uzak terminal ünitesi (Remote Terminal Unit-RTU) adı verilir. İki eksenli izleme yüzeyli bir prototipte PLC kontrol sisteminin kullanılmasının, sabit güneş panellerine kıyasla toplanan enerjide yaklaşık %40'a varan artışla daha iyi performans sağlayabileceği gösterilmiştir (Hadipour vd. 2020).

### **1.3 Bulut Bilişim**

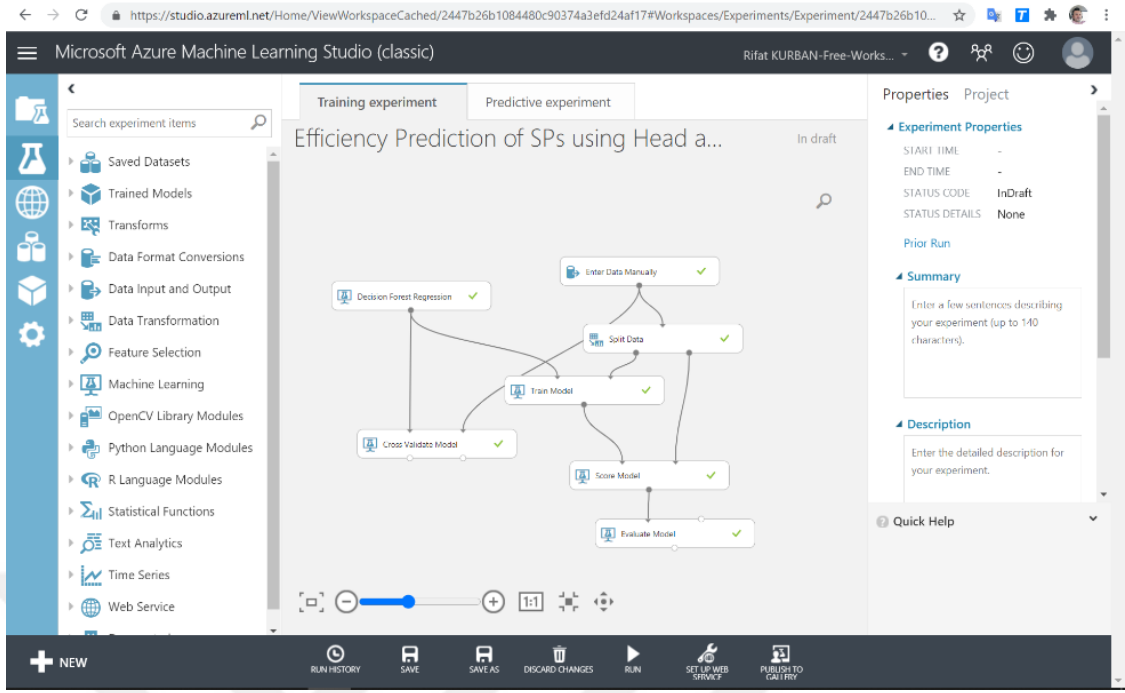
Bulut bilişim, bilgi teknolojisinde gelişen ve bilişim teknolojisi (BT) altyapısı, bileşenleri ve uygulamaları sağlamak için baskın bir iş modeli haline gelen bilgi işlem kaynaklarına erişim sağlayan bir modeldir. Bulut bilişim ile, BT tedariki için ürün merkezli bir model, küresel, dağıtılmış, hizmet merkezli bir modele dönüştürülür ve ürün olarak BT'den hizmet olarak hızlı bir geçişe yol açar. 2007 yıllarında yaygın olarak ortaya çıkmasından bu yana, bulut bilişim, BT hizmetlerinin icat edilme, geliştirilme, dağıtılma, ölçeklenme, güncellenme, bakım ve ödeme yöntemlerini değiştirmiştir. Bulut bilişim, bireylerin ve kuruluşların talep üzerine, herhangi bir cihazdan ve herhangi bir zamanda, ölçülü bir hizmet olarak BT kaynaklarına erişmelerini sağlar. Giriş noktasını yüksek performanslı hesaplamaya indirgeyerek kuruluşların ne sermaye bütçesine ne de operasyonel uzmanlığa sahip oldukları bilgi işlem gücünden yararlanmalarına olanak tanır. Piyasada şu anda talep üzerine BT kaynaklarının kullanılabilirliğini teşvik edilirken, bulut sağlayıcıları, paylaşılan bir bilgi işlem kaynakları havuzuna dayanan ve artan bilgi işlem taleplerine esnek bir şekilde ölçeklenebilen sürekli artan sayıda ve çeşitli hizmetler sunduğu görülmektedir (Sunyaev 2020).

Bilgi Teknolojileri kaynak ve kabiliyetlerinin servis olarak internet üzerinden hizmete hazır hale getirilmesine Bulut Bilişim denir. Paylaşılan Altyapı: Alt yapı adına oluşturulan bütün planlamalar ve yatırımlar, tüketiciler arasında servis sağlayıcılar tarafından sağlanmaktadır. Hizmet Sistemi: İhtiyaç halinde gerekli servisler ve kaynaklar satın alınabilir. Aynı zamanda birçok servis sağlayıcı API (Application Programming Interface – Uygulama Geliştirme Arayüzü) sağlamaktadır.



Şekil 1.2 Bulut bilişim ve bulut hesaplama çalışma diyagramı

Böylelikle kullanıcı ihtiyaç duyduğu kaynağa uygulama içi satın alımlarla ulaşabildiği gibi, yine kullanılan uygulama içerisinden de ulaşabilir. Ölçeklenebilirlik ve Esneklik: Tüketicinin ihtiyaç duyduğu kaynaklar, servis sağlayıcıları tarafından hızlı bir şekilde temin edilir. Kaynaklardan yararlanan tüketici, yalnızca kullandığı kadarınca ücrete tabi tutulur. Belirli bir zaman sonra ihtiyaç duyulmayan kaynaklar ise istenildiği zamanda geri iade edilebilir, bırakılabilir. Yalnızca Kullandığını Öde: Tüketici yalnızca kullandığı kaynaklar için para ödemekle yükümlüdür. Sanallaştırma: Servis sağlayıcıların oldukça kuvvetli olan sanallaştırma kabiliyeti, ihtiyaç duyulan esneklik ve ölçeklenebilirliğe ulaşılmasını sağlar.(Çelik 2021). Bulut bilişim ve bulut hesaplama çalışma diyagramı Şekil 1.2’de verilmiştir.



Şekil 1.3 Microsoft Azure Machine Learning Studio çalışma ekranı

Microsoft Azure Machine Learning Studio, yapay zekâ model eğitimi, dağıtımı ve varlık yönetimi için düşük kod ve kod içermeyen seçenekler sunan web üzerinde çalışan bulut tabanlı bir hesaplama platformudur. Veriye göre, tahmine dayalı analitik çözümler oluşturmak, test etmek ve dağıtmak için kullanılan bulut tabanlı bir hizmettir. Azure Machine Learning Studio (AzureMLS), makine öğrenimi modelleri oluşturmak için kullanılabilen bir sürükle ve bırak aracıdır. Oluşturulan modeller, MS Excel gibi özel uygulamalar tarafından kolayca kullanılacak web servisleri olarak yayınlanabilir. Veri kümeleri ve analiz modülleri sürükle bırak mantığı ile bağlanabilir. Oluşturulan model düzenlenebilir, kaydedilebilir ve tekrar çalıştırılabilir. Tahmine dayalı bir model oluşturulabilir ve başkaları tarafından erişilebilmesi için bir web hizmeti olarak yayınlanabilir (Barga vd. 2015). Şekil 1.3'de Microsoft AzureMLS web uygulaması için örnek bir çalışma ekranı verilmiştir.

#### 1.4 Regresyon Yöntemleri

Regresyon yöntemleri, bir çıkış değişkeni ile bir veya daha fazla giriş değişkeni arasındaki bağıntıyı veya ilişkiyi tanımlar. Matlab yazılımı içinde bulunan araç kutuları,

kaskat ve/veya karma modeller de içinde olacak şekilde doğrusal olmayan, genelleştirilmiş ve doğrusal olan regresyon yöntemleri tanımlamaya ve kullanmaya olanak verir. Bir modeli dizayn edip, çıktıları tahmin etmek veya bu modeli kullanmak, model performansını ölçmek veya görsel olarak ifade etmek için kullanılabilir.

Matlab yazılımı içinde bulunan Regression Learner (Regresyon Öğrenici) uygulaması, çıktılar ile önceden belirlenmiş bir tahmin edici arasındaki ilişkiyi ifade etmeden daha kompleks tahmin eğrilerini içermek için parametrik olmayan yöntemleri de içerir. Eğitim bittikten sonra, sahada uygulama devreye alındığından eğitilmiş modeli yeni veriler kullanarak tahminlemeler yapılabilir.

Matlab Regression Learner uygulaması içinde bulunan ve bu tez çalışmasında kullanılan modeller özet bir şekilde devam eden bölümlerde ifade edilmiştir:

#### **1.4.1 Doğrusal regresyon modelleri (Linear Regression Models)**

İstatistikte, bir sistem yanıtı ile giriş değişkenleri arasındaki ilişkiyi modellemek için önerilmiş bir yaklaşımdır. Giriş değişkeni bir adet ise basit doğrusal regresyon olarak ifade edilirken; birden çok giriş değişkeni olan süreçlere çoklu doğrusal regresyon denir (Freedman 2009). Çoklu doğrusal regresyon, çok değişkenli doğrusal regresyonda birden çok ilişkili bağımlı değişkenin tahmin edildiği durumdan farklıdır (Rencher & Christensen 2012).

Verilerden çıkartılan doğrusal tahmin fonksiyonları kullanılarak ilişkiler modellenir (Muggeo 2003). Giriş değişkenlerin değerleri verilen cevabın bir fonksiyonu olduğu değerlendirilir; ancak bazı durumlarda, koşullu büyüklükler de kullanılabilir. Doğrusal regresyon, değişkenlerin ortak olasılık dağılımından farklı olarak, yanıtın olasılık dağılımına dikkat eder (Neter vd. 1996).

Doğrusal bir regresyon modeli, bir bağımlı değişken ( $y$ ) ile bir veya daha fazla bağımsız değişken ( $X$ ) arasındaki ilişkiyi tanımlar. Bağımlı değişken, yanıt değişkeni olarak da adlandırılır. Bağımsız değişkenlere açıklayıcı veya tahmin edici değişkenler de denir.

Sürekli açıklayıcı değişkenler aynı zamanda ortak değişkenler olarak adlandırılır ve kategorik değişkenler de faktör olarak adlandırılır. Tahmin değişkenleri üzerindeki gözlemlerin matrisi  $X$ 'e genellikle tasarım matrisi denir (Seber & Lee 2012). Çoklu doğrusal regresyon modeli şu şekilde ifade edilebilir:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_p X_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (1.1)$$

burada;  $y_i$   $i$ . yanıt,  $\beta_k$   $k$ . katsayı,  $\beta_0$  sabit,  $X_{ij}$   $j$ . tahmin değişkenini için  $i$ . gözlem,  $j=1, \dots, p$  ve  $\varepsilon_i$  rastgele hata olarak ifade edilen gürültü terimidir.

#### 1.4.2 Gauss süreç regresyonu (Gaussian Process Regression)

Gauss süreç regresyonu (GPR) modelleri, parametrik olmayan çekirdek tabanlı olasılıksal modellerdir. Bir eğitim veri kümesi olsun  $\{(x_i, y_i); i = 1, 2, \dots, n\}$ , burada  $x_i \in \mathbb{R}^d$  ve  $y_i \in \mathbb{R}$  olarak alınmıştır. GPR modeli, yeni giriş vektörü  $x$  ve eğitim verileri göz önüne alındığında,  $y_{yeni}$  yanıt değişkeninin değerini tahmin edilmesini ele alır. Doğrusal bir regresyon modeli şu şekildedir:

$$y = x^T \beta + \varepsilon, \quad (1.2)$$

burada  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 'dir. Hata varyansı  $\sigma^2$  ve  $\beta$  katsayıları verilerden tahmin edilmektedir. Bir GPR modeli, bir Gauss sürecinden (Gauss Process) gizli değişkenleri,  $f(x_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, n$  ve açık temel fonksiyonlar,  $h$ 'yi tanıtarak yanıtı açıklar. Gizli değişkenlerin kovaryans fonksiyonu, yanıtın düzgünlüğünü elde ve temel fonksiyonlar  $x$  girişlerini  $p$  boyutlu bir özellik uzayına yansıtır.

Gauss süreci, bir dizi rasgele değişkendir, öyle ki sonlu sayıda ortak Gauss dağılımı vardır. Eğer  $f(x)$ ,  $x \in \mathbb{R}^d$  bir Gauss süreci ise,  $n$  gözlem  $x_1, x_2, \dots, x_n$  verildiğinde,  $f(x_1), f(x_2), \dots$ , rasgele değişkenlerinin ortak dağılımı  $(x_n)$  Gaussian'dır. Bir Gauss süreç, ortalama fonksiyonu  $m(x)$  ve kovaryans fonksiyonu,  $k(x, x')$  ile tanımlanır. Yani, eğer  $f(x)$ ,  $x \in \mathbb{R}^d$  bir Gauss süreciyse, o zaman  $E(f(x)) = m(x)$  olarak tanımlanır ve  $Cov[f(x), f(x')] = E[\{f(x) - m(x)\}\{f(x') - m(x')\}] = k(x, x')$  'dir.

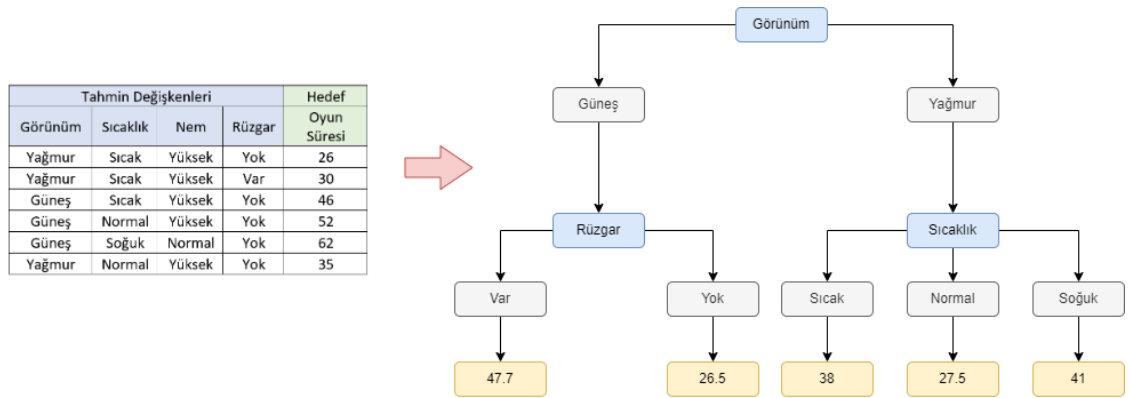
Model şu şekilde ifade edilirse;

$$h(x)^T \beta + f(x), \quad (1.3)$$

burada  $f(x) \sim GP(0, k(x, x'))$ 'dir ve  $h(x)$ ,  $R^d$ 'deki orijinal özellik vektörü  $x$ 'i  $R^p$ 'deki yeni bir özellik vektörü  $h(x)$ 'e dönüştüren bir dizi temel işlevdir.  $\beta$ , temel fonksiyon katsayılarının vektörüdür. Bu model bir GPR modelini temsil eder (Williams & Rasmussen 2006).

### 1.4.3 Regresyon ağaçları (Regression Trees)

Karar ağacı, bir ağaç yapısı şeklinde regresyon veya sınıflandırma modelleri oluşturur. Bir veri kümesini giderek daha küçük alt kümelere ayırırken aynı zamanda ilgili bir karar ağacı aşamalı olarak geliştirilir. Nihai sonuç, karar düğümleri ve yaprak düğümleri olan bir ağaçtır. Bir karar düğümünün (örn., Görünüm), her biri test edilen öznelik için değerleri temsil eden iki veya daha fazla dalı (örn., Güneşli ve Yağmurlu) vardır. Yaprak düğümü (örn. Oyun Süresi) sayısal hedefle ilgili bir kararı temsil eder. En iyi tahmin ediciye karşılık gelen bir ağaçtaki en üstteki karar düğümünü kök düğümü adı verilir (Sayad 2022). Karar ağaçları hem kategorik hem de sayısal verileri işleyebilir. Örnek bir karar ağacı yapısı Şekil 1.4'de verilmiştir.

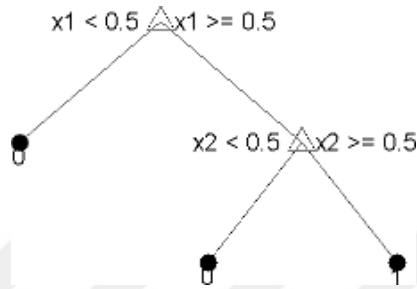


Şekil 1.4 Örnek bir karar ağacı yapısı

Karar ağaçları veya sınıflandırma ve regresyon ağaçları, verilere verilen yanıtları tahmin eder. Bir yanıtı tahmin etmek için, kök (başlangıç) düğümünden bir yaprak düğümüne kadar ağaçtaki kararlar izlenir. Yaprak düğüm yanıtı içerir. Sınıflandırma ağaçları,

'dođru' veya 'yanlıř' gibi kategorik yanıtlar verir. Regresyon ađađları ise skaler cevaplar verir (Breiman vd. 2017).

Matlab yazılımındaki karar ađađları ikilidir (binary). Bir tahmindeki her adım, bir tahmin edicinin (deđiřken) deđerinin kontrol edilmesini iđerir. Örneđin, řekil 1.5'de basit bir sınıflandırma ađacı verilmiřtir:



řekil 1.5 Basit bir sınıflandırma ađacı.

Bu ađaç, sınıflandırmaları  $x_1$  ve  $x_2$  olmak üzere iki öngörücüye dayalı olarak tahmin eder. Tahmin etmek için, bir üçgen ( $\Delta$ ) ile temsil edilen en üst düđümden başlanır. İlk karar,  $x_1$ 'in 0,5'ten küçük olup olmadığıdır. Eđer öyleyse, soldaki dal takip edilir ve ađacın verileri tip 0 olarak sınıflandırdığı görülür. Bununla birlikte,  $x_1$  0,5'i aşarsa, sağ alt üçgen düđüme dođru sağ dal takip edilir. Burada ađaç,  $x_2$ 'nin 0,5'ten küçük olup olmadığını sorar. Ađacın verileri tip 0 olarak sınıflandırdığını görmek için sol dal takip edilir. Diđer durumda ise, sağ dalı takip edilir ve ađacın verileri tip 1 olarak sınıflandırdığını görülür (Anonymous 2022a).

#### 1.4.4 Karar destek makineleri (Support Vector Machines)

Destek vektör makinesi (SVM) analizi, ilk olarak 1992'de Vladimir Vapnik ve meslektaşları tarafından tanımlanan sınıflandırma ve regresyon için popüler bir makine öğrenme aracıdır (Vapnik 1999). SVM regresyonu, çekirdek işlevlerine dayandığı için parametrik olmayan bir teknik olarak kabul edilir (Chen vd. 2006).

Matlab yazılımında doğrusal epsilon-duyarsız SVM ( $\epsilon$ -SVM) regresyonu uygulanmaktadır.  $\epsilon$ -SVM regresyonunda, eğitim veri kümesi, tahmin değişkenlerini ve gözlemlenen yanıt değerlerini içerir. Amaç, her  $x$  eğitim noktası için  $y_n$ 'den  $\epsilon$ 'den büyük olmayan bir değerle sapan ve aynı zamanda mümkün olduğu kadar düz olan bir  $f(x)$  fonksiyonu bulmaktır (Huang vd. 2006).

$x_n$ 'nin gözlemlenen yanıt değerleri  $y_n$  olan çok değişkenli bir  $N$  gözlem seti olduğu bir eğitim verisi kümesi olduğunu varsayalım. Doğrusal fonksiyonu bulmak için:

$$f(x) = x'\beta + b, \quad (1.4)$$

ifadesinden faydalanılır. Mümkün olduğunca düz olduğundan emin olunmak suretiyle, minimum norm değeri ( $\beta'\beta$ ) ile  $f(x)$ 'i bulunur. Bu işlem, minimize edilecek dışbükey bir optimizasyon problemi olarak formüle edilmiştir.

$$J(\beta) = \frac{1}{2}\beta'\beta, \quad (1.5)$$

$\epsilon$ 'dan daha düşük bir değere sahip tüm artıklara tabidir; veya şu denklem ile ifade edilir:

$$\forall n: |y_n - (x_n'\beta + b)| \leq \epsilon \quad (1.6)$$

#### 1.4.5 Ağaçlar topluluğu (Ensemble of Trees)

Topluluk öğrenimi, birden fazla modelden gelen tahminleri birleştirerek daha iyi tahmine dayalı performans arayan makine öğrenimine yönelik genel bir meta yaklaşımdır (Bühlmann 2012). Tahmine dayalı modelleme problemi için geliştirebilecek görünüşte sınırsız sayıda topluluk olmasına rağmen, topluluk öğrenimi alanına hâkim olan üç yöntem vardır. Toplu öğrenme yöntemlerinin üç ana sınıfı, torbalama (bagging), istifleme (stacking) ve güçlendirme (boosting) ve her bir yöntemin ayrıntılı bir şekilde anlaşılması ve bunları tahmine dayalı modelleme projenizde dikkate almak önemlidir (Brownlee 2022).

Esasında günlük hayatta planlama için *Karar Ağacı* tekniğini farkında olmadan kullanırız. İşletmeler, daha iyi kararlar almak ve daha fazla kar elde etmek için karar ağaçları gibi bu denetimli makine öğrenimi tekniklerini kullanır. Tek bir karar ağacı kullanmaktan daha iyi tahmin performansı üretmek için birkaç karar ağacını birleştiren

topluluk yöntemleri kullanılmaktadır. Topluluk modelinin arkasındaki ana ilke, bir grup zayıf öğrencinin güçlü bir öğrenci oluşturmak için bir araya gelmesidir.

Torbalama (Bootstrap Aggregation - Bagging) tekniğinde amaç, bir karar ağacının varyansını azaltmaktır. Buradaki fikir, değiştirme ile rastgele seçilen eğitim örneğinden birkaç veri alt kümesi oluşturmaktır. Böylece, her bir alt küme verisi koleksiyonu, karar ağaçlarını eğitmek için kullanılmaktadır. Sonuç olarak, farklı modellerden oluşan bir topluluk elde edilir. Tek bir karar ağacından daha sağlam olan farklı ağaçlardan gelen tüm tahminlerin ortalaması kullanılır.

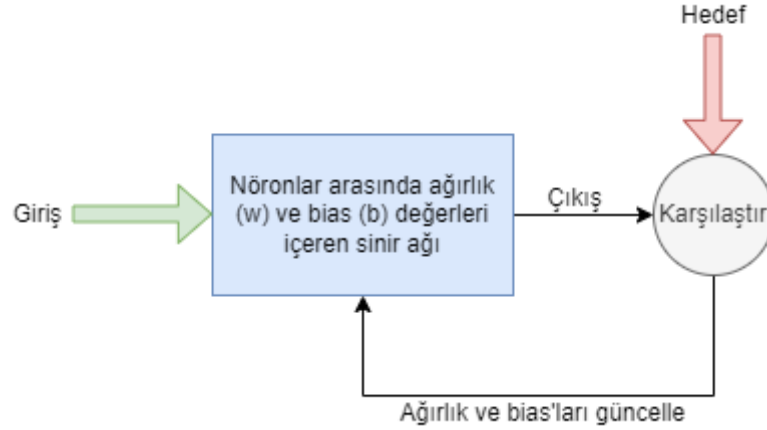
İstifleme (stacking), birçok farklı model türünün aynı verilere yerleştirilmesini ve tahminlerin en iyi şekilde nasıl birleştirileceğini öğrenmek için başka bir modelin kullanılmasını içerir.

Güçlendirme (boosting), bir tahmin ediciler koleksiyonu oluşturmak için başka bir topluluk tekniğidir. Bu teknikte, öğrenciler, ilk öğrenenlerin verilere basit modeller uydurması ve ardından verileri hatalara karşı analiz etmesiyle sırayla öğrenilir. Başka bir deyişle, ardışık ağaçlar (rastgele örnek) yerleştirilir ve her adımda amaç, önceki ağaçtan net hatayı çözmektir (Nagpal 2022).

#### **1.4.6 Sinir ağları (Neural Networks)**

Bir sinir ağı, biyolojik nöronların bir ağı veya devresidir veya modern anlamda, yapay nöronlardan veya düğümlerden oluşan bir yapay sinir ağıdır (Hopfield 1982). Bu nedenle, bir sinir ağı ya biyolojik nöronlardan oluşan biyolojik bir sinir ağıdır ya da yapay zekâ problemlerini çözmek için kullanılan bir yapay sinir ağıdır. Biyolojik nöronun bağlantıları, yapay sinir ağlarında düğümler arasındaki ağırlıklar olarak modellenir. Pozitif bir ağırlık, uyarıcı bir bağlantıyı yansıtırken, negatif değerler, engelleyici bağlantılar anlamına gelir. Tüm girdiler bir ağırlıkla değiştirilir ve toplanır. Bu aktiviteye lineer kombinasyon denir. Son olarak, bir aktivasyon fonksiyonu çıktının genliğini kontrol eder. Örneğin, kabul edilebilir bir çıktı aralığı genellikle 0 ile 1 arasındadır veya -1 ile 1 arasında olabilir.

Bu yapay ađlar, tahmine dayalı modelleme, uyarlamalı kontrol ve bir veri seti aracılıđıyla eđitilebilecekleri uygulamalar için kullanılabilir. Deneyimden kaynaklanan kendi kendine öğrenme, karmaşık ve görünüşte ilgisiz bir bilgi kümesinden sonuçlar çıkarabilen ađlar içinde gerçekleşebilir.

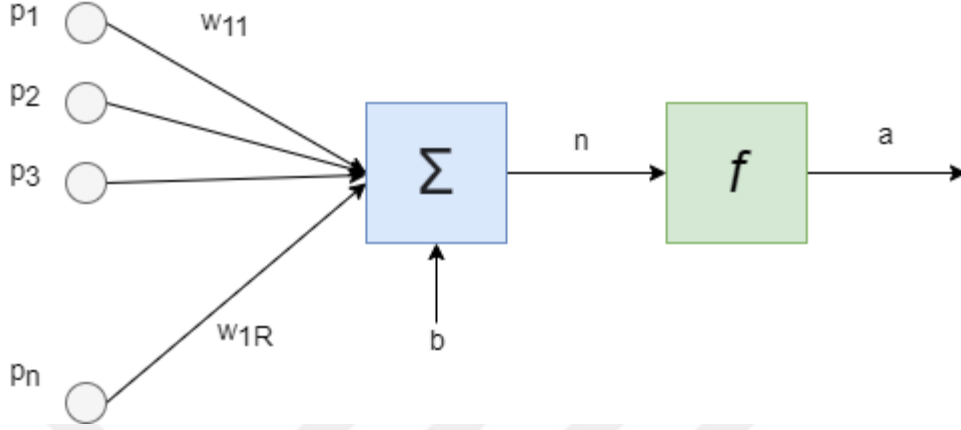


Şekil 1.6 Sinir ađlarının çalışma yapısı

Bilim insanları, insan beyninin üstün özelliklerini matematiksel olarak modellemek için beynin nörolojik ve fiziksel yapısından esinlenmişlerdir. İnsan beyninin davranışlarını modelleyebilmek için yapay nöron ve yapay ađ modelleri önerilmiştir (Sađırođlu vd. 2003). Bu şekilde, yapay sinir ađları (YSA) adı verilen yeni bir çalışma alanı doğmuştur. YSA dediđimiz yapı, insan beyninden ve beynin yapı taşı olan nöronlardan esinlenen ve belirli bir fonksiyonu yerine getirme yeteneđine sahip bir sistem olarak tanımlanabilir. Şekil 1.6'da YSA'nın genel blok diyagramı görölmektedir.

Katmanlı YSA mimarisi, sinir hücrelerinin yani nöronların birbirleri farklı topolojilerde bağlanmasından oluşur. Bu bileşenler insan sinir sisteminden esinlenerek gerçekleştirilmiştir. Bir fonksiyonu icra etmek için bir sinir ađı, nöronlar arasındaki bağlantıların çarpan veya katsayı deđerlerini optimize ederek eđitilebilir. Şekil 1.7'de bir nöron modeli verilmiştir. Bir sinir düđümü; giriş deđerleri, ađırlıklar, toplama işlemleri, transfer fonksiyonu ve çıkış deđerleri olmak üzere 5 bölümden oluşmaktadır. İnsan beynine benzer şekilde YSA, bir öğrenme aşamasından sonra bilgiyi alma, hücreler arasındaki ađırlıklar ile bu bilgiyi kaydetme ve genelleme yeteneđine sahip bir paralel

işlemcidir. Öğrenme süreci, istenilen amacı elde etmek için ağırlıklarının yenilenmesini sağlayan öğrenme algoritmalarını içerir.



Şekil 1.7 Yapay nöron modeli

Şekil 1.7’de, R: sinir ağının giriş sayısı, p: giriş değerleri, w: girişler ile nöron arasındaki ağırlık çarpanını, b: nöronun bias (öteleme) değerini, f: transfer fonksiyonunu, a: çıkış değerini belirtmektedir. Girişler önce ağırlıklar ile çarpılır ve hepsi toplanır. Ardından bias değeri ile ötelenir ve transfer fonksiyonundan geçirilerek çıkış hesaplanır. Transfer fonksiyonu lineer ya da lineer olmayan bir fonksiyondur. Bu basit modelde, giriş ile çıkış arasında bir matematiksel fonksiyon bağıntısı kurulmuştur. Nöronun istenen çıkışı verebilmesi için w ve b değerlerinin optimize edilmesi gerekmektedir. YSA nöron modelinin matematiksel ifadesi şu şekildedir (Aslantaş & Kurban 2007):

$$a = f\left(\sum_{i=1}^R w_i p_i + b\right) \quad (1.7)$$

### 1.5 Regresyon Hata Metrikleri

Bu bölümde deneylerde kullanılan hata metrikleri verilmiştir. Bu metrikler modelin olması gereken (arzu edilen) çıkışı ile modelin ürettiği tahmin çıkışının birbirine ne

kadar benzediği veya tahmin çıkışlarının olması gereken çıkışa göre ne oranda hata içerdiğini tespit etmek ve modelleri birbirleri ile kıyaslamak için kullanılmaktadır.

### 1.5.1 Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error – MAE)

İstatistikte, ortalama mutlak hata (MAE), aynı deneyi ifade eden eşleştirilmiş gözlemler arasındaki hataların bir ölçüsüdür.  $y_i$ 'ye karşı  $x_i$  örnekleri, tahmin edilene karşı gözlemlenene, sonraki zamana karşı ilk zamana ve bir ölçüm tekniğine karşı alternatif bir ölçüm tekniğine ilişkin karşılaştırmaları içerir. MAE, örnek boyutuna bölünen mutlak hataların toplamı olarak hesaplanır (Willmott & Matsuura 2005):

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (1.8)$$

burada  $y_i$  tahmin edilen değerler,  $x_i$  ise gerçek değerlerdir. Düşük MAE değeri daha iyi eşleşme olduğu anlamına gelir. MAE'nin en düşük değeri 0'dır ve hatanın da 0 olduğunu ifade eder.

### 1.5.2 R<sup>2</sup> (R Kare)

İstatistikte, R<sup>2</sup> veya r<sup>2</sup> ile gösterilen ve "R kare" olarak telaffuz edilen belirleme katsayısı, bağımsız değişken(ler)den tahmin edilebilen bağımlı değişkendeki varyasyonun oranıdır. Temel amacı, diğer ilgili bilgilere dayanarak gelecekteki sonuçların tahmini veya hipotezlerin test edilmesi olan istatistiksel modeller bağlamında kullanılan bir istatistiktir. Model tarafından açıklanan sonuçların toplam varyasyonunun oranına dayalı olarak, model tarafından ne kadar iyi gözlemlenen sonuçların tekrarlandığının bir ölçüsünü sağlar (Draper & Smith 1998; Glantz & Slinker 2001). R<sup>2</sup> değeri 0-1 arasındadır. Değer 1'e ne kadar yaklaşırsa hatanın azaldığı ve eşleşmenin arttığı yorumu yapılır ve şu şekilde hesaplanır:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (1.9)$$
$$SS_{res} = \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2$$

$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

burada  $y_i$  tahmin edilen deęerler,  $x_i$  gerek deęerler,  $\bar{y}$  ise  $y$  deęerlerinin ortalamasıdır.

### 1.5.3 Kk Ortalama Karesel Hata (Root Mean Squared Error – RMSE)

Kk ortalama kare hata (RMSE), bir model veya tahmin edici tarafından tahmin edilen deęerler (rnek veya poplasyon deęerleri) ile gzlemlenen deęerler arasındaki farkların sıklıkla kullanılan bir lsdr (Ke vd. 2013). RMSE, tahmin edilen deęerler ile gzlemlenen deęerler arasındaki farkların ikinci rnek momentinin karekkn veya bu farkların ikinci dereceden ortalamasını temsil eder. Hesaplamalar tahmin iin kullanılan veri rneęi zerinden yapıldıęında bu sapmalara artık denir ve rnek dıřı hesaplandıęında hatalar (veya tahmin hataları) olarak adlandırılır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (1.10)$$

burada  $y_i$  tahmin edilen deęerler,  $x_i$  ise gerek deęerlerdir. Dřk RMSE deęeri daha iyi eřleřme olduęu anlamına gelir. RMSE'nin en dřk deęeri 0'dır ve hatanın da 0 olduęunu ifade eder.

### 1.6 Tezin Amacı

Dnyanın pek ok blgesinde mevcutta alıřan pompaların verimleri takip edilmemektedir (Qureshi 2020). Anlık pompa verimlerinin hesaplanmasıyla pompanın verim eęrisi zerinde doęru noktada alıřıp alıřmadıęı belirlenebilir. Piyasadaki yksek verimli pompaların verim eęrileri ile karřılařtırma yapılarak pompanın deęiřtirilmesi ile olması gereken pompa verimine ne kadar yaklařıldıęı tespit edilebilir.

Piyasadaki verimli dalgı pompaların uzman grřlerince dzeltilmiř katalog verileri kullanarak debi ve olması gereken ideal pompa & motor verimi (sistem verimi)

arasında bir bağıntı kurulabilirse, SCADA sistemlerinde anlık güç, debi, basınç ve dinamik su seviyesi bilgilerinden pompanın anlık verimi ile olması gereken ideal verimi kıyaslanabilir. Bu tez çalışmasında, bir dalgıç pompanın debisi ve basma yüksekliği ile ideal sistem verimi ve dolayısıyla ideal sistem güç tüketimi arasındaki ilişkinin modellenmesi için yapay zekâ regresyon teknikleri kullanılmıştır ve sonuçlar hem yazılımsal olarak simülasyon ile hem de deneysel olarak karşılaştırılmıştır. Bu çalışmada, bir pompanın kendi içerisinde pompanın değiştirilmeden çalışabileceği verimli noktanın bulunması yerine pompanın değiştirilmesi ile elde edilebilecek en iyi verim ve dolayısıyla en az enerji tüketiminin tespiti amaçlanmıştır.



## 2. KURAMSAL TEMELLER VE/VEYA KAYNAK ÖZETLERİ

Su temin sistemlerinde enerji verimliliğinin artırılması, sürdürülebilir kalkınma için çok önemli ve vazgeçilmezdir. Bu işlemler, sızıntı tespiti, tüketim analizi, pompa sistemleri optimizasyonu, depolama/üretim rezervuar sistemleri dengesi ve gerçek zamanlı operasyon için izleme sistemlerini ve ayrıca su temin sistemlerinde enerji verimliliği iyileştirmelerini içerir (Coelho 2016).

Pompa verimi ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde; bir pompa grubunun verimlilik ve güç karakteristiklerinin incelendiği bir çalışmada sabit ve değişken frekans ile pompalar sürülerek bir kıyaslama yapılmıştır (Ulanicki vd. 2008). Bir başka çalışmada ise su dağıtım sistemlerinde değişken hızlı pompa veriminin değerlendirilmesi amacıyla, sistem verimliliğini artırmanın ve dolayısıyla enerji tüketimini azaltmanın yollarına dair bir fikir sağlamak için değişken hızlı pompaları (elektrik motorları, değişken frekanslı sürücüler ve pompaların kendileri dahil) içeren su dağıtım sistemi bileşenleri hakkında kapsamlı bir tartışma sağlamayı amaçlayan çalışmalar yapılmıştır. Ayrıca motor tiplerinin seçimine, boyutlandırmaya, pompanın görev döngüsüne (zaman ve süre oranı), kurulumdan kaynaklanan kayıplara ve motor arızalarına özel önem verilmiş ve tüm bu faktörler, motor sürücü/pompa sisteminin verimliliğini etkilediği gösterilmiştir (Marchi vd. 2012). Diğer bir çalışmada, pompa performansının değerinin ne olması gerektiğini açıklayarak enerji maliyetlerini belirlemeyi iyileştirme amacıyla 226 ticari pompa incelenmiş ve optimum çalışma noktasındaki verim ve debi, basma yüksekliği ve pompa tipi gibi diğer değişkenler kaydedilmiştir. Sonuç olarak, pompa performansı ile tahliye akışı arasında güçlü bir ilişki tespit edilmiştir (Martin-Candilejo vd. 2019). Farklı bir çalışmada ise, motor gücü ve pompa basma yüksekliğinin açık bir ifadesi ile sanal bir pompa su akış ölçer (sanal debimetre) geliştirilmiştir. İlk olarak, birden fazla bağımlı faktörü birleştirerek motor verimi motor gücünün bir fonksiyonu olarak ifade edilmiş, daha sonra pompa verimliliği fonksiyonu pompa mil gücü ve basma yüksekliği ile yeniden yapılandırılmış ve son olarak soğutulmuş su üzerinde sanal bir pompa su debimetresi geliştirilmiş ve doğrulamak için deneyler yapılmıştır (Wang vd. 2016). Farklı bir yaklaşım olarak, fotovoltaik panellerin pompalama sistemlerinde standart sürücülerin uygulanmasını

temel alınmış ve prosedürün ana kuralları açıklanarak standart pompa üreticilerinin verilerinden performansını tahmin etmek için bir model sunulmuştur (Alonso Abella vd. 2003). Pompa verimi tahminine yönelik bir çalışmada hız ayarlı eğrilerin tahmini için yeni bir yaklaşım önerilmiş ve iki farklı pompanın kullanıldığı ön sonuçlar sunulmuş ve tartışılmıştır. Önerilen yöntem, modelleme araçlarında etkin bir şekilde kullanılma potansiyelini göstererek, pompaların davranışını tatmin edici bir şekilde tahmin etme yeteneğine sahip olduğu ifade edilmiştir (Coelho & Andrade-Campos 2016). Bir başka çalışmada ise Hong Kong'un yüksek binalarındaki su tedarik sistemleri için kullanımdaki su pompası verimliliğini araştırılmıştır. 20 yüksek su tedarik sistemi anketinden değerlendirilen pompalama verimlilikleri, kurulum süresinin bir fonksiyonu olarak sunulmuştur. Kullanımdaki pompa verimliliği ifadeleri ve pompa değiştirme zamanı tespit edilmiştir (Wong vd. 2014). Yapay sinir ağları ile gerçekleştirilen bir çalışmada bir fotovoltaiik su pompalama sisteminde su akış hızının tahmini amacıyla farklı tahmin yöntemleri araştırılmış ve karşılaştırılmıştır (Haddad vd. 2015). Bir grup araştırmacı ise hesaplamalı akışkanlar dinamiği yöntemleri ile pompa performanslarının tahminini ve simülasyonunu gerçekleştirmişlerdir (Ding vd. 2011; Li vd. 2017).

Bunların haricinde sistem verimini artırmak amacıyla yapılan diğer çalışmalarda da, pompa konumu (Dandy & Hewitson 2000), pompa kapasitesi (Dziedzic & Karney 2016), pompa tipi (Stokes vd. 2015), güç (Kim & Mays 1994), pompalama yüksekliği (Schwartz vd. 2016), pompalama çizelgesini temel değişkenler olarak kullanarak tasarımı optimize etmeye karar veren (Ostfeld & Tubaltzev 2008) veya basıncı düzenleyen (Capelo vd. 2017) yöntemler önerilmiştir.

### 3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bir pompanın anlık su debisi ve basma yüksekliği biliniyorsa pompa üreticilerinin pompa seçim araçları yardımıyla ideal pompa seçilebilir ve bu ideal pompanın kullanılması durumunda pompa motor sisteminin ne kadar enerji tüketeceği de öğrenilebilir. Pompanın anlık enerji tüketimi ile idealde tüketeceği enerji kıyaslanarak mevcuttaki pompanın verimli mi verimsiz mi olduğu veya verimsiz ise ne kadar oranda verimsiz olduğu tahmin edilebilir. Ancak burada en büyük sorun, pompa üreticilerinin pompa seçim programlarında kullandıkları verilerde belirli standartlar dahilinde marjlar belirlemesidir. Dolayısıyla, kataloglardaki teorik verilere göre seçim yapıldığında sahada problemlerle karşılaşılmaktadır. Ayrıca, yerli ve yabancı pek çok pompa üreticisi bulunmaktadır. Her pompa üreticisi kendi ürününü ön plana çıkarmak için resmi izin verilen sapma payları dahilinde katalog verileri oluşturmakta ve pompa seçim yazılımları üretmektedirler.

Bu tez çalışmasında, yerli ve yabancı önde gelen dalgıç pompa üreticilerinin katalog verileri, bu alanda uzman kişilerin ve saha tecrübesi olan profesyonellerin tecrübeleri ile birleştirilerek ayrıca özel bir laboratuvar da yapılan pompa testleri sonucu elde edilen veriler göz önünde bulundurularak 8 m<sup>3</sup>/h'den 215 m<sup>3</sup>/h debiye kadar olan pompaların anlık debi, anlık basma yüksekliği ve ideal verim (pompa, motor ve pompa+motor) dolayısıyla ideal enerji tüketim veri kümesi oluşturulmuştur. Oluşturulan bu veri kümesi sayesinde anlık debi ve anlık basma yüksekliği ile ideal pompa+motor enerji tüketimi değeri arasında bir model kurulması amaçlanmıştır. İki giriş bir çıkışa sahip olan bu problem için 407 adet veri gerek katalog verileri gerek uzman görüşleri gerekse de laboratuvar testleri ile elde edilmiştir. Bir pompanın debisi, basma yüksekliği ve verimi biliniyorsa enerji tüketimi de hesaplanabilir. Dolayısıyla sistemin çıkışı olarak ya ideal sistem verimi ya da ideal enerji tüketimi parametrelerinin birinin kullanımı yeterlidir. Çünkü, verim biliniyorsa enerji tüketimi, enerji tüketimi biliniyorsa verim hesaplanabilir. Şekil 3.1'de önerilen tahmin modelinin blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 3.1 Önerilen tahmin modelinin blok diyagramı

Anlık debi ve basma yüksekliğine ihtiyaç duyulan bu model, kabul edilebilir bir hata oranı ile hazırlanan veri kümesini içerirse ve ileride bu kümede olmayan veriler ile karşılaştığında genelleştirme yaparak tutarlı sonuçlar verecek hali getirilebilirse, mevcut SCADA yazılımlarına entegre edilerek anlık olarak debi ve basma yüksekliğinin izlenebildiği dalgıç pompaların olduğu kuyularda mevcuttaki pompanın verimli olup olmadığını, verimli değilse verimli bir pompa ile değişim yapıldığında ne kadar enerji tasarruf elde edilebileceğini, hangi pompanın seçilmesi gerektiğini tahmin edebilecektir. Bu tahmin modeli, yapay zekâ sistemlerinin ruhuna uygun olarak, bir pompa seçim uzmanını taklit ederek, bu konuda herhangi bir bilgisi olmayan son kullanıcıları ve operatörleri yönlendirebilecektir. Kullanıcılar basit bir şekilde enerji tasarrufu yapabilmek için ne tür bir adım atmaları gerektiğini, yapılacak revizyonların işletme ve ömür devir maliyetlerini hesaplayabileceklerdir.

### 3.1 Materyal ve Veri Elde Etme

Pompa verimi (% olarak 0 ile 1 arasında) şu şekilde hesaplanır:

$$\eta_{pompa} = \frac{Q \times Hm}{P \times 367.2} \quad (3.1)$$

burada  $Q$  su debisi ( $m^3/h$ ),  $Hm$  basma yüksekliği (metre) ve  $P$  ise sistemin enerji tüketimidir (kWh).

Sistem verimi ise şu şekilde hesaplanır:

$$\eta_{sistem} = \eta_{pompa} \times \eta_{motor}$$



Şekil 3.2 Envest firması pompa test laboratuvarı (Kayseri, 2022).

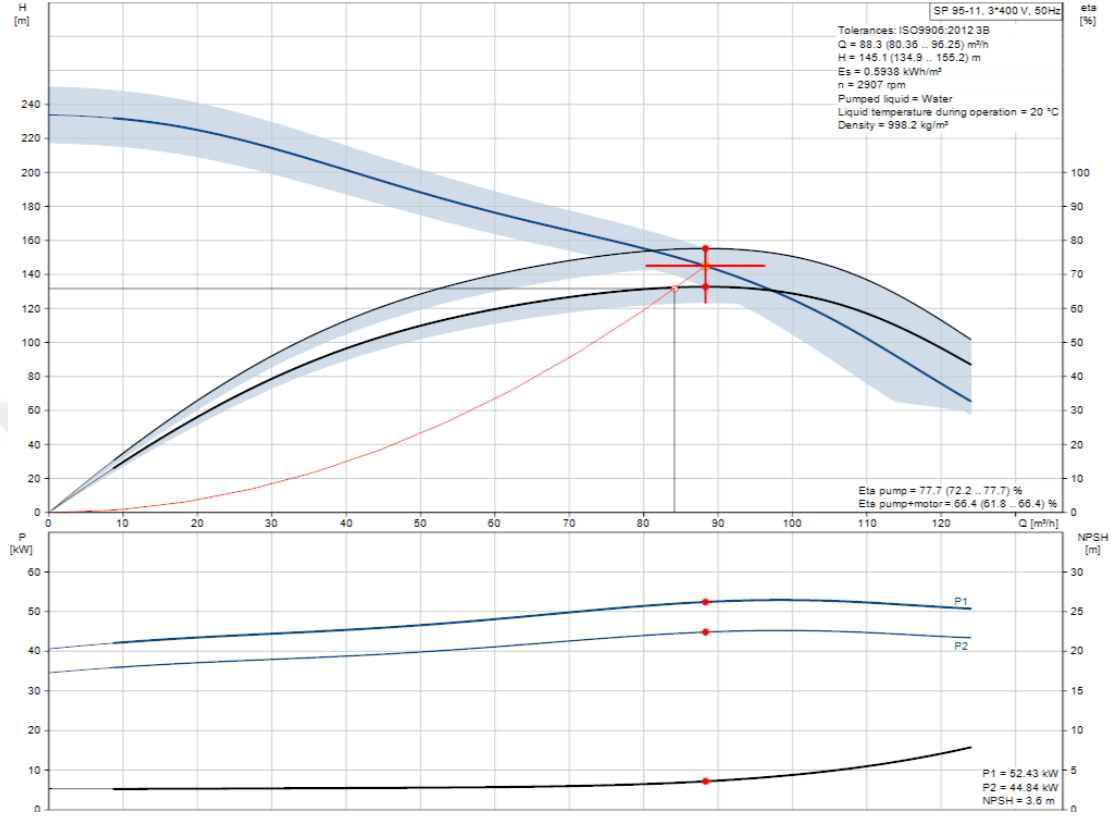
Bu tez çalışmasında, katalog verisi olarak Grundfos firmasının SP serisi derin kuyu dalgıç pompalarının basma yüksekliği, debi ve en iyi işletim noktasındaki maksimum verim değerleri *Product Selection* web sayfası üzerinden elde edilmiştir (Anonymous 2022b). Katalog değerleri belirli toleranslar dahilinde hazırlandığından dolayı ISO9906:2012 3B standardına uygun olarak  $H_m$  ve pompa verim değerleri 0.92 – 0.95 aralığında bir katsayı kullanılarak düzeltilmiştir.



Şekil 3.3 Pompa katalog verilerinin derlenmesi ve uzman görüşleri ile düzenlenmesi (Kayseri, 2022)

Motor verimleri de pompa gücü ile orantılı olarak yine kataloglardan baz alınmak suretiyle uzman görüşü ile düzeltilmiştir. Katalog değerleri ham haliyle kullanılmamış, pompalar konusunda 30 yılı aşkın tecrübesi olan alan uzmanlarının saha deneyimleri ve laboratuvar testleri sonucu elde ettiği birikim ile değerlendirilmiştir. Veri elde edilmesinde kullanılan test laboratuvarı ve uzman görüşlerinin alınması aşamaları Şekil 3.2 ve 3.3’de sırasıyla verilmiştir. Veri kümesi oluşturulurken sadece Grundfos firmasının ürünleri temel alınmamış bunun yanı sıra gerek katalog gerekse saha testleri ile oldukça iyi verimler verebilen İmpo, Üstünel, Nemutlu, Mutlusu ve Ferat pompa gibi yerli üreticilerin ürünleri de kapsama alınmıştır. Dolayısıyla oluşturulan veri kümesindeki değerler spesifik olarak bir marka modeli işaret etmekte olmayıp, ilgili debi grubunda ve fan kademe sayısında bir anlamda tüm üreticilerin ortalamasını temsil etmektedir. Şekil 3.4’de SP 95-11 pompasının 50 Hz işletim için performans (debi-Hm), verim, enerji tüketim ve NPSH eğrileri verilmiştir. Bu pompa için verim eğrisinin tepe noktasında  $Q=88.3$  m<sup>3</sup>/h,  $H_m=145.1$  m,  $P_1=52.4$  kW ve  $\eta_{pompa}=77.7\%$ ’dir. Şekilde tolerans aralıkları da verilmiştir. Gerçekleştirilen laboratuvar testleri ve uzman tecrübeleri sonucu veri toplama aşamasında bu pompanın 50 Hz’deki işletimi için

$Q=89.2$  m<sup>3</sup>/h,  $H_m=135.8$  m,  $P_1=53.9$  kW ve  $\eta_{pompa}=72.0\%$  olarak düzeltilmiş ve deneylerde bu şekilde kullanılmıştır.



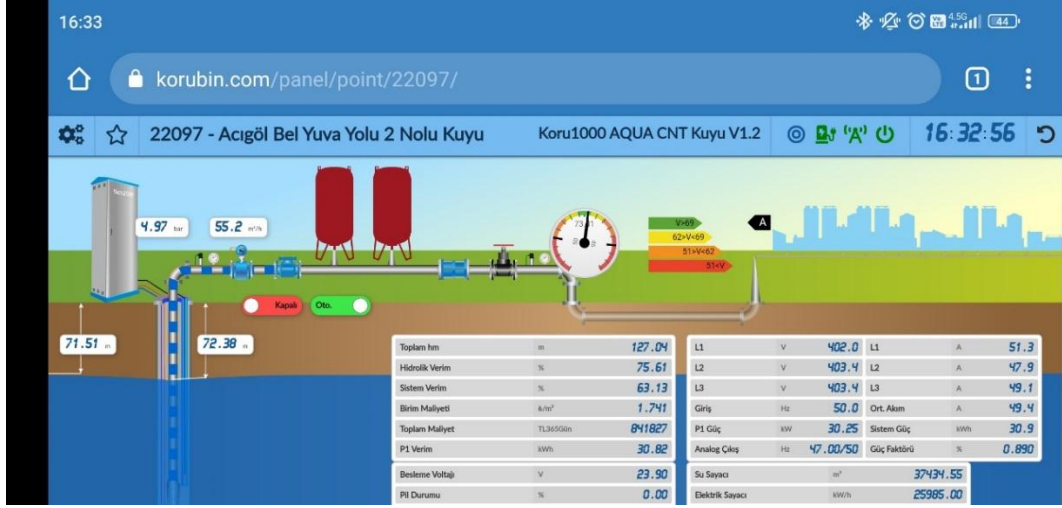
Şekil 3.4 SP 95-11 pompasının performans eğrileri

Laboratuvar ortamından ayrı olarak sahada da pek çok deney gerçekleştirilmiştir. Bu deneylerden bir örnek olarak Şekil 3.5’de Acıgöl Belediyesi’nce yeni yapılmış olan bir sondaj kuyusuna montajlanan pompanın sürücülü test panosu verilmiştir. Pano içerisinde uzaktan izleme ve kontrol için AQUA CNT 100F Kompakt Tip Pompa Kontrol ve Su İzleme Cihazı kullanılmıştır. Şekil 3.5’de sahada gerçekleşmekte olan testin uzaktan izlenmesine imkân veren mobil uygulama arayüzü verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere pompa veriminin (hidrolik verim) %75.6 ve pompa + motor veriminin (sistem verimi) %63.1 olduğu tespit edilmiştir.



Şekil 3.5 Sahada derin kuyu dalgıç pompa testi (Acıgöl Belediyesi, Nevşehir, 2022)

Pompa verimi, basma yüksekliğine ve debiye göre değişmektedir. Modelin basit olabilmesi için sadece debi ile ideal verim arasında bir ilişki aranabilir ancak daha yüksek hassasiyet için hem basma yüksekliği hem de debi beraber değerlendirilmiştir. Diğer bir yandan, pompanın devri değişince performans ve verim eğrileri de değişmektedir. Dolayısıyla pompa ve motoru doğrudan kontaktör veya yumuşak yol verici ile değil de değişken hız kontrol sürücüsü (frekans konvertörü) ile sürmek büyük esneklik sağlamaktadır. Diğer bir ifade ile, 50 Hz'deki *en iyi işletim noktası* yerine farklı frekanslarda farklı basma yüksekliği ve debilerde de pompanın verimli bir şekilde işletilmesini mümkün kılmaktadır. Dolayısıyla, veri kümesi oluşturulan her bir debi-kademe grubu için 35, 40, 45, 50 ve 55 Hz'deki en iyi işletme noktaları da elde edilmiştir. Böylece modelin sürücü frekans optimizasyonu da yapılabilmesi amaçlanmıştır.



Şekil 3.6 Sahadaki dalgıç pompa testinin mobil uygulama ile uzaktan izlenmesi

Dalgıç pompalar etiketlenirken önce debi grubu ifade edilir ve ardından pompadaki kademe (türbin, fan veya çark) sayısı verilir. Debi grubu  $m^3/h$  cinsinden verilmektedir. Dolayısıyla, 95-11 etiketi ile isimlendirilen bir pompanın en verimli çalışma debisinin  $95 m^3/h$  civarında olduğu ve 11 adet pompa fanına (kademeye) sahip olduğu anlaşılmaktadır.

Çizelge 3.1'de  $8 m^3$  grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki (Hm) ve işletme frekansındaki (devir sayısındaki) pompa, motor, sistem verimleri ve enerji tüketimleri (P1) verilmiştir. Bu debi grubu pompalarda en düşük sistemi verimi 8-3 etiketli pompanın 35 Hz'de %17.6 olup en yüksek sistem verimi ise 8-110 etiketli pompanın 50 Hz'de %47.2'dir. Bu tablodaki değerlerin her bir etiket ve frekans değeri kombinasyonu için *en iyi işletim noktasındaki* debi, basma yüksekliği, verim ve enerji tüketimi değerleri olduğu unutulmamalıdır.

Tez kapsamında incelenen dalgıç pompalardan, 17, 30, 46, 60, 77, 95, 125, 160 ve  $215 m^3$  grubu pompaların verileri sırasıyla Çizelge 3.2- 3.10'da verilmiştir.

Çizelge 3.1 8 m3 grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
8-3	5,6	6,1	35	0,52	0,549	0,320	0,176
8-3	6,9	6,9	40	0,64	0,556	0,360	0,200
8-3	8,8	7,8	45	0,82	0,561	0,410	0,230
8-3	10,9	8,7	50	1,09	0,565	0,420	0,237
8-3	13,0	9,6	55	1,33	0,568	0,450	0,256
8-10	18,3	5,9	35	0,80	0,546	0,670	0,366
8-10	23,5	6,7	40	1,15	0,551	0,680	0,374
8-10	29,5	7,6	45	1,58	0,555	0,700	0,389
8-10	36,5	8,5	50	2,17	0,559	0,700	0,391
8-10	44,6	9,4	55	2,75	0,563	0,740	0,416
8-20	35,1	5,9	35	1,75	0,537	0,600	0,322
8-20	48,1	6,8	40	2,43	0,543	0,680	0,369
8-20	58,8	7,7	45	3,12	0,547	0,720	0,394
8-20	71,7	8,7	50	4,10	0,551	0,750	0,414
8-20	88,5	9,6	55	5,43	0,555	0,770	0,428
8-37	68,4	5,9	35	3,34	0,526	0,620	0,326
8-37	87,5	6,6	40	4,22	0,531	0,700	0,372
8-37	111,6	7,5	45	5,60	0,537	0,760	0,408
8-37	135,8	8,4	50	7,34	0,540	0,780	0,421
8-37	162,8	9,2	55	9,38	0,544	0,800	0,435
8-58	101,4	5,8	35	4,20	0,549	0,700	0,384
8-58	131,1	6,6	40	5,66	0,553	0,750	0,415
8-58	171,1	7,6	45	8,21	0,559	0,770	0,430
8-58	210,2	8,3	50	10,52	0,563	0,800	0,450
8-82	147,9	5,9	35	5,74	0,551	0,750	0,413
8-82	188,8	6,8	40	7,89	0,555	0,800	0,444
8-82	239,9	7,6	45	11,05	0,560	0,805	0,451
8-82	290,2	8,4	50	14,51	0,564	0,810	0,456
8-110	201,8	5,9	35	7,43	0,559	0,780	0,436
8-110	260,4	6,8	40	10,37	0,564	0,820	0,462
8-110	329,2	7,7	45	14,68	0,568	0,822	0,467
8-110	399,0	8,4	50	19,34	0,572	0,825	0,472

Çizelge 3.2 17 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
17-1	4,0	9,9	35	0,24	0,665	0,660	0,439
17-1	5,2	10,5	40	0,33	0,669	0,670	0,448
17-1	6,6	12,0	45	0,47	0,671	0,680	0,457
17-1	8,2	13,5	50	0,65	0,675	0,690	0,466
17-5	20,3	10,1	35	1,51	0,670	0,550	0,368
17-5	26,8	11,4	40	1,99	0,673	0,620	0,417
17-5	34,4	13,1	45	2,52	0,677	0,720	0,487
17-5	42,4	14,6	50	3,27	0,679	0,760	0,516
17-10	40,9	10,2	35	2,82	0,671	0,600	0,403
17-10	53,8	11,8	40	3,76	0,675	0,680	0,459
17-10	67,4	13,4	45	4,90	0,678	0,740	0,502
17-10	82,8	14,9	50	6,33	0,681	0,780	0,531
17-16	67,8	10,3	35	4,16	0,672	0,680	0,457
17-16	85,0	11,6	40	5,45	0,675	0,730	0,493
17-16	108,8	13,0	45	7,19	0,678	0,790	0,536
17-16	137,6	14,6	50	9,86	0,681	0,815	0,555
17-22	122,8	11,4	40	7,25	0,674	0,780	0,526
17-22	150,7	12,9	45	9,76	0,678	0,800	0,542
17-22	189,7	14,5	50	13,42	0,681	0,820	0,558
17-27	114,4	10,3	35	7,12	0,672	0,670	0,451
17-27	147,9	12,1	40	9,61	0,676	0,750	0,507
17-27	186,0	13,8	45	12,87	0,679	0,800	0,543
17-27	223,2	15,0	50	16,33	0,681	0,820	0,558
17-33	139,5	10,3	35	8,31	0,672	0,700	0,471
17-33	185,1	11,8	40	11,57	0,676	0,760	0,514
17-33	225,1	13,1	45	14,78	0,679	0,800	0,543
17-33	285,5	14,8	50	20,54	0,682	0,822	0,560
17-39	160,9	10,4	35	8,47	0,672	0,800	0,538
17-39	207,4	11,9	40	12,29	0,675	0,810	0,547
17-39	267,8	13,5	45	17,69	0,679	0,820	0,557
17-39	330,2	14,9	50	23,82	0,682	0,825	0,562
17-45	194,4	10,4	35	12,04	0,672	0,680	0,457
17-45	253,0	11,9	40	16,39	0,676	0,740	0,500
17-45	317,1	13,4	45	21,85	0,679	0,780	0,530
17-45	390,6	14,9	50	28,01	0,682	0,830	0,566
17-50	268,8	12,1	40	17,47	0,676	0,750	0,507
17-50	344,1	13,8	45	23,81	0,679	0,800	0,543
17-50	423,2	15,5	50	31,42	0,681	0,835	0,568
17-55	229,7	10,3	35	12,05	0,677	0,790	0,535
17-55	298,5	11,8	40	17,19	0,681	0,820	0,558
17-55	370,1	13,1	45	23,27	0,684	0,830	0,567
17-55	465,0	14,7	50	32,68	0,686	0,830	0,570
17-60	247,4	10,2	35	12,85	0,677	0,790	0,535
17-60	323,6	11,7	40	18,47	0,681	0,820	0,558
17-60	412,9	13,3	45	26,36	0,684	0,830	0,567
17-60	500,3	14,8	50	35,40	0,686	0,830	0,570

Çizelge 3.3 30 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
30-1	3,8	16,3	35	0,71	0,620	0,380	0,236
30-1	4,9	18,6	40	0,90	0,624	0,440	0,275
30-1	6,1	21,1	45	1,11	0,628	0,500	0,314
30-1	7,7	23,8	50	1,41	0,631	0,560	0,354
30-5	19,0	18,7	35	2,23	0,676	0,640	0,433
30-5	24,5	21,2	40	2,97	0,679	0,700	0,475
30-5	31,2	24,2	45	3,96	0,683	0,760	0,519
30-5	38,1	27,1	50	5,26	0,685	0,780	0,535
30-10	37,9	19,2	35	4,38	0,684	0,660	0,452
30-10	49,6	22,3	40	5,91	0,688	0,740	0,509
30-10	61,3	25,2	45	7,61	0,691	0,800	0,553
30-10	74,5	28,1	50	10,16	0,693	0,810	0,561
30-10	89,9	30,9	55	13,28	0,695	0,820	0,570
30-15	55,9	19,8	35	6,09	0,687	0,720	0,495
30-15	73,7	22,2	40	8,26	0,691	0,780	0,539
30-15	94,9	25,3	45	11,63	0,694	0,810	0,562
30-15	114,4	28,4	50	15,47	0,696	0,822	0,572
30-20	78,7	19,2	35	8,08	0,688	0,740	0,509
30-20	100,4	22,0	40	10,87	0,692	0,800	0,554
30-20	124,6	24,8	45	14,77	0,695	0,820	0,570
30-20	152,5	27,7	50	19,99	0,698	0,825	0,575
30-25	93,0	19,7	35	9,04	0,690	0,800	0,552
30-25	122,8	22,5	40	13,32	0,693	0,815	0,565
30-25	154,4	25,3	45	18,65	0,696	0,820	0,570
30-25	194,4	28,2	50	25,75	0,698	0,830	0,580
30-30	112,5	19,9	35	10,97	0,695	0,800	0,556
30-30	143,2	22,4	40	15,28	0,698	0,820	0,572
30-30	183,2	25,3	45	21,85	0,700	0,825	0,578
30-30	224,1	28,1	50	29,57	0,703	0,825	0,580
30-35	131,1	19,7	35	12,64	0,696	0,800	0,557
30-35	168,3	22,5	40	18,01	0,698	0,820	0,573
30-35	219,5	25,2	45	26,04	0,701	0,825	0,579
30-35	263,2	28,0	50	34,60	0,703	0,825	0,580
30-39	150,7	19,5	35	14,38	0,696	0,800	0,557
30-39	191,6	22,1	40	20,13	0,698	0,820	0,573
30-39	242,7	25,1	45	28,51	0,701	0,830	0,582
30-39	295,7	28,0	50	38,59	0,704	0,830	0,584
30-46	181,4	19,2	35	17,06	0,695	0,800	0,556
30-46	233,4	21,9	40	24,16	0,698	0,825	0,576
30-46	296,7	25,0	45	34,09	0,701	0,845	0,593
30-46	354,3	27,8	50	45,09	0,704	0,845	0,595
30-54	212,0	20,2	35	20,93	0,697	0,800	0,557
30-54	269,7	22,7	40	29,07	0,699	0,820	0,573
30-54	341,3	25,0	45	39,45	0,701	0,840	0,589
30-54	423,2	28,1	50	54,43	0,704	0,845	0,595

Çizelge 3.4 46 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri.

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
46-1	4,5	23,8	35	1,00	0,578	0,500	0,289
46-1	5,7	27,8	40	1,23	0,584	0,600	0,350
46-1	7,4	32,0	45	1,64	0,589	0,670	0,394
46-1	8,8	35,8	50	2,02	0,592	0,720	0,427
46-1	10,6	39,4	55	2,55	0,595	0,750	0,446
46-4	16,4	30,5	35	3,17	0,660	0,650	0,429
46-4	22,0	34,2	40	4,42	0,663	0,700	0,464
46-4	26,5	38,8	45	5,60	0,667	0,750	0,500
46-4	33,4	43,9	50	7,45	0,670	0,800	0,536
46-8	33,6	30,2	35	5,66	0,677	0,720	0,487
46-8	43,0	34,9	40	7,79	0,681	0,770	0,524
46-8	53,4	39,5	45	10,37	0,684	0,810	0,554
46-8	66,5	45,0	50	14,39	0,686	0,825	0,566
46-12	51,6	30,8	35	8,80	0,684	0,720	0,492
46-12	64,9	35,2	40	11,62	0,686	0,780	0,535
46-12	82,4	39,9	45	16,02	0,690	0,810	0,559
46-12	99,5	44,2	50	20,98	0,692	0,825	0,571
46-12	121,8	49,2	55	28,48	0,695	0,825	0,573
46-16	69,9	30,8	35	10,68	0,686	0,800	0,549
46-16	85,4	35,4	40	14,72	0,690	0,810	0,559
46-16	108,8	40,6	45	21,05	0,693	0,825	0,572
46-16	136,7	45,6	50	29,40	0,696	0,830	0,577
46-20	85,0	30,6	35	12,88	0,687	0,800	0,550
46-20	109,7	35,3	40	18,62	0,691	0,820	0,567
46-20	140,4	40,3	45	26,73	0,695	0,830	0,577
46-20	169,3	44,8	50	35,25	0,698	0,840	0,586
46-20	207,4	50,2	55	47,91	0,700	0,845	0,592
46-24	102,3	30,5	35	15,41	0,689	0,800	0,551
46-24	131,1	35,4	40	22,25	0,693	0,820	0,568
46-24	163,7	40,4	45	30,96	0,697	0,835	0,582
46-24	199,0	45,2	50	41,51	0,698	0,845	0,590
46-24	243,7	50,2	55	56,22	0,701	0,845	0,593
46-30	119,0	33,7	35	19,66	0,695	0,800	0,556
46-30	153,5	38,3	40	27,65	0,698	0,830	0,579
46-30	198,1	43,2	45	39,56	0,701	0,840	0,589
46-30	242,7	47,3	50	52,56	0,704	0,845	0,595
46-35	146,9	32,6	35	23,09	0,698	0,810	0,565
46-35	189,7	36,9	40	32,60	0,700	0,835	0,585
46-35	239,0	42,3	45	46,62	0,703	0,840	0,591
46-35	286,4	46,9	50	61,78	0,705	0,840	0,592

Çizelge 3.5 60 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
60-2	7,4	36,6	35	1,76	0,598	0,700	0,419
60-2	10,0	40,2	40	2,36	0,601	0,777	0,467
60-2	12,0	47,8	45	3,30	0,606	0,780	0,473
60-2	15,3	51,4	50	4,46	0,609	0,790	0,481
60-2	18,5	56,4	55	5,80	0,613	0,800	0,490
60-6	23,6	36,4	35	4,96	0,674	0,700	0,472
60-6	31,3	43,0	40	7,20	0,680	0,750	0,510
60-6	38,2	49,3	45	9,38	0,684	0,800	0,547
60-6	47,1	54,7	50	12,38	0,686	0,825	0,566
60-6	58,0	61,3	55	16,94	0,689	0,830	0,572
60-10	37,4	39,6	35	8,05	0,696	0,720	0,501
60-10	49,7	44,8	40	11,11	0,699	0,780	0,546
60-10	62,4	50,8	45	15,09	0,702	0,815	0,572
60-10	77,0	57,2	50	20,78	0,704	0,820	0,577
60-10	92,4	63,1	55	27,44	0,706	0,820	0,579
60-14	56,1	38,6	35	10,37	0,702	0,810	0,569
60-14	73,4	44,6	40	15,40	0,706	0,820	0,579
60-14	92,7	51,0	45	22,00	0,710	0,825	0,585
60-14	111,6	56,4	50	29,03	0,711	0,830	0,591
60-14	136,7	62,7	55	39,14	0,714	0,835	0,596
60-18	71,6	39,0	35	13,20	0,707	0,815	0,576
60-18	93,0	45,5	40	19,63	0,711	0,825	0,587
60-18	117,2	51,8	45	27,72	0,714	0,835	0,596
60-18	143,2	57,6	50	37,35	0,716	0,840	0,602
60-18	174,8	63,6	55	49,85	0,719	0,845	0,607
60-22	88,4	39,6	35	16,67	0,714	0,800	0,571
60-22	112,5	46,4	40	23,86	0,718	0,830	0,596
60-22	141,4	52,5	45	33,58	0,721	0,835	0,602
60-22	173,0	58,5	50	45,67	0,723	0,835	0,603
60-26	101,4	40,9	35	19,20	0,717	0,820	0,588
60-26	133,0	46,6	40	28,25	0,720	0,830	0,597
60-26	169,3	52,9	45	40,32	0,723	0,837	0,605
60-26	204,6	58,5	50	53,56	0,724	0,840	0,609
60-30	118,1	40,8	35	22,26	0,719	0,820	0,589
60-30	148,8	47,0	40	31,80	0,722	0,830	0,599
60-30	187,9	52,8	45	44,71	0,724	0,835	0,604
60-30	233,4	58,8	50	61,27	0,726	0,840	0,610

Çizelge 3.6 77 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
77-1	6,1	44,2	35	1,61	0,645	0,700	0,452
77-1	8,1	51,3	40	2,41	0,650	0,720	0,468
77-1	10,0	59,8	45	3,37	0,656	0,740	0,485
77-1	12,2	68,6	50	4,60	0,660	0,750	0,495
77-1	14,2	76,4	55	5,80	0,663	0,770	0,511
77-4	23,7	49,9	35	5,85	0,689	0,800	0,551
77-4	30,9	56,0	40	8,40	0,692	0,810	0,560
77-4	39,6	64,1	45	12,21	0,695	0,815	0,566
77-4	48,5	72,7	50	16,79	0,698	0,818	0,571
77-4	57,2	79,9	55	21,67	0,700	0,820	0,574
77-7	41,8	51,8	35	10,33	0,696	0,820	0,570
77-7	53,5	58,7	40	14,85	0,699	0,823	0,576
77-7	68,4	67,6	45	21,70	0,702	0,827	0,581
77-7	84,6	75,5	50	29,78	0,704	0,830	0,584
77-7	102,3	83,1	55	39,46	0,707	0,830	0,587
77-10	60,5	49,7	35	14,32	0,697	0,820	0,571
77-10	77,3	58,2	40	21,17	0,701	0,825	0,579
77-10	99,5	66,5	45	30,84	0,704	0,830	0,584
77-10	121,8	74,4	50	41,83	0,707	0,835	0,590
77-10	145,1	81,8	55	54,62	0,709	0,835	0,592
77-13	77,6	50,8	35	18,71	0,699	0,820	0,573
77-13	100,4	58,5	40	27,46	0,702	0,830	0,583
77-13	129,3	67,0	45	39,78	0,706	0,840	0,593
77-13	157,2	74,1	50	52,72	0,708	0,850	0,602
77-13	187,9	81,2	55	68,07	0,710	0,860	0,610
77-16	91,7	53,5	35	23,00	0,704	0,825	0,581
77-16	122,8	61,1	40	34,57	0,708	0,835	0,591
77-16	154,4	69,3	45	48,82	0,711	0,840	0,597
77-16	188,8	76,4	50	65,25	0,712	0,845	0,602
77-19	116,3	52,2	35	28,24	0,705	0,830	0,585
77-19	148,8	60,3	40	40,81	0,709	0,845	0,599
77-19	186,0	68,8	45	57,37	0,711	0,855	0,607
77-19	224,1	76,4	50	76,02	0,713	0,860	0,613
77-22	130,2	53,5	35	32,18	0,706	0,835	0,589
77-22	171,1	60,6	40	46,88	0,709	0,850	0,602
77-22	212,0	67,9	45	64,46	0,711	0,855	0,608
77-22	259,5	75,6	50	87,08	0,713	0,860	0,613

Çizelge 3.7 95 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
95-2	12,4	58,7	35	3,74	0,677	0,780	0,528
95-2	15,6	67,2	40	5,32	0,681	0,790	0,538
95-2	20,2	77,0	45	7,74	0,684	0,800	0,547
95-2	26,5	86,1	50	11,18	0,686	0,810	0,556
95-2	30,0	95,9	55	14,05	0,689	0,810	0,558
95-5	31,4	60,4	35	9,04	0,702	0,815	0,572
95-5	40,0	69,5	40	13,08	0,706	0,820	0,579
95-5	51,4	79,6	45	19,07	0,709	0,825	0,585
95-5	62,7	88,8	50	25,70	0,711	0,830	0,590
95-5	74,6	97,1	55	33,31	0,713	0,830	0,592
95-8	48,0	61,0	35	13,89	0,709	0,810	0,574
95-8	61,8	69,7	40	20,10	0,712	0,820	0,584
95-8	79,1	79,6	45	29,04	0,715	0,825	0,590
95-8	98,6	89,3	50	40,28	0,717	0,830	0,595
95-8	118,1	98,0	55	52,51	0,719	0,835	0,600
95-11	66,9	60,1	35	18,76	0,711	0,820	0,583
95-11	88,7	70,3	40	28,62	0,715	0,830	0,594
95-11	107,9	78,8	45	38,44	0,717	0,840	0,602
95-11	135,8	89,2	50	53,91	0,720	0,850	0,612
95-11	165,5	98,3	55	71,40	0,722	0,860	0,621
95-14	87,8	61,0	35	24,62	0,718	0,825	0,592
95-14	112,5	70,9	40	36,32	0,721	0,830	0,598
95-14	139,5	79,6	45	50,05	0,724	0,835	0,604
95-14	172,1	89,4	50	68,74	0,725	0,840	0,609
95-17	103,2	60,1	35	28,18	0,718	0,835	0,599
95-17	135,8	70,1	40	42,51	0,722	0,845	0,610
95-17	170,2	78,8	45	59,31	0,724	0,850	0,616
95-17	211,1	88,0	50	81,47	0,726	0,855	0,621
95-20	121,8	62,5	35	34,71	0,720	0,830	0,597
95-20	155,3	70,8	40	49,04	0,723	0,845	0,611
95-20	198,1	79,8	45	69,82	0,725	0,850	0,617
95-20	246,5	87,5	50	93,90	0,727	0,860	0,625

Çizelge 3.8 125 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
125-1	9,9	81,0	35	4,54	0,665	0,720	0,479
125-1	12,6	92,0	40	6,19	0,669	0,760	0,508
125-1	15,8	102,0	45	8,49	0,672	0,770	0,517
125-1	19,8	116,0	50	11,90	0,674	0,780	0,526
125-1	23,5	127,0	55	15,02	0,677	0,800	0,542
125-2	20,2	81,0	35	8,30	0,697	0,770	0,536
125-2	25,0	94,0	40	11,43	0,700	0,800	0,560
125-2	31,4	105,0	45	15,74	0,703	0,810	0,570
125-2	38,4	118,0	50	21,32	0,706	0,820	0,579
125-2	47,8	131,0	55	29,35	0,709	0,820	0,581
125-3	30,6	80,0	35	12,09	0,707	0,780	0,551
125-3	38,5	91,0	40	16,50	0,710	0,815	0,578
125-3	48,6	102,0	45	22,95	0,712	0,825	0,588
125-3	60,6	116,0	50	32,57	0,716	0,820	0,587
125-3	73,6	129,0	55	43,63	0,718	0,825	0,592
125-4	39,4	83,0	35	16,62	0,715	0,750	0,536
125-4	52,0	97,0	40	23,91	0,718	0,800	0,574
125-4	63,2	109,0	45	32,11	0,721	0,810	0,584
125-4	78,1	120,0	50	43,08	0,723	0,820	0,593
125-4	95,8	135,0	55	58,14	0,725	0,835	0,606
125-5	48,8	86,0	35	20,37	0,720	0,780	0,562
125-5	63,3	98,0	40	29,24	0,723	0,800	0,578
125-5	79,3	110,0	45	40,00	0,725	0,820	0,594
125-5	98,6	125,0	50	55,26	0,727	0,835	0,607
125-5	118,1	137,0	55	71,52	0,729	0,845	0,616
125-6	59,3	83,0	35	24,17	0,721	0,770	0,555
125-6	75,2	96,0	40	33,07	0,725	0,820	0,594
125-6	95,8	110,0	45	47,54	0,727	0,830	0,604
125-6	120,0	124,0	50	66,54	0,729	0,835	0,609
125-6	144,2	136,0	55	86,43	0,731	0,845	0,618
125-8	79,5	85,0	35	32,16	0,725	0,790	0,572
125-8	103,2	99,0	40	46,05	0,728	0,830	0,604
125-8	126,5	112,0	45	62,90	0,730	0,840	0,613
125-8	160,0	125,0	50	88,56	0,732	0,840	0,615
125-8	189,7	138,0	55	114,31	0,734	0,850	0,624
125-10	99,5	84,0	35	41,84	0,725	0,750	0,544
125-10	129,3	97,0	40	58,54	0,729	0,800	0,583
125-10	163,7	111,0	45	80,47	0,732	0,840	0,615
125-10	197,2	124,0	50	106,12	0,734	0,855	0,627
125-10	241,8	137,0	55	143,42	0,736	0,855	0,629
125-12	115,3	82,0	35	45,45	0,726	0,780	0,567
125-12	149,7	94,0	40	64,81	0,730	0,810	0,591
125-12	191,6	109,0	45	92,37	0,733	0,840	0,616
125-12	234,4	121,0	50	122,94	0,735	0,855	0,628
125-12	286,4	135,0	55	166,24	0,737	0,860	0,633

Çizelge 3.9 160 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

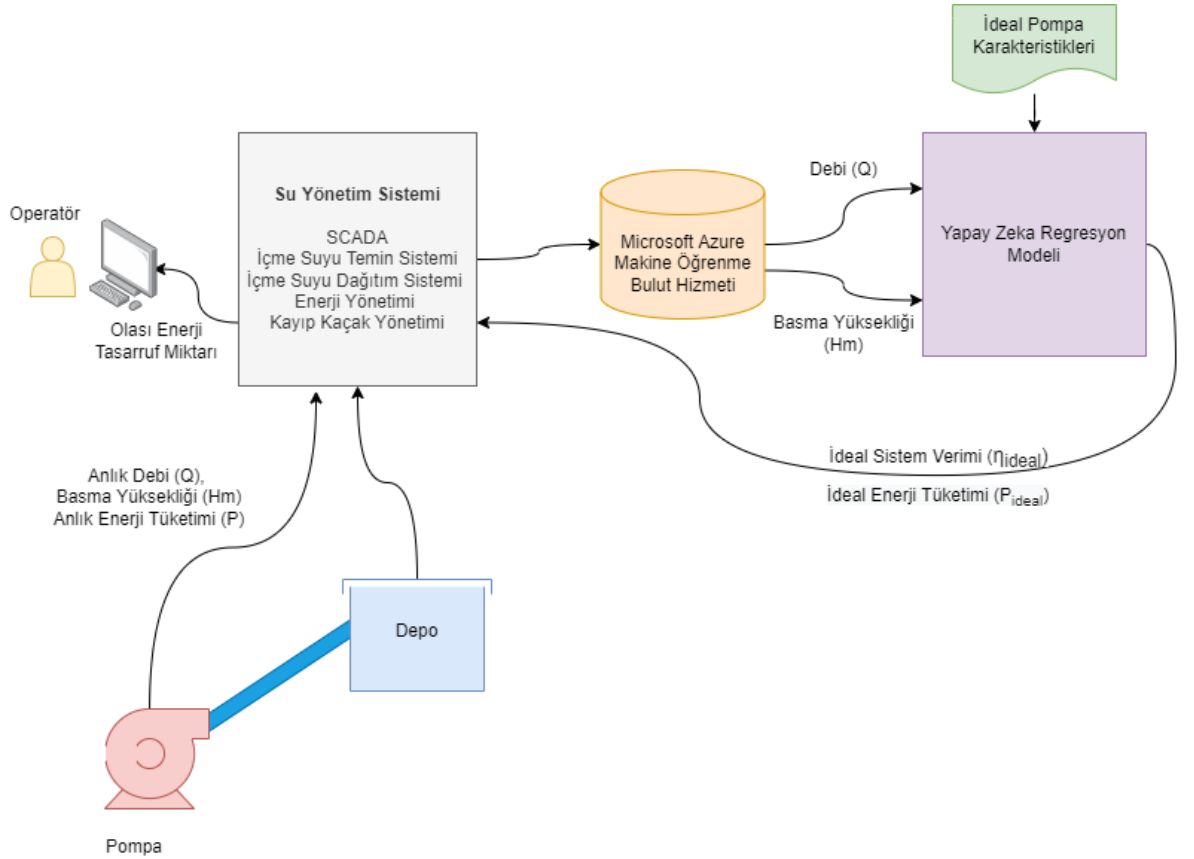
Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
160-1	9,6	104,0	35	5,68	0,655	0,730	0,478
160-1	12,5	121,0	40	8,20	0,659	0,760	0,501
160-1	15,5	136,0	45	11,13	0,663	0,780	0,517
160-1	19,3	153,0	50	15,06	0,666	0,800	0,533
160-1	23,2	169,0	55	19,68	0,669	0,810	0,542
160-2	18,8	108,0	35	10,54	0,699	0,750	0,525
160-2	24,6	124,0	40	14,76	0,702	0,800	0,562
160-2	31,8	143,0	45	21,40	0,706	0,820	0,579
160-2	38,9	160,0	50	29,01	0,708	0,825	0,584
160-2	46,8	176,0	55	38,63	0,704	0,825	0,580
160-3	28,3	107,0	35	16,48	0,714	0,700	0,500
160-3	36,9	125,0	40	22,48	0,717	0,780	0,559
160-3	47,4	142,0	45	31,42	0,721	0,810	0,584
160-3	58,5	160,0	50	42,49	0,723	0,830	0,600
160-3	69,9	176,0	55	55,41	0,725	0,835	0,605
160-4	38,4	108,0	35	21,05	0,725	0,740	0,537
160-4	50,1	125,0	40	29,25	0,729	0,800	0,583
160-4	63,8	142,0	45	40,61	0,732	0,830	0,608
160-4	77,9	159,0	50	55,08	0,734	0,835	0,613
160-4	93,9	179,0	55	74,03	0,732	0,845	0,619
160-5	48,1	110,0	35	25,93	0,731	0,760	0,556
160-5	60,8	126,0	40	35,12	0,734	0,810	0,594
160-5	76,9	142,0	45	48,71	0,736	0,830	0,611
160-5	96,7	159,0	50	67,11	0,739	0,845	0,624
160-5	118,1	177,0	55	90,93	0,737	0,850	0,626
160-6	59,4	107,0	35	30,33	0,732	0,780	0,571
160-6	75,2	124,0	40	41,81	0,737	0,825	0,608
160-6	93,9	142,0	45	58,48	0,739	0,840	0,621
160-6	115,3	159,0	50	79,25	0,741	0,850	0,630
160-6	135,8	176,0	55	102,94	0,739	0,855	0,632
160-8	75,4	110,0	35	38,22	0,739	0,800	0,591
160-8	95,8	125,0	40	53,47	0,730	0,835	0,610
160-8	122,8	144,0	45	76,67	0,743	0,845	0,628
160-8	149,7	160,0	50	103,03	0,745	0,850	0,633
160-8	187,9	180,0	55	144,96	0,743	0,855	0,635
160-12	115,3	109,0	35	61,56	0,741	0,750	0,556
160-12	144,2	126,0	40	83,10	0,744	0,800	0,595
160-12	192,5	143,0	45	118,80	0,747	0,845	0,631
160-12	233,5	160,0	50	158,04	0,749	0,860	0,644

Çizelge 3.10 215 m<sup>3</sup> grubu etikete sahip dalgıç pompaların farklı basma yüksekliklerindeki ve işletme frekansındaki enerji tüketimi, pompa, motor ve sistem verimleri

Etiket	Hm (m)	Debi (m <sup>3</sup> /h)	Frekans (Hz)	P1 (kWh)	$\eta_{pompa}$	$\eta_{motor}$	$\eta_{sistem}$
215-1	10,8	146,0	35	8,52	0,672	0,750	0,504
215-1	14,0	168,0	40	11,65	0,676	0,810	0,548
215-1	17,4	188,0	45	16,00	0,679	0,820	0,557
215-1	21,4	209,0	50	21,81	0,681	0,820	0,558
215-1	26,9	237,0	55	31,16	0,679	0,820	0,557
215-2	22,4	151,0	35	18,18	0,725	0,700	0,507
215-2	29,0	171,0	40	23,85	0,726	0,780	0,567
215-2	37,2	195,0	45	33,45	0,729	0,810	0,591
215-2	45,7	217,0	50	44,16	0,732	0,835	0,611
215-2	55,2	240,0	55	58,77	0,730	0,840	0,613
215-3	32,7	155,0	35	24,16	0,743	0,770	0,572
215-3	43,9	182,0	40	35,62	0,745	0,820	0,611
215-3	55,3	205,0	45	49,48	0,748	0,835	0,624
215-3	66,7	225,0	50	64,59	0,749	0,845	0,633
215-3	81,8	244,0	55	85,56	0,748	0,850	0,636
215-4	45,5	154,0	35	32,33	0,752	0,785	0,590
215-4	57,9	175,0	40	44,09	0,754	0,830	0,626
215-4	74,8	200,0	45	63,69	0,757	0,845	0,640
215-4	91,2	219,0	50	83,34	0,759	0,860	0,653
215-4	109,7	245,0	55	113,13	0,757	0,855	0,647
215-5	57,2	153,0	35	38,82	0,758	0,810	0,614
215-5	71,6	175,0	40	53,70	0,761	0,835	0,635
215-5	92,6	197,0	45	76,70	0,762	0,850	0,648
215-5	111,6	220,0	50	101,76	0,764	0,860	0,657
215-5	137,6	247,0	55	141,06	0,763	0,860	0,656
215-6	67,7	151,0	35	46,90	0,761	0,780	0,594
215-6	89,8	173,0	40	67,62	0,763	0,820	0,626
215-6	107,9	200,0	45	90,74	0,766	0,845	0,648
215-6	134,9	219,0	50	121,74	0,768	0,860	0,661
215-6	166,5	246,0	55	169,22	0,766	0,860	0,659
215-8	92,2	154,0	35	66,42	0,766	0,760	0,582
215-8	116,2	178,0	40	89,76	0,770	0,815	0,628
215-8	149,7	206,0	45	128,15	0,771	0,850	0,655
215-8	186,0	220,0	50	167,85	0,772	0,860	0,664

### 3.2 Önerilen Yöntem

Bu tez çalışmasında, SCADA sistemine bağlı bir dalgıç pompanın anlık su üretim debisi ( $Q$ ) ve anlık basma yüksekliği ( $H_m$ ) bilgilerini kullanarak daha önceden pompa katalog verileri, uzman görüşleri, laboratuvar testleri ve saha uygulamaları sonucu elde edilen bir veri kümesi ile bulut bilişim sistemi üzerinde bir yapay zeka modeli kullanarak ilgili sondaj kuyusu için doğru işletme noktasında çalışan pompanın kullanılması durumunda pompanın ideal veriminin ve dolayısıyla sistemin ideal enerji tüketiminin tahminine yönelik bir yöntem geliştirilmiştir.



Şekil 3.7 Önerilen anlık debi ve basma yüksekliğinden dalgıç pompanın ideal veriminin ve ideal güç tüketiminin tahmini belirleyen yöntemin blok diyagramı

Önerilen yöntemin amacı, akışkanlar mekaniği bilgisine haiz olmayan SCADA operatörlerinin ve kullanıcılarının kolaylıkla mevcuttaki dalgıç pompaların verimli mi verimsiz mi çalıştığını tespit etmesini sağlamaktır. Önerilen model ile, pompanın değiştirilmesi veya aynı pompanın değişken hız kontrol sürücüsü yardımıyla farklı bir

frekansta iřletilmesi durumunda olası enerji tasarrufu sistem kullanıcılarınca takip edilmiş olacaktır. Böylece, günümüzün en önemli sorunlarından birisi olan enerji tüketim maliyetlerinin düşürülmesi için kurumların doğru karar alabilmeleri konusunda öneri sunan bir yapay zekâ sistemi oluşturulmuş olacaktır. Önerilen yöntemin blok diyagramı Şekil 3.7’de verilmiştir.



## 4. BULGULAR VE TARTIŞMA

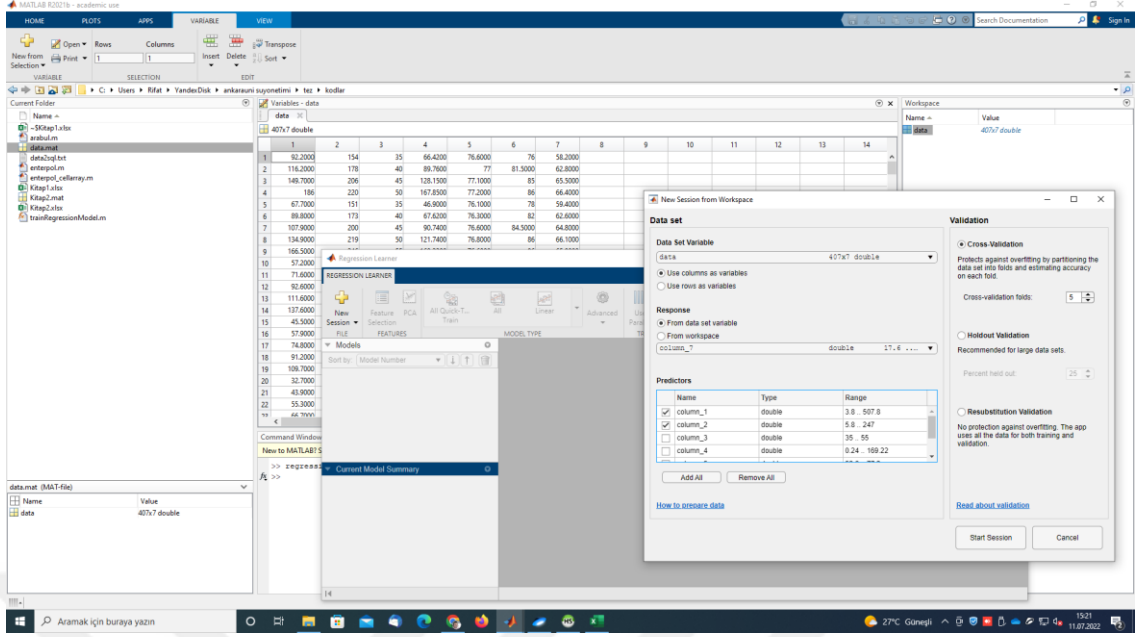
Bu bölümde oluşturulan modeller ve gerçekleştirilen deneyler, deneylere ait simülasyon sonuçları ve önerilen yöntemin bir su yönetim sistemine uyarlanmasıyla gerçek-zamanlı uygulamaları verilmiştir.

### 4.1 Matlab Simülasyon Sonuçları

Bölüm 3'deki çizelgelerde verilen ve tez kapsamında oluşturulan veri kümesi Matlab 2021b yazılımı içerisinde bulunan Regression Learner uygulaması kullanılarak modellenmiştir. Deneyler 16GB belleğe sahip Intel i7 işlemcili bir masaüstü bilgisayarda gerçekleştirilmiştir. Çalışma kapsamında 2 farklı model oluşturulmuştur:

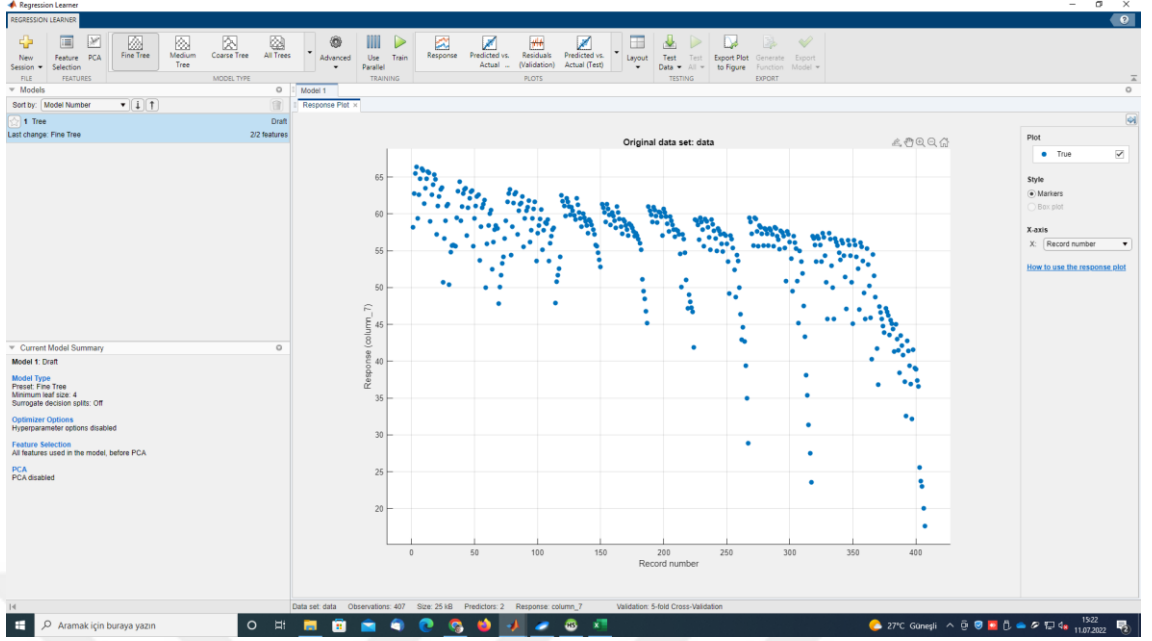
- Model-V: Debi ve basma yüksekliğini giriş olarak alıp ideal sistem veriminin tahmini
- Model-P: Debi ve basma yüksekliğini giriş olarak alıp ideal enerji tüketiminin tahmini

Matlab Regression Learner uygulaması basit bir grafik kullanıcı arayüzü ile kod yazmadan yapay zekâ modellerini oluşturmaya olanak vermektedir. Matlab konsoluna *RegressionLearner* komutu verilerek uygulama ekranı açılabilir. Uygulama açıldıktan sonra *New Session* komutu ile yeni bir deney başlatılır. Öncesinde hazırlanan veri kümesi Matlab Workspace'e yüklenmelidir. Veri formatı, sütunlarda giriş ve çıkış parametreleri, satırlarda ise kayıtlar (örnekler) olacak şekilde düzenlemiş olmalıdır. Şekil 4.1'de veri kümesi, uygulama arayüzü, giriş çıkış seçim ekranları görülmektedir. Veri kümesi 407x7'lik bir matris olup, sütunlarda, sırasıyla, debi ( $m^3/h$ ), basma yüksekliği (metre), frekans (Hz), P1 enerji tüketimi (kWh), pompa verimi, motor verimi ve sistem verimi bulunmaktadır. Verim değerleri 0-100 arasında yüzde olarak verilmiştir. Veri kümesi seçilirken *predictor* olarak girişler (debi ve basma yüksekliği), *response* olarak ise çıkış seçilmektedir. 2 farklı model oluşturulduğundan dolayı Model-V için 7.sütun ideal sistem verimi *response* olarak seçilirken, Model-P için 4.sütun ideal enerji tüketimi *response* olarak seçilmiştir.

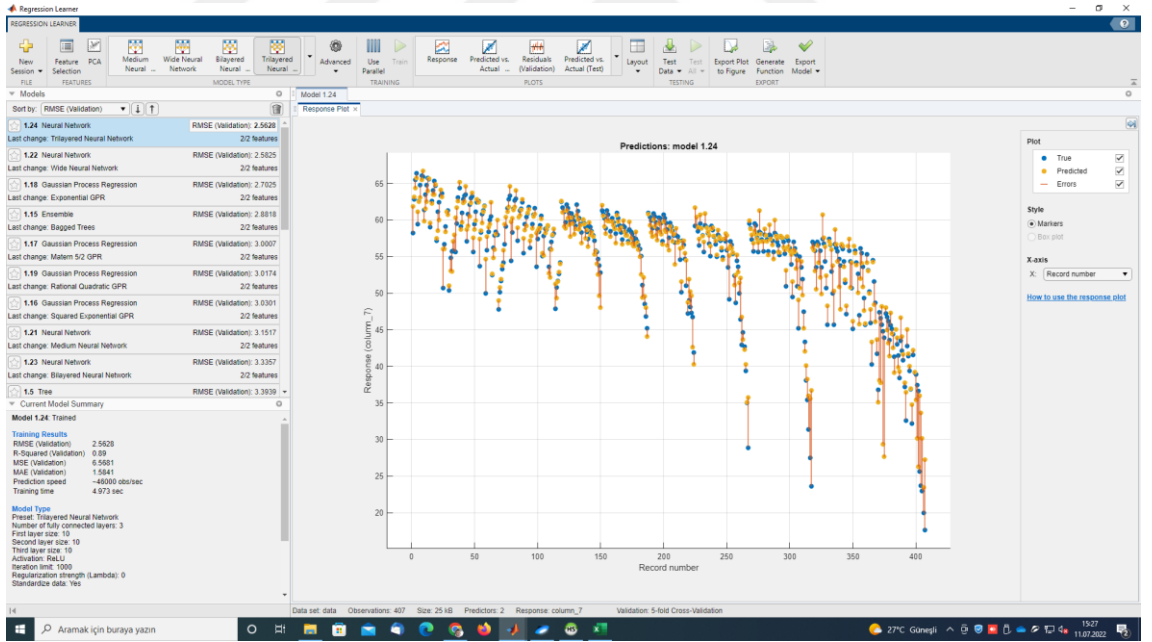


Şekil 4.1 Matlab Regression Learner uygulaması ana ekranı, yeni oturum menüsü ve veri kümesi

Yapay zekâ yöntemleri ile bir veri kümesi üzerinde çalışılırken oluşturulan modelin başarımını test etmek adına veri kümesinin tamamı eğitimde kullanılmamaktadır. Uygulama genelde veri kümesinin rastgele seçilmiş %90 veya %80'lik kısmı eğitim aşamasında kullanılmakta, kalan %10 veya %20'lik veriler ise eğitilmiş modelin testi için kullanılmaktadır. Test verilerine validasyon verileri de denilmektedir. Matlab Regression Learner uygulaması k-fold çapraz validasyon desteklemektedir. k değeri 5 olarak alındığında veri kümesini 5'e bölünüp, 5 defa deneyler icra edilmektedir. Her bir icra aşamasında 4 bölüm eğitim, 1 bölüm ise test için kullanılmaktadır. Sırayla bölümler kaydırılmak suretiyle veri kümesinin eğitim ve test aşamaları tamamlanmaktadır. Elde edilen hata metrikleri 5 deneyin ortalamasıdır. Bu bölümde verilen deneylerde k=5 olarak alınmıştır. Dolayısıyla verilerin %80'i ile eğitim %20'si ile testler yapılmıştır. Model-V ve Model-P için 5'er deney gerçekleştirilmiştir.



Şekil 4.2 Model-V için veri kümesindeki her bir kayıt (yatay eksen) için ideal sistem verimleri (dikey eksen)

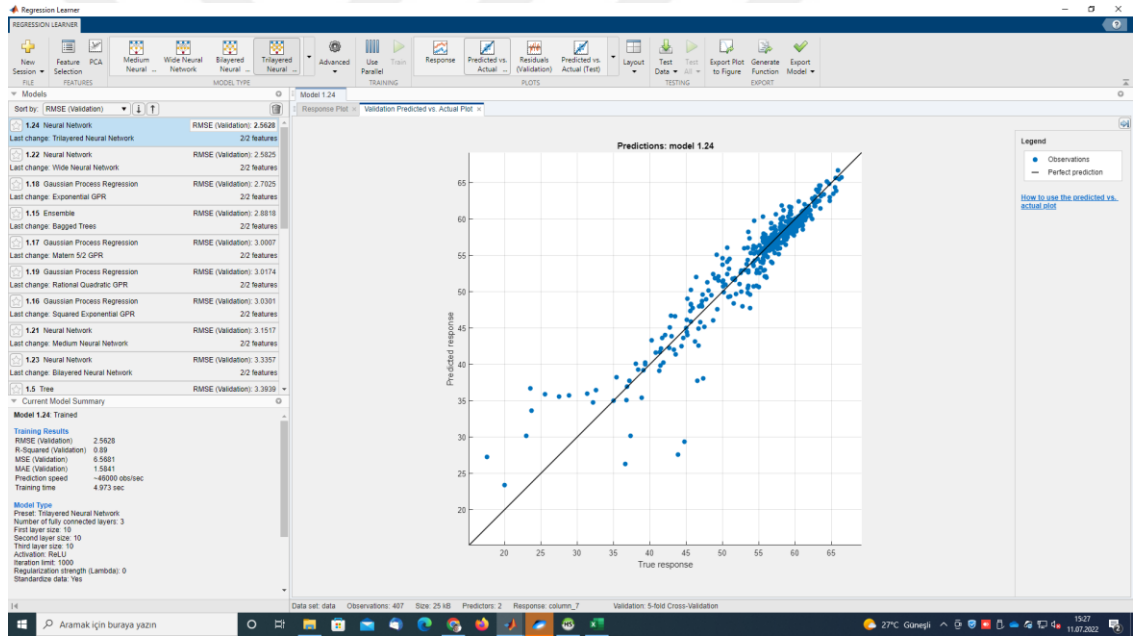


Şekil 4.3 Model-V için eğitim sonrası RMSE hata metriği ve sistem yanıt çizimi (response plot- mavi:orijinal çıkış, turuncu: model tahmini)

Şekil 4.2'de Model-V için sistem çıkışı (*response*) yani ideal sistem veriminin her bir örnek için grafiksel görünümü verilmiştir. Sistem verimlerinin %20-%65 civarında

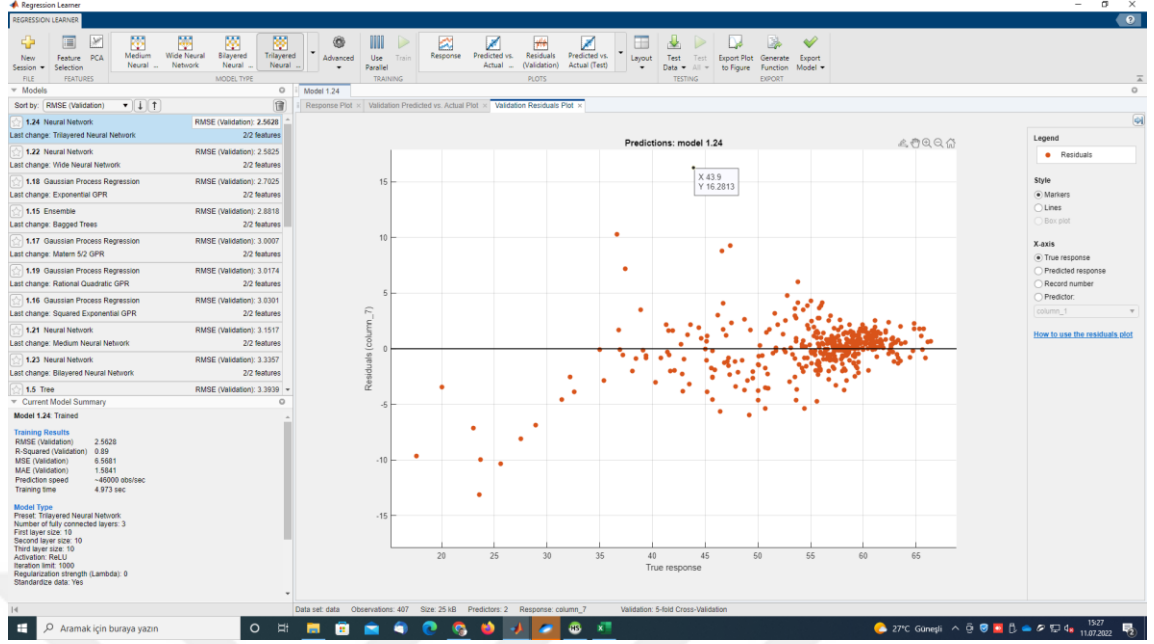
olduğu görülmektedir. Pompa debisi ve basma yüksekliği azaldıkça verimin de azaldığı görülmektedir.

Şekil 4.3' de eğitim sonrası Model-V için tüm veriler için çıkış parametresinin (*response*) yani ideal verimin olması gereken değeri (mavi) ile eğitilen yapay zekâ regresyon modelinin çıkışı ve aralarındaki fark (turuncu) verilmiştir. Şekilden görüleceği üzere pek çok örnek için kabul edilebilir düzeyde hatalar olsa da uç örneklerde hataların oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 4.3'ün sol kısmında RMSE hatasına göre sıralanmış yapay zekâ modelleri görülmektedir. Sol alt kısımda ise seçilen modelin ve yapılan deneyin detayları görülmektedir (eğitim süresi, tahminleme süresi, RMSE, MAE,  $R^2$  metrikleri, model detayları vb).



Şekil 4.4 Model-V için test verileri gerçek yanıt ve tahmin edilen yanıt gösterimi

Model-V için sadece test verilerinin sistem çıkışı (ideal sistem verim) değerlerinin olması gereken ve yapay zekâ tahminin grafiksel gösterimi Şekil 4.4'de verilmiştir. Doğru üzerinde olması gereken noktaların sapmaları ile  $R^2$  değeri 0.89 olarak elde edilmiştir.



Şekil 4.5 Model-V için test verileri hata miktarları (true response vs residuals)

Model-V deneyinde test verileri için hata miktarları Şekil 4.5’de görselleştirilmiştir. Bazı örneklerde -12 ve +16 civarında hatalar olduğu görülmektedir. İdeal sistem verimi 0 ile 100 arasında yüzde (%) olarak verildiği düşünüldüğünde bir kısım örnekler için büyük oranda tahmin hatalarının olduğu gözlemlenmektedir.

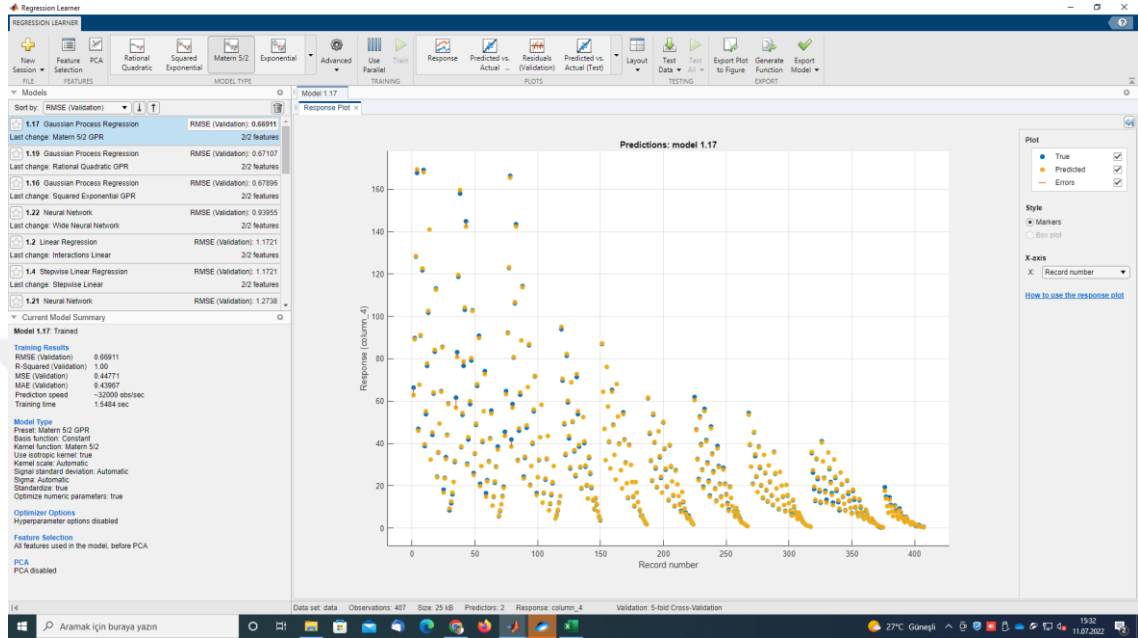
Model-V için sayısal sonuçlar en iyiden en kötüye olacak şekilde Çizelge 4.1’de verilmiştir. En iyi sonuç sinir ağları yöntemi ile elde edilmiştir. Sinir ağları ile oluşturulan modelde, hata metrikleri MAE 1.58,  $R^2$  0.89 ve RMSE 2.56 olarak hesaplanmıştır. 1.6 civarında ortalama hata ile 0-100 arasındaki verim değerleri tahmin edilebilmiştir. Bu haliyle önerilen model kullanılabilir olarak değerlendirilmiştir.

Çizelge 4.1 Model-V için Matlab’de oluşturulan yapay zekâ regresyon modellerinin hata metrikleri

	<b>Ortalama Mutlak Hata (MAE)</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>Kök Ortalama Kare Hata (RMSE)</b>
<b>Neural Network (Trilayered)</b>	1.58	0.89	2.56
<b>Neural Network (Wide)</b>	1.52	0.89	2.58
<b>Gaussian Process Regression (Exponential)</b>	1.68	0.88	2.70
<b>Ensemble (Bagged Tree)</b>	1.70	0.87	2.88
<b>Gaussian Process Regression (Matern 5/2)</b>	1.85	0.86	3.00
<b>Gaussian Process Regression (Rational Quadratic)</b>	1.88	0.85	3.01
<b>Gaussian Process Regression (Squared Exponential)</b>	1.90	0.85	3.03
<b>Neural Network (Medium)</b>	2.04	0.84	3.15
<b>Neural Network (Bilayered)</b>	2.05	0.82	3.33
<b>Tree (Fine)</b>	1.93	0.81	3.39
<b>Tree (Medium)</b>	2.20	0.81	3.48
<b>Ensemble (Boosted Tree)</b>	2.93	0.80	3.51
<b>SVM (Fine Gaussian)</b>	2.23	0.78	3.70
<b>SVM (Medium Gaussian)</b>	2.21	0.77	3.81
<b>SVM (Cubic)</b>	2.48	0.76	3.88
<b>Tree (Coarse)</b>	2.94	0.64	4.71
<b>SVM (Quadratic)</b>	3.13	0.61	4.91
<b>Neural Network (Narrow)</b>	3.97	0.52	5.44
<b>SVM (Coarse Gaussian)</b>	3.23	0.52	5.48
<b>Linear Regression (Interactions Linear)</b>	4.21	0.49	5.62
<b>Linear Regression (Linear)</b>	4.26	0.49	5.63
<b>Stepwise Linear Regression (Stepwise Linear)</b>	4.25	0.49	5.65
<b>Linear Regression (Robust Linear)</b>	3.96	0.44	5.91
<b>SVM (Linear)</b>	3.91	0.38	6.19

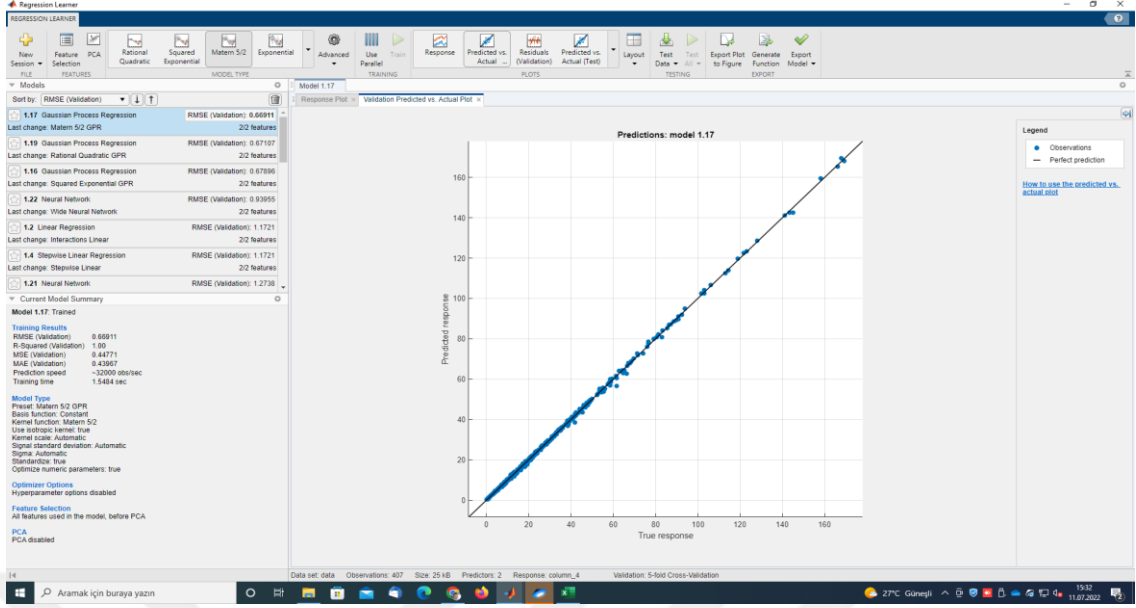
Model-V ile anlık debi ve basma yüksekliği bilinen bir kuyunun doğru işletme noktasında çalışan bir pompanın kullanılması durumunda elde edilecek ideal sistem verimi tahmin edilmiştir. Bu verim ile ampirik formülden (Denklem 3.1) ideal enerji tüketimi de hesaplanabilir. Son kullanıcının ihtiyacı olan da zaten ideal durumdaki enerji tüketimini tespit etmek ve mevcut enerji tüketimi ile karşılaştırarak ne kadar enerji tasarruf edebileceğini hesaplamaktır. Her ne kadar enerji hesabı verim’in bir

fonksiyonu olsa da ikinci bir model olarak anlık debi ve basma yüksekliğine karşı ideal sistem veriminin yerine ideal enerji tüketiminin tahmin edilmesine yönelik Model-P tasarlanmış ve deneyleri gerçekleştirilmiştir.



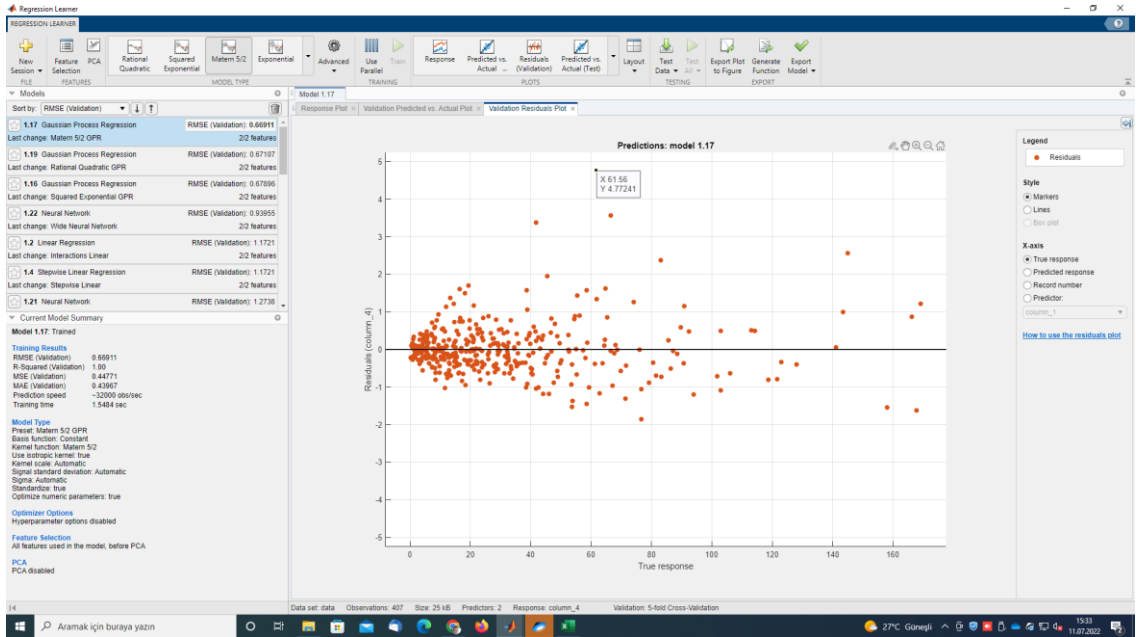
Şekil 4.6 Model-P için eğitim sonrası RMSE hata metriği ve sistem yanıt çizimi (response plot- mavi:orijinal çıkış, turuncu: model tahmini)

Şekil 4.6' de eğitim sonrası Model-P için tüm veriler için çıkış parametresinin (*response*) yani ideal enerji tüketiminin olması gereken değeri (mavi) ile eğitilen yapay zekâ regresyon modelinin çıkışı ve aralarındaki fark (turuncu) verilmiştir. Şekilden görüleceği üzere pek çok örnek için hatalar oldukça düşüktür. Model-P için sadece test verilerinin sistem çıkışı (ideal enerji tüketimi) değerlerinin olması gereken ve yapay zekâ tahminin grafiksel gösterimi Şekil 4.7'de verilmiştir. Doğru üzerinde olması gereken noktaların sapmaları ile  $R^2$  değeri 1 olarak elde edilmiştir. Model-P deneyinde test verileri için hata miktarları Şekil 4.8'de görselleştirilmiştir. En yüksek hata 4.7 kWh olup ortalama hata 0.43 kWh'dır. Enerji tüketim değerlerinin 0 ile 170 arasında kWh olarak verildiği düşünüldüğünde elde edilen ortalama hata değerinin oldukça iyi olduğu değerlendirilmiştir.



Şekil 4.7 Model-P için test verileri gerçek yanıt ve tahmin edilen yanıt gösterimi

Model-P için sayısal sonuçlar en iyiden en kötüye olacak şekilde Çizelge 4.2'de verilmiştir. En iyi sonuç Gauss süreç regresyonu (GPR) yöntemi ile elde edilmiştir. GPR ile oluşturulan modelde, hata metrikleri MAE 0.43,  $R^2$  1.0 ve RMSE 0.66 olarak hesaplanmıştır. Bu haliyle Model-P, pratik uygulamalarda kullanılabilir olarak değerlendirilmiştir.



Şekil 4.8 Model-P için test verileri hata miktarları (*true response vs residuals*)

Model-V ve Model-P deney sonuçları birbirleri ile kıyaslandığında Model-P'nin Model-V'ye göre yani anlık debi ve basma yüksekliğinden ideal enerji tüketimini tahmin etmenin ideal sistem verimini tahmin etmeye göre daha başarılı olduğu söylenebilir. Ayrıca, son kullanıcı ideal verimden ziyade pompanın idealde ne kadar enerji tükettiği ile daha çok ilgilenebileceğinden dolayı ideal verim yerine ideal enerji tüketimini tahmin etmek hesaplama açısından da kolaylık sağlamaktadır. Her iki modelde de sınır ağları ve GPR modelleri doğrusal olmayan yapılarından dolayı diğer yöntemlere göre (doğrusal regresyon ve karar ağaçları gibi) daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

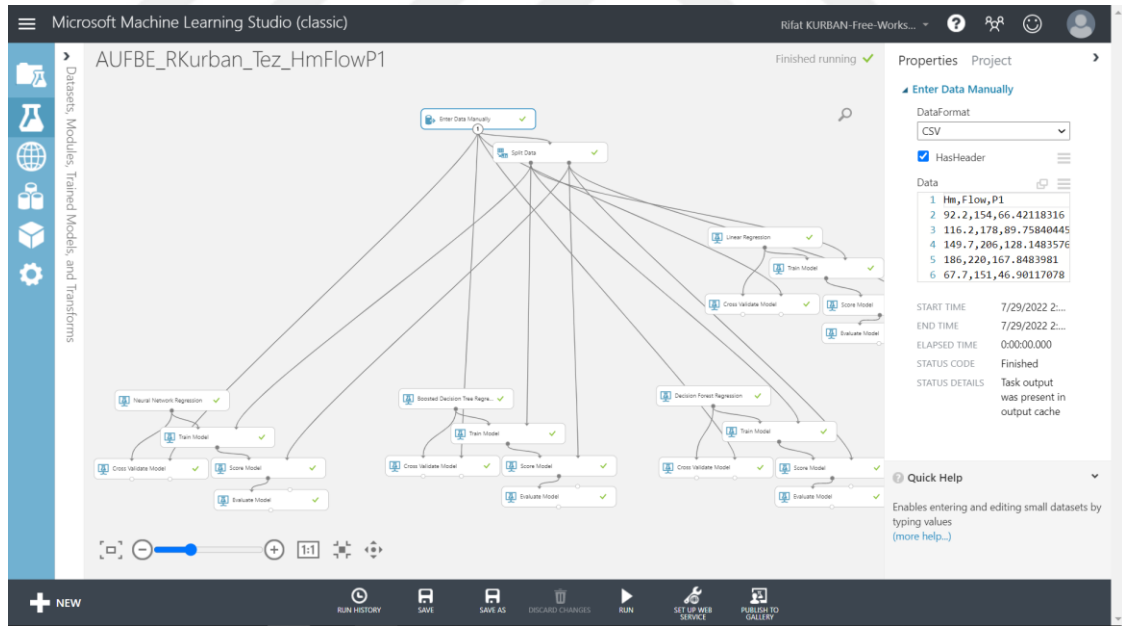
Çizelge 4.2 Model-P için Matlab'de oluşturulan yapay zekâ regresyon modellerinin hata metrikleri

	<b>Ortalama Mutlak Hata (MAE)</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>Kök Ortalama Kare Hata (RMSE)</b>
<b>Gaussian Process Regression (Matern 5/2)</b>	0.43	1.00	0.66
<b>Gaussian Process Regression (Rational Quadratic)</b>	0.44	1.00	0.67
<b>Gaussian Process Regression (Squared Exponential)</b>	0.45	1.00	0.67
<b>Neural Network (Wide)</b>	0.60	1.00	0.93
<b>Linear Regression (Interactions Linear)</b>	0.76	1.00	1.17
<b>Stepwise Linear Regression (Stepwise Linear)</b>	0.76	1.00	1.17
<b>Neural Network (Medium)</b>	0.88	1.00	1.27
<b>SVM (Quadratic)</b>	1.19	1.00	1.36
<b>SVM (Cubic)</b>	1.22	1.00	1.39
<b>Neural Network (Bilayered)</b>	0.85	1.00	1.41
<b>Gaussian Process Regression (Exponential)</b>	0.77	1.00	1.92
<b>Neural Network (Trilayered)</b>	1.38	0.99	2.36
<b>Neural Network (Narrow)</b>	1.75	0.99	2.65
<b>SVM (Medium Gaussian)</b>	1.98	0.98	4.73
<b>Ensemble (Boosted Tree)</b>	3.08	0.96	5.85
<b>Tree (Fine)</b>	5.32	0.92	8.67
<b>Ensemble (Bagged Tree)</b>	4.68	0.91	9.11
<b>SVM (Coarse Gaussian)</b>	6.41	0.87	10.88
<b>Tree (Medium)</b>	7.09	0.86	11.25
<b>SVM (Fine Gaussian)</b>	4.65	0.78	14.36
<b>Linear Regression (Linear)</b>	11.35	0.70	16.73
<b>SVM (Linear)</b>	10.98	0.68	17.13
<b>Linear Regression (Robust Linear)</b>	11.23	0.65	18.08
<b>Tree (Coarse)</b>	12.92	0.58	19.70

## 4.2 Microsoft Azure Machine Learning Studio (AzureMLS) Sonuçları

Matlab ile yapılan deneylerde oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak Matlab’de oluşturulan bir yapay zekâ modelinin başka bir yazılıma entegre edilmesi bir miktar karmaşık ve zahmetlidir. Bu sebepten dolayı, benzer deneyler bir bulut hizmeti üzerinde gerçekleştirilerek bu hizmetin uygulama programlama arayüzleri (API) vasıtasıyla su yönetim sistemi veya SCADA uygulamalarına entegre edilmesi amaçlanmıştır. AzureMLS ile bulut bilişim teknolojisi kullanarak yapılan deneyler ise Microsoft’un sunucularında ücretsiz kullanıcı hesabı oluşturularak gerçekleştirilmiştir. AzureMLS uygulamasına <https://studio.azureml.net/> adresinden erişilebilmektedir.

Şekil 4.9’da tez kapsamında önerilen Model-P (anlık debi ve basma yüksekliğinden ideal enerji tüketimi tahmini) AzureMLS ekran görüntüsü verilmiştir. Önceki bölümde Matlab simülasyon sonuçlarında Model-P’nin başarımının Model-V’ye göre daha iyi olduğu görüldüğünden bu bölümde sadece Model-P deneyleri gerçekleştirilmiştir.



Şekil 4.9 AzureMLS kullanılarak Model-P’nin gerçekleştirilmesi

AzureMLS’de uygulamalar sürükle-bırak mantığı ile geliştirilmektedir. Bu özelliği ile hiç programlama bilmeyen araştırmacılar için de büyük kolaylık sağlamaktadır. *Enter Data Manually* bloğu ile CSV (comma separated value) formatında hazırlanan veri

kümesi sisteme yüklenmiştir. Veri kümesindeki ilk iki sütun olan *Hm*, *Flow (debi)* giriş, son sütun olan *PI* ise çıkış olarak belirlenmiştir. *Split Data* bloğu ile veri kümesinin %80'i rastgele olarak ayrılmış bu kısım eğitimde kullanılmıştır. Kalan %20'lik kısım ise test aşamasında kullanılacaktır.

Çizelge 4.3 AzureMLS regresyon yöntemleri ayar parametreleri

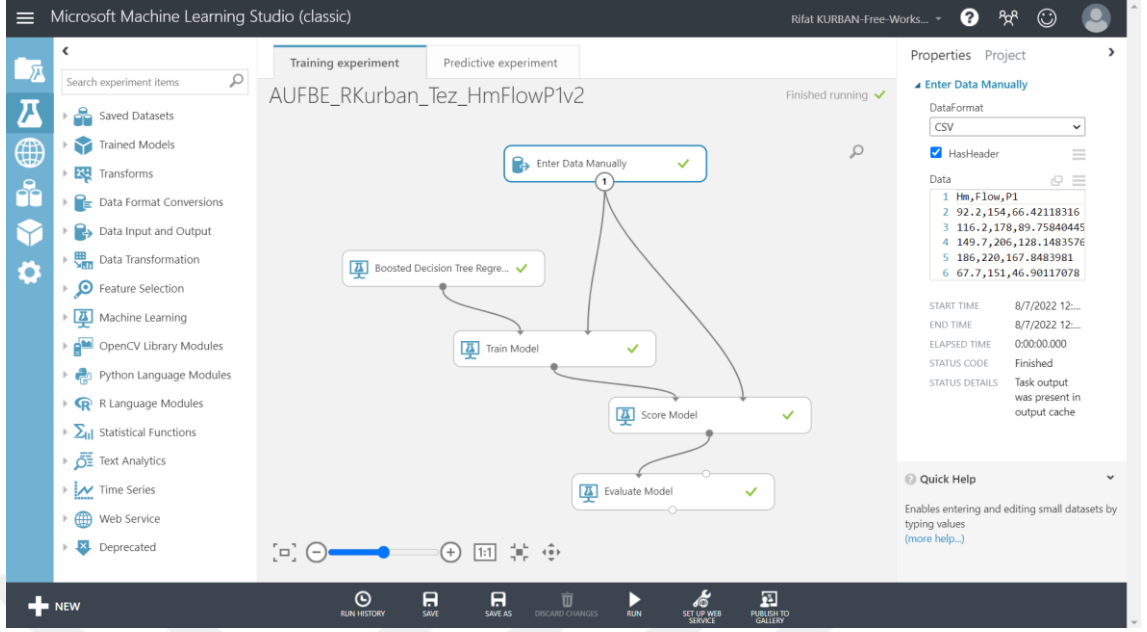
<b>Boosted Decision Tree</b>	<b>Neural Network</b>	<b>Decision Forest</b>	<b>Linear Regression</b>
Maks. Ağaç Yaprağı=20	Gizli Düğüm=100	Örnekleme Metodu=Torbalama	Çözüm Yöntemi=En Küçük Kareler
Düğümler için Min. Örnek=10	Öğrenme Oranı=0.005	Karar Ağacı Sayısı=8	L2 Doğrusallaştırma Katsayısı=0.001
Öğrenme Oranı=0.2	İterasyon=100	Maks. Derinlik=32	
Toplam Ağaç Sayısı=100	Başlangıç Ağırlık Çapı=0.1	Düğümler için Rastgele Bölme Sayısı=128	
	Momentum=0	Düğümler için Min. Örnek=1	

Deneylede AzureMLS bünyesinde bulunan, Sinir Ağları (Neural Network) regresyonu, Güçlendirilmiş Karar Ağacı (Boosted Decision Tree) regresyonu, Doğrusal Regresyon (Linear Regression) ve Karar Ormanı (Decision Forest) regresyonu yöntemleri kullanılmıştır. Çizelge 4.3'de kullanılan regresyon yöntemlerinin ayar parametreleri verilmiştir.

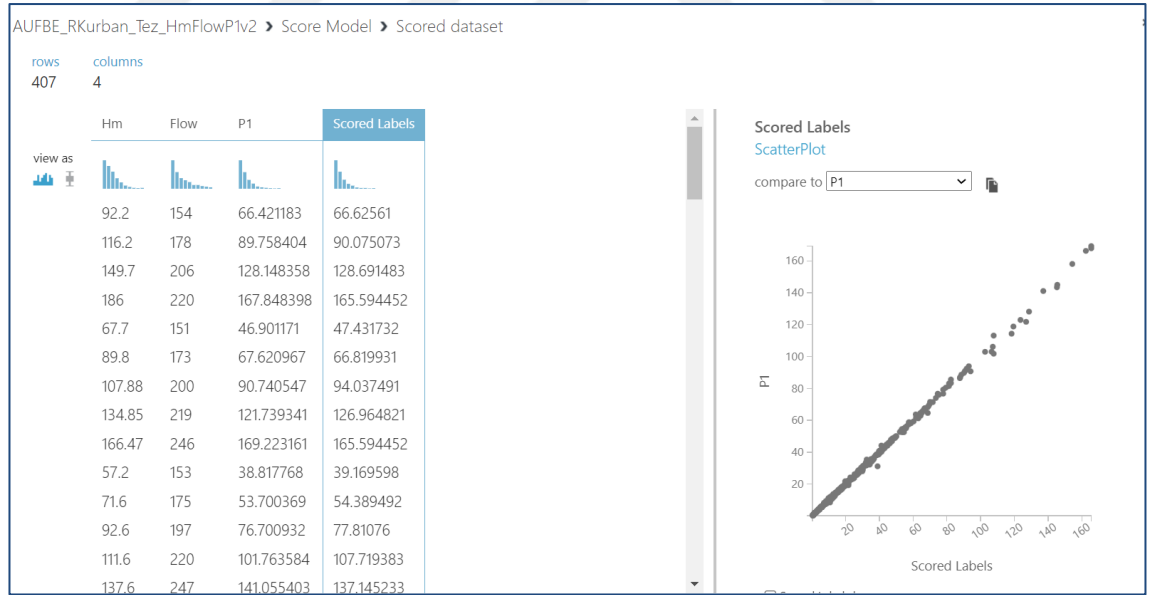
Çizelge 4.4 Model-P için AzureMLS’de oluşturulan yapay zekâ regresyon modellerinin hata metrikleri

	<b>Ortalama Mutlak Hata (MAE)</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>Kök Ortalama Kare Hata (RMSE)</b>
<b>Boosted Decision Tree</b>	2.09	0.98	3.50
<b>Neural Network</b>	2.78	0.97	4.31
<b>Decision Forest</b>	3.16	0.96	5.41
<b>Linear Regression</b>	11.43	0.65	16.66

Çizelge 4.4’de AzureMLS’de gerçekleştirilen simülasyon sonuçları verilmiştir. AzureMLS’de varsayılan olarak çapraz validasyon için k=10 belirlenmiştir. Sonuçlar incelendiğinde Boosted Decision Tree modelinin en iyi sonucu verdiği gözlemlenmiştir. MAE değeri 2.09, R<sup>2</sup> değeri 0.98 ve RMSE hatası ise 3.5’dir. Elde edilen sonuçlar kabul edilebilir olsa da Matlab deneylerinde elde edilen Model-P sonuçlarından daha kötüdür. Bu bağlamda yeni bir deney tasarlanmış ve Boosted Decision Tree modeline veri kümesindeki tüm veriler herhangi bir eğitim & test bölümlenmesi yapılmadan tamamı eğitim olacak modele verilmiştir. Oluşturulan modelin görseli Şekil 4.10’da gösterilmiştir. Deney sonucunda ortalama mutlak hata MAE=0.57, R<sup>2</sup>=1.0 ve kök ortalama karesel hata RMSE=1.04 olarak elde edilmiştir. Şekil 4.11’de oluşturulan modelin tahmin sonuçlarından bir bölümü verilmiştir. Şekilden de görüleceği üzere modelin hataları oldukça kabul edilebilir seviyelerdedir.



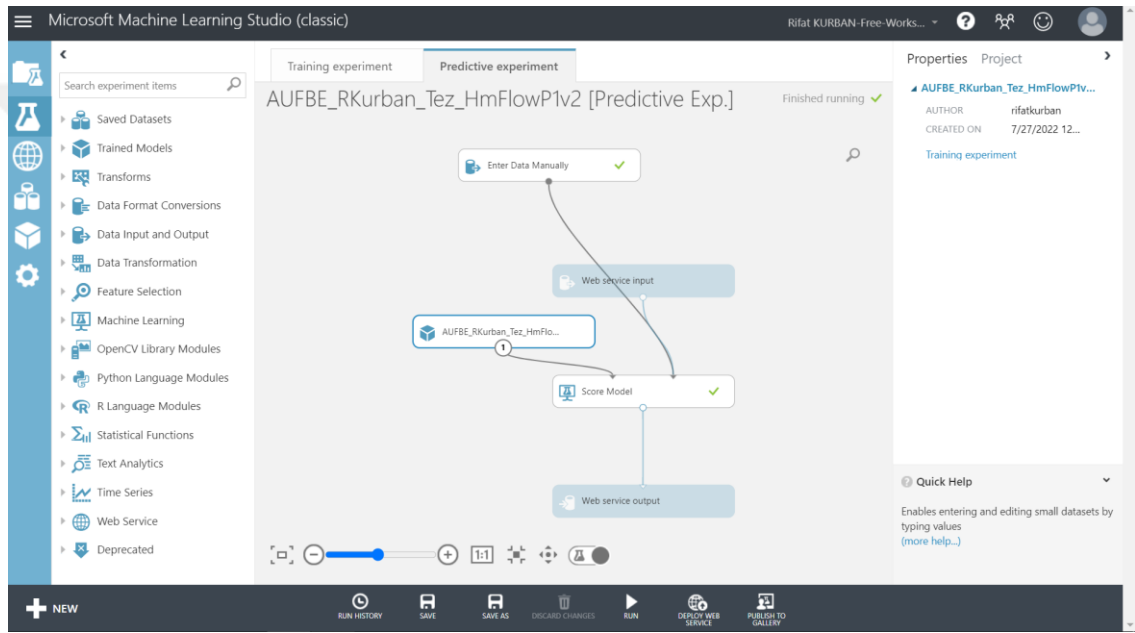
Şekil 4.10 AzureMLS kullanarak Model-P'nin Boosted Decision Tree ve tüm veri kümesi kullanılarak gerçekleştirilmesi



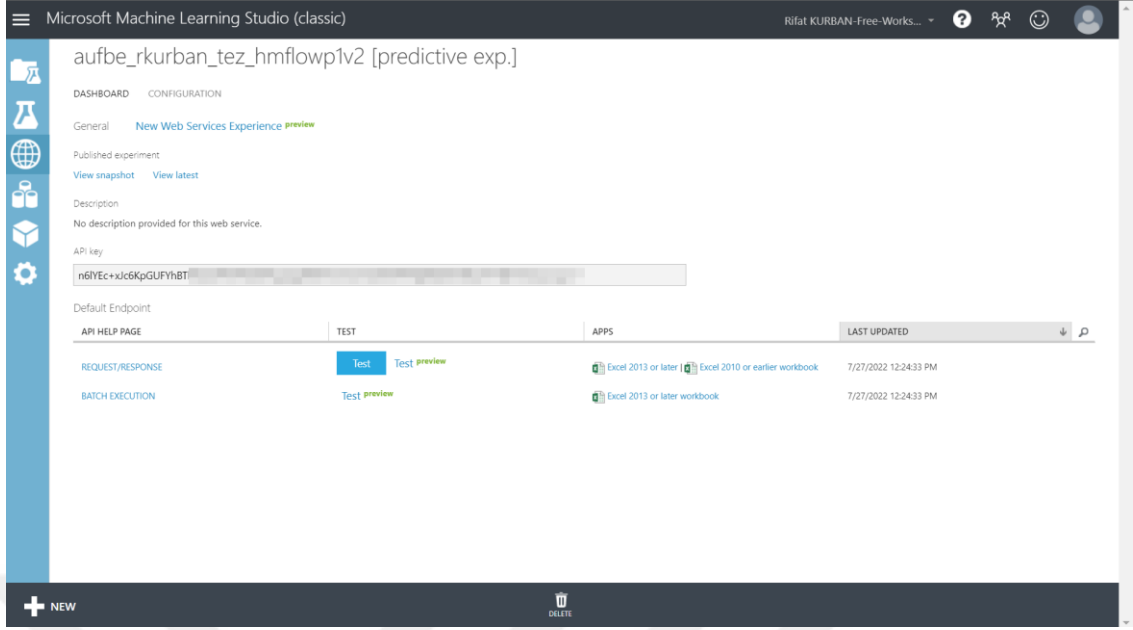
Şekil 4.11 AzureMLS üzerinde Model-P'nin Boosted Decision Tree ve tüm veri kümesi kullanılarak gerçekleştirilmesi sonucu gerçek ideal enerji tüketimi (P1) ve model tahminleri (Scored Labels)

Eğitim modeli oluşturulduktan sonra elde edilen modelin SCADA uygulamasına entegrasyonunu sağlamak için *Predictive Experiment* adı verilen tahmin modeli

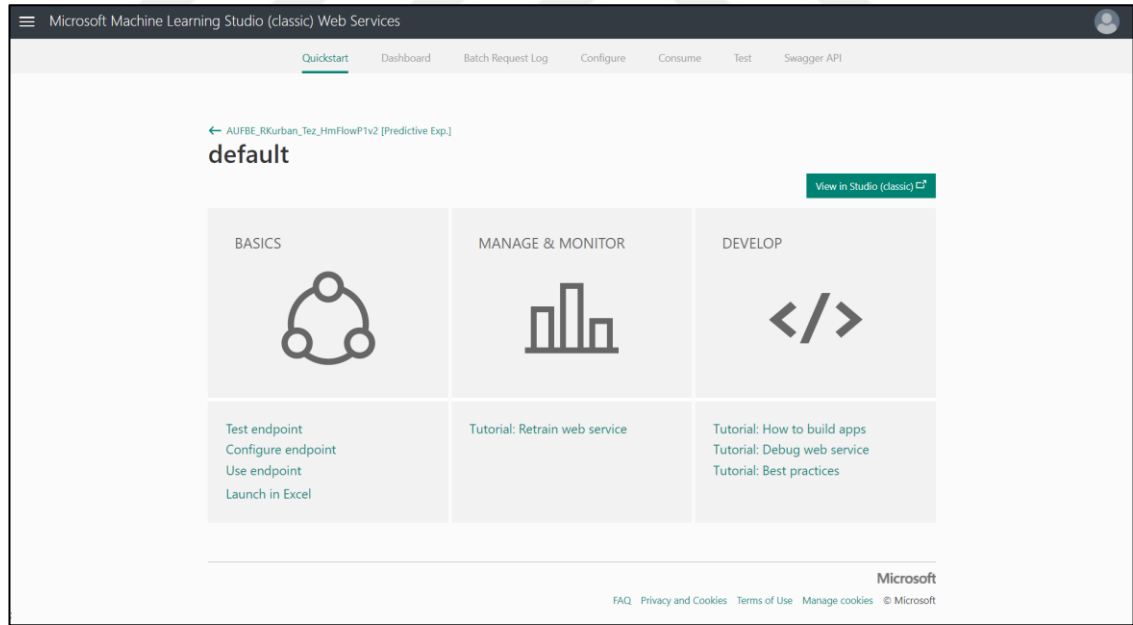
oluşturulmuştur. Bu yeni model hali hazırda eğitilmiş yapay zekâ modelini kullanarak yeni giriş verilerine çıkış tahminleri üretmektedir. *Training Experiment* ekranındayken sayfanın alt kısmında bulunan *Setup Web Service* menüsünden *Predictive Experiment* oluşturulur ve *Run* komutu ile çalıştırılır. Şekil 4.12’de tahmin deney modeli verilmiştir. Sayfa altında bulunan *Deploy Web Service* menüsü ile oluşturulan tahmin modeli bir web servisi üzerinde çalışan API haline getirilir. Şekil 4.13’de oluşturulan tahmin modelinin web servis ekranı verilmiştir. Burada bulunan uygulama programlama arayüz anahtarı (API Key) kısmı kullanıcıya özgü olduğundan görselde bulanıklaştırılmıştır.



Şekil 4.12 AzureMLS kulanarak Model-P'nin Boosted Decision Tree ve tüm veri kümesi kullanılarak eğitilen modelden (Training Experiment) tahmin modelinin oluşturulması (Predictive Experiment)



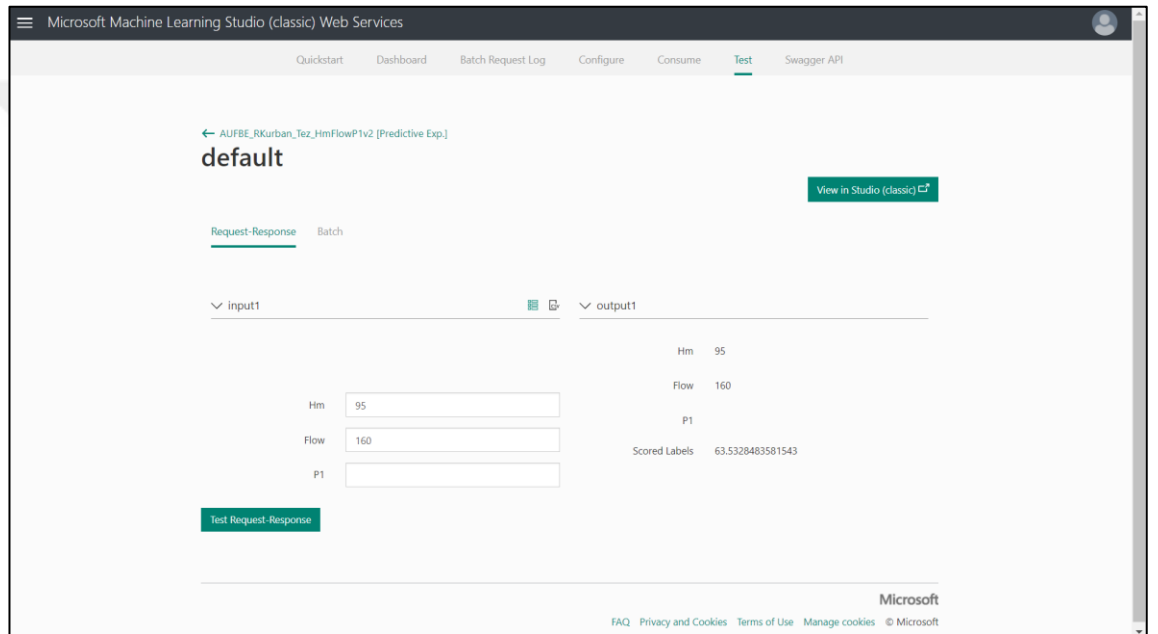
Şekil 4.13 AzureMLS kullanarak Model-P için oluşturulan yapay zeka tahmin modelinin web servis ekranı



Şekil 4.14 AzureMLS Web Servisi Yönetimi (Web Services Management) ekranı

Şekil 4.14’de oluşturulan web servisinin yönetim ekranı verilmiştir. *Test endpoint* kısmından anlık olarak yeni giriş verileri girip tahmin oluşturma ekranına erişilmektedir. *Test endpoint* ekranı Şekil 4.15’de gösterilmiştir. *Configure endpoint*

ekranında web servisin log (arşivleme) ayarları yapılabilmektedir. *Use endpoint* ekranında ise hem Excel'den oluşturulan API'nin kullanımına ilişkin örnekler hem de C#, Python ve R gibi dillerden API'ye erişim örnekleri verilmiştir. *Use endpoint* ekranı Şekil 3.16'da verilmiştir. Oluşturulan uygulama programlama arayüzü (API)'nin yardım sayfasında <https://studio.azureml.net/apihelp/workspaces/2447b26b1084480c90374a3efd24af17/webservices/8b99568c443d416093eec2fb1fb5d13c/endpoints/244f8d46aa824bc9b904fa4b855edd67/score> adresinden erişilebilmektedir. Sayfanın ekran görüntüsü Şekil 4.17'de gösterilmiştir.



Şekil 4.15 AzureMLS Test endpoint ekranı

```
Microsoft Machine Learning Studio (classic) Web Services

Sample Code
Request-Response Batch

C# Python Python 3+ R

// This code requires the NuGet package Microsoft.AspNet.WebApi.Client to be installed.
// Instructions for doing this in Visual Studio:
// Tools -> NuGet Package Manager -> Package Manager Console
// Install-Package Microsoft.AspNet.WebApi.Client

using System;
using System.Collections.Generic;
using System.IO;
using System.Net.Http;
using System.Net.Http.Formatting;
using System.Net.Http.Headers;
using System.Text;
using System.Threading.Tasks;

namespace CallRequestResponseService
{
    class Program
    {
        static void Main(string[] args)
        {
            InvokeRequestResponseService().Wait();
        }

        static async Task InvokeRequestResponseService()
        {
            using (var client = new HttpClient())
            {
                var scoreRequest = new
                {
                    Inputs = new Dictionary<string, List<Dictionary<string, string>>> () {
                        {
                            "input1",
                            new List<Dictionary<string, string>>() { new Dictionary<string, string>()
                                {
                                    "input1",
                                    "input2"
                                }
                            }
                        }
                    }
                };
            }
        }
    }
}
```

Şekil 4.16 AzureMLS Use endpoint ekranı

Request Response API Documentation for AUFBE\_RKurban\_Tez\_HmFlowP1v2 [Predictive Exp.]

Updated 07/27/2022 09:04

No description provided for this web service.

- [Product version of this API](#)
- [Subscriptions](#)
- [Data Resources](#)
- [Output Resources](#)
- [Web API Resources for Swagger](#)
- [Service Code](#)
- [API Swagger Document](#)
- [Endpoint Management Gateway Document](#)

**Request**

Method	Request URI	HTTP Version
POST	https://usouthcentral1.servicelinks.azureml.net/user/kapeces/2447628894480374a3e620e137/services/244f646ae524c3894f44055e4857e/secu4nqsl-vert3anc3-w88t3a23e3chse	HTTP/1.1

Note: You may omit the **details** parameter from the query string. This would cause **ColumnTypes** to be omitted from the output.

**Request Headers**

Request Header	Description
Authorization: bearer abc123	Required. Pass the API key here. Obtain this key from the publisher of the API.
Content-Length	Required. The length of the content body.
Content-Type: application/json	Required if the request body is sent in JSON format.
Accept: application/json	Optional. Use the header to receive the response in JSON format.

**Request Body**

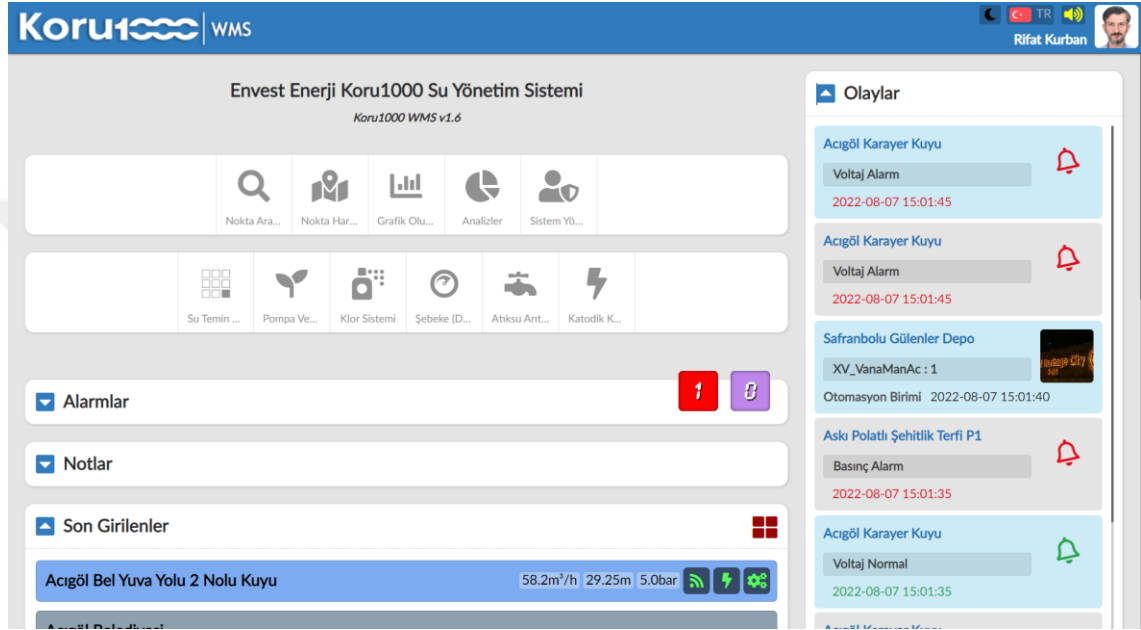
Sample Request

```
{
  "Inputs": {
    "input1": {
      "ColumnsNames": [
        "input1",
        "input2"
      ]
    },
    "input2": [
      [
        "input1",
        "input2"
      ]
    ]
  }
}
```

Şekil 4.17 AzureMLS’de oluşturulan yapay zeka tahmin modeli uygulama geliştirme arayüzünün (API) yardım sayfası

### 4.3 SCADA Entegrasyonu ve Gerçek-zamanlı Uygulamalar

Bu bölümde, yukarıda detayları verilen Model-P'nin AzureMLS bulut uygulamasında eğitimi sonucu oluşturulan tahmin uygulama programlama arayüzü hali hazırda gerçek-zamanlı olarak çalışmakta Koru1000 BTSYS (Bulut Tabanlı Su Yönetim Sistemi) v1.6 uygulamasına entegre edilmesi ve elde edilen saha uygulama sonuçları verilmiştir.



Şekil 4.18 Koru1000 BTSYS (Bulut Tabanlı Su Yönetim Sistemi) v1.6 yazılım ekranı

Koru1000 BTSYS uygulaması Envest firması tarafından 2012 yılından itibaren geliştirilmekte olan ve halen Kayseri Büyükşehir Belediyesi Su ve Kanalizasyon İdaresi (KASKİ), Konya Büyükşehir Belediyesi Su ve Kanalizasyon İdaresi (KOSKİ), Malatya Büyükşehir Belediyesi Su ve Kanalizasyon İdaresi (MASKİ) ve Van Büyükşehir Belediyesi Su ve Kanalizasyon İdaresi (VASKİ) gibi kurumlar başta olmak üzere pek çok kentsel içme suyu temin ve dağıtım tesislerinde, tarım işletmelerinde ve endüstriyel tesislerde kullanılmakta olan bir yazılımdır. İlgili yazılım, sahada bulunan PLC/RTU'lu kontrol cihazlarından verileri alıp sahadaki derin kuyu, terfi pompa merkezi, dağıtım deposu, şebeke basınç & debi izleme ve şebeke basınç kontrolünü sağlayan istasyonları SCADA özellikleri ile otomasyon ihtiyaçlarını karşılamaktadır. Ayrıca, bünyesinde su

temin sistemleri için enerji verimliliği modülleri ve su dağıtım sistemleri için su verimliliği (kayıp-kaçak analizi) modülleri barındırmaktadır.

Saha uygulamalarında yine Envest firmasının AQUA CNT 100F Kompakt Tip Pompa Kontrol ve Su İzleme Cihazı kullanılmıştır. Koru1000 BTSYS yazılım ekran görüntüsü ve AQUA CNT 100F uzaktan kontrol cihazının görselleri sırasıyla Şekil 4.18 ve Şekil 4.19'da verilmiştir.



Şekil 4.19 AQUA CNT 100F Kompakt Tip Pompa Kontrol ve Su İzleme Cihazı (dahili ultrasonik debimetreli)

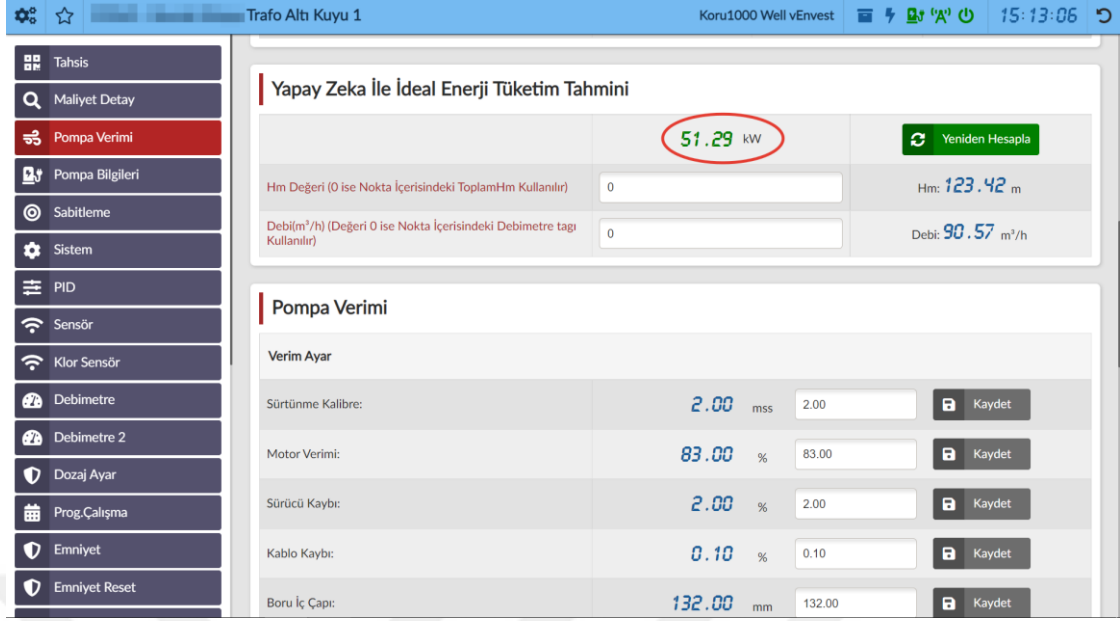
Şekil 4.19'da gösterilen uzaktan kontrol cihazı dahili ultrasonik debimetreye sahiptir ve hassasiyeti %1'dir. İlgili cihaza derin kuyular için yer altı dinamik su seviyesini ölçmek için hidrostatik seviye sensörü, hat basıncını ölçmek için basınç sensörü ve pompa+motor+sürücü grubunun enerji tüketimini ölçmek için enerji analizörü bağlanmıştır. 2.5G GSM altyapısı üzerinden Modbus TCP protokolü ile Koru1000 BTSYS yazılımı ile haberleştirilmiştir.

Şekil 4.20’de Uygulama Kuyusu -1 ekran görüntüsü verilmiştir. Bu kuyuda dinamik su seviyesi 20.9 metre, hat basıncı 9.6 bar’dır. Kolon borusu sürtünmeleri Williams-Hazen denklemleri ile hesaplanmış ve toplam basma yüksekliği (Hm) 123.4 metre olarak elde edilmiştir. Buna karşın, su debisi 90.3 m<sup>3</sup>/h ve P1 (pompa+motor) enerji tüketimi 75.9 kWh’dır. Motor verimi %83 olarak kabul edilmiş ve pompa verimi %48.2 olarak hesaplanmıştır.



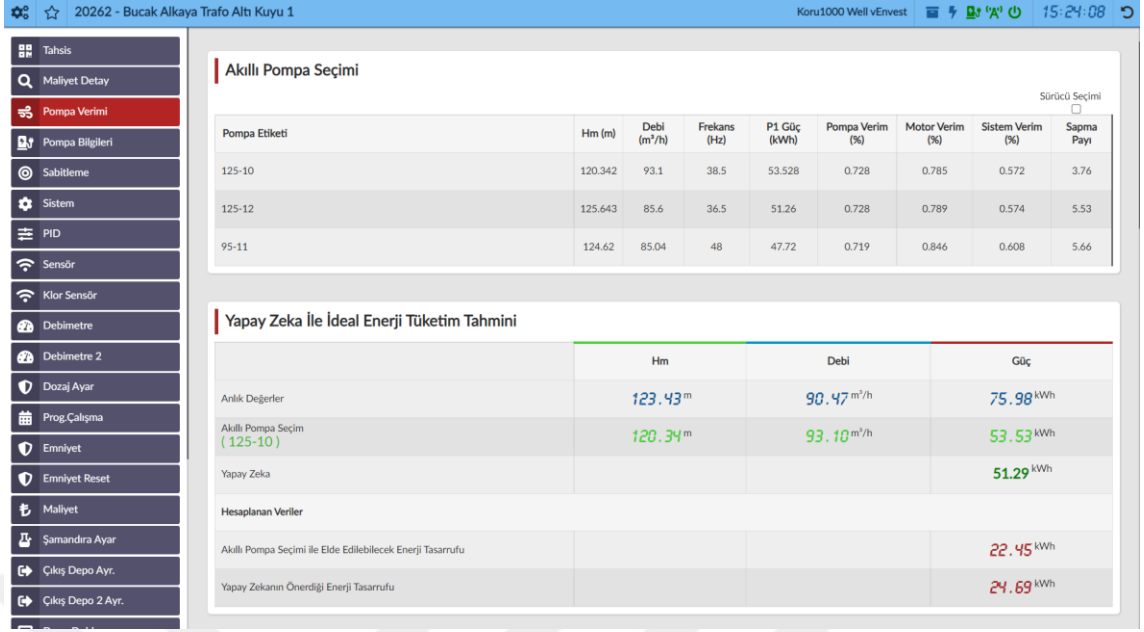
Şekil 4.20 Uygulama Kuyusu -1: Debi 90.3 m<sup>3</sup>/h, Hm 123.6 m ve P1 Enerji Tüketimi 75.9 kWh

Şekil 4.21’de tez kapsamında önerilen model ile tahmin edilen ideal enerji tüketimi değeri verilmiştir. Sistem otomatik olarak arka planda AzureMLS sunucusundaki API uygulamasına bağlanıp POST yöntemi ile JSON formatında Hm ve debi bilgilerini iletmekte ve ideal enerji tüketimi değerini hesaplayıp uygulama arayüzüne getirmektedir. Uygulama Kuyusu -1 için bu değer 51.3 kWh olarak tahmin edilmiştir. Pompanın o an için olarak 76 kWh tükettiği göz önüne alınırsa yaklaşık **22-24 kWh’lık bir enerji tasarrufu** yapılabileceği görülmektedir.



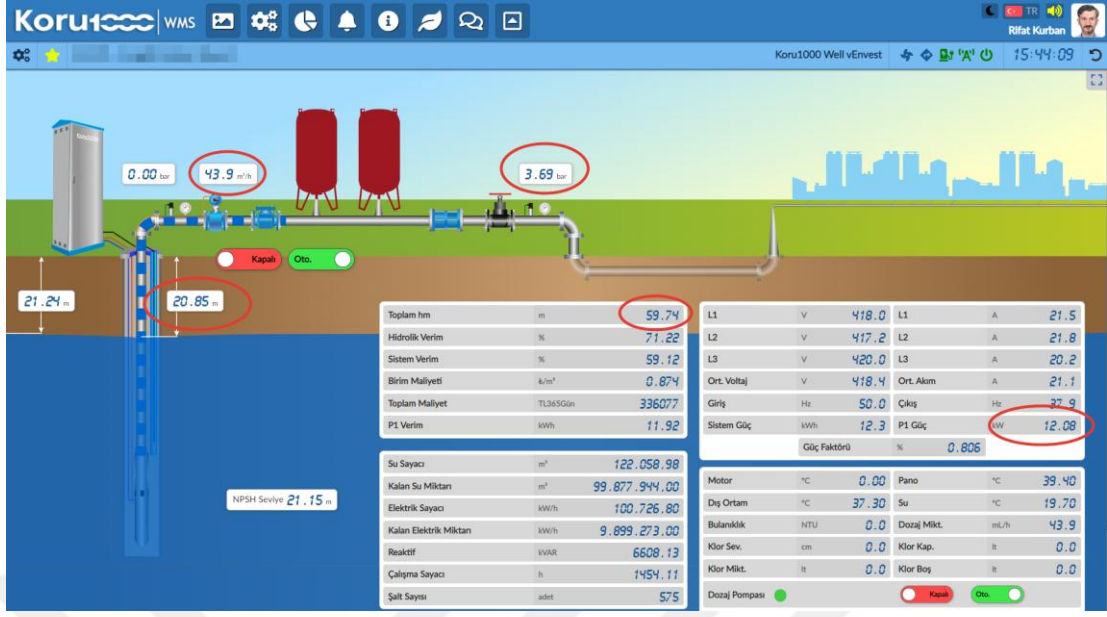
Şekil 4.21 Uygulama Kuyusu -1: Yapay Zekâ ile İdeal Enerji Tüketim Tahmini 51.3 kWh

Veri toplama aşamasında oluşturulan veriler 35 Hz'den 55 Hz işletime kadar belirli debi ve kademe gruplarındaki pompaları kapsamaktadır. Bu veriler, doğrusal enterpolasyon ile 35 Hz'den 55 Hz'ye 0.5 Hz'lik artışlar şekilde enterpole edilerek tüm değişkenler için ara sanal değerler elde edilmiş ve elde edilen bu yeni veri kümesi Koru1000 BTSYS veritabanına kataloglanmıştır. Pompanın anlık debi ve basma yüksekliğine göre k-En Yakın Komşu (k-Nearest Neighbor) yöntemi ile en az hata ile eşleşen pompa ve frekans bilgisi tespit edilmiştir.



Şekil 4.22 Uygulama Kuyusu -1 için akıllı pompa seçimi ve potansiyel enerji tasarrufu tahmini

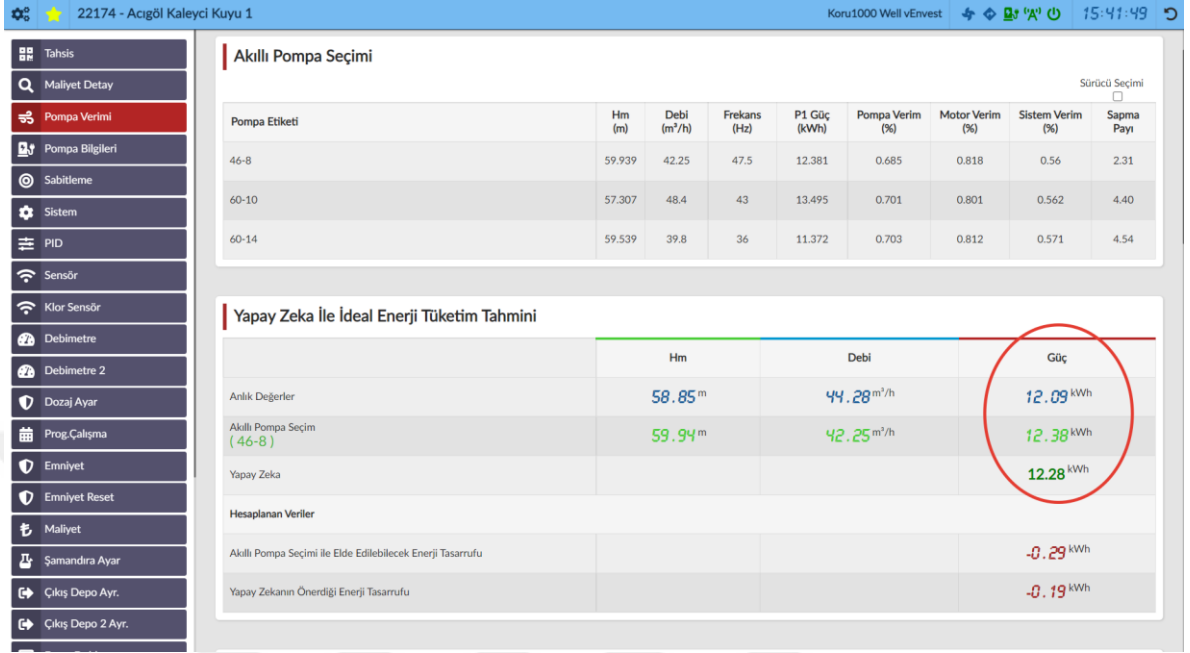
Uygulama Kuyusu -1 için akıllı pompa seçimi uygulaması sonuçları Şekil 4.22’de gösterilmiştir. İlgili kuyu için en iyi eşleşmeye sahip pompa 125-10 etiketine sahiptir. Pompa ve motorun değişken hız kontrol sürücüsü ile 38.5 Hz’de sürülmesi durumunda tolerans değerlerinden arındırılmış olarak 120.3 metre basınç, 93.1 m<sup>3</sup>/h debi üreteceği ve 53.5 kWh enerji tüketeceği belirlenmiştir. Bu seçim için sapma (hata) payı 3.76’dır. Uzman görüşü alındığında yapılan seçimin oldukça mantıklı olduğu ve önerilen yapay zekâ tahmin modeli ile de uyumlu olduğu belirlenmiştir. Bu kuyu için, 2022 birim fiyatları ile 125-10 pompanın fiyatının 2200 USD ve 75kW sürücülü güç panosunun fiyatının da 3300 USD olduğu düşünülürse, pompanın günde 18 saat çalıştığı bilgisinden hareketle enerji birim fiyatı 0.2 USD/kWh olarak alındığında saatte 20 kW tasarruf yapıldığında sadece 75 günde yapılan yatırım geri dönmüş olacaktır.



Şekil 4.23 Uygulama Kuyusu -2: Debi 43.9 m<sup>3</sup>/h, Hm 59.7 m ve P1 Enerji Tüketimi 12.1 kWh

Şekil 4.23’de Uygulama Kuyusu -2’ye ait SCADA ekran görüntüsü verilmiştir. Görsele anlaşılabileceği üzere dinamik su seviyesi 20.8 metre, hat basıncı 3.7 bar ve sürtünmelerle beraber toplam basma yüksekliği 59.7 metre olarak hesaplanmıştır. P1 enerji tüketimi 12.1 kWh olarak görülmektedir. Şekil 4.24 verilen akıllı pompa seçimi ve yapay zekâ ile ideal enerji tüketimi tahmini ekranında AzureMLS’de koşturulan yapay zeka modelinin 12.3 kWh değer tahmin ettiği görülmektedir. Akıllı pompa seçimi uygulamasında k-En Yakın Komşu yöntemi ile en iyi eşleşen pompa adayının 46-8 etiketli pompanın sürücü ile 47.5 Hz’de işletilmesinde 2.3’lük bir sapma (hata) payı ile 12.4 kWh tüketileceği ön görülmüştür. Dolayısıyla bu kuyu için herhangi bir tasarruf elde edilmesi mümkün değildir. Esasında kuyudaki pompa bu çalışmanın yapılmasından 2 hafta kadar uzman görüşü ile hali hazırda en verimli işletme noktasında çalışacak şekilde revize edilmiştir. Kuyuda pazara yeni çıkmış olan ve yerli bir firmanın ürettiği 65-12 etiketli pompası bulunmaktadır. İlgili kuyu 37.5Hz ile sürücü yardımıyla işletilmektedir. Uzman görüşü alındığında önerilen modelin doğru çalıştığı, kuyudaki pompanın hali hazırda zaten en verimli olacak şekilde revize edildiği, akıllı pompa seçimi uygulamasının önerdiği pompaların da bu kuyu için kullanılabileceği ve ön görülen verim değerlerinin yakalanabileceği ifade edilmiştir. Dolayısıyla

gerçekleştirilen ikinci saha deneyinde, önerilen modelin doğru bir yaklaşım sunduğu teyit edilmiştir.



Şekil 4.24 Uygulama Kuyusu -2 için akıllı pompa seçimi ve potansiyel enerji tasarrufu tahmini

## 5. SONUÇLAR

Su, yaşam için vaz geçilmez bir ögedir. Suyun kentsel, tarımsal ve endüstriyel olarak iletimi için pompa ve motorlar kullanılmaktadır. Pompalar dünyada toplam üretilen enerjinin %10'undan fazlasını kullanmaktadır. Bazı ülkeler için bu oran %30'lara kadar çıkmaktadır. Pompaların enerji tüketimi konusu pek çok bilim insanının ilgisini çekmiştir. Pompaları daha verimli kullanmak için SCADA sistemleri kullanılmış, verimsiz olduğu tespit edilen pompalar verimli ekipmanlarla değiştirilmiş ve en iyi işletim noktasında çalışmayan pompalar da değiştirilerek veya değişken hız kontrol sürücülerini ile verim eğrisi üzerinde daha iyi bir noktada çalıştırılarak enerji verimliliği sağlanmaya çalışılmıştır.

Bu tez çalışması kapsamında, ülkemizde yaygın olarak kullanılan dalgıç pompaların debisi ve basma yüksekliği ile ideal sistem verimi ve dolayısıyla ideal sistem enerji tüketimi arasındaki ilişkinin modellenmesi için yapay zekâ regresyon teknikleri kullanarak yeni bir tahmin modeli önerilmiştir.

Çalışmada, yerli ve yabancı önde gelen dalgıç pompa üreticilerinin katalog verileri, bu alanda uzmanların ve profesyonellerin tecrübeleri ile birleştirilmiştir. Ayrıca, laboratuvarda yapılan pompa testleri sonucu elde edilen veriler göz önünde bulundurularak 8 m<sup>3</sup>/h'den 215 m<sup>3</sup>/h debiye kadar olan pompaların anlık debi, anlık basma yüksekliği ve ideal verim (pompa, motor, pompa+motor) dolayısıyla ideal enerji tüketim veri kümesi oluşturulmuştur. Oluşturulan bu veri kümesi sayesinde anlık debi ve anlık basma yüksekliği ile ideal pompa+motor enerji tüketimi değeri arasında bir model kurulmuştur. İki giriş bir çıkışa sahip olan bu problem için 407 adet veri gerek üretici kataloglarından gerek uzman görüşleriyle gerekse de laboratuvar testleri ile elde edilmiştir.

Bir pompanın debisi, basma yüksekliği ve verimi biliniyorsa enerji tüketimi de hesaplanabilir. Dolayısıyla sistemin çıkışı olarak ya ideal sistem verimi ya da ideal enerji tüketimi parametrelerinin birinin kullanımı yeterlidir. Çünkü, verim biliniyorsa

enerji tüketimi, enerji tüketimi biliniyorsa verim hesaplanabilir. Bu bağlamda Model-V ve Model-P olarak iki farklı model önerilmiştir. Model-V’de debi ve basma yüksekliğinden ideal pompa+motor verimi tahmin edilmiş, Model-P’de ise debi ve basma yüksekliğinden ideal pompa+motor enerji tüketimi tahmin edilmiştir.

Anlık debi ve basma yüksekliğine ihtiyaç duyulan bu model kabul edilebilir bir hata oranı ile hazırlanan veri kümesini içerecek ve ileride bu kümede olmayan veriler ile karşılaştığında genelleştirme yaparak tutarlı sonuçlar verecek şekilde eğitilmiştir. Önerilen model Matlab ortamında simüle edilmiş ve SCADA modülü de içeren örnek bir su yönetim yazılımına entegre edilebilmesi amacıyla Microsoft Azure Machine Learning Studio uygulaması ile bulut bilişim teknikleri kullanılarak web servisi haline getirilmiştir. Su yönetim sistemi yazılımından anlık olarak debi ve basma yüksekliğinin izlenebildiği dalgıç pompaların olduğu kuyularda mevcuttaki pompanın verimli olup olmadığını, verimli değilse verimli bir pompa ile değişim yapıldığında ne kadar enerji tasarruf elde edilebileceğini, hangi pompanın seçilmesi gerektiğini tahmin edilebilmiştir. Bu tahmin modeli yapay zekâ sistemlerinin ruhuna uygun olarak, bir pompa seçim uzmanını taklit ederek, bu konuda herhangi bir bilgisi olmayan son kullanıcıları yönlendirebilmektedir. Kullanıcılar basit bir şekilde enerji tasarrufu yapabilmek için ne tür bir adım atmaları gerektiğini, yapılacak revizyonların işletme ve ömür devir maliyetlerini hesaplayabilmektedir.

Matlab yazılımında bulunan Regression Learner uygulaması ile yapılan simülasyonlarda 24 farklı regresyon yöntemi  $k=5$  çapraz validasyon ile kıyaslanmıştır. Model-V için en iyi test sonucu sinir ağları yöntemi ile elde edilmiştir. Sinir ağları ile oluşturulan modelde, hata metrikleri MAE 1.58,  $R^2$  0.89 ve RMSE 2.56 olarak hesaplanmıştır. Yüzde olarak verilen 0-100 arasındaki verim değerleri %1.58 hata ile tahmin edilebilmiştir. Model-P için en iyi test sonucu Gauss süreç regresyonu (GPR) yöntemi ile elde edilmiştir. GPR ile oluşturulan modelde, hata metrikleri MAE 0.43,  $R^2$  1.0 ve RMSE 0.66 olarak hesaplanmıştır. kWh cinsinden 0-170 aralığında değişen enerji tüketim değerleri 0.43 kWh ortalama mutlak hata ile tahmin edilebilmiştir.

Web tabanlı Microsoft Azure Machine Learning Studio bulut bilişim uygulamasında 4 farklı regresyon modeli  $k=10$  çapraz validasyon ile kıyaslanmıştır. Model-P için sonuçlar incelendiğinde Boosted Decision Tree modelinin en iyi sonucu verdiği gözlemlenmiştir. MAE değeri 2.09,  $R^2$  değeri 0.98 ve RMSE hatası ise 3.5'dir.

AzureMLS'de oluşturulan eğitim modelinden tahmin modeli oluşturulmuş ve bu model bir web servisine dönüştürülmüştür. API Key ile POST yöntemi kullanılarak JSON formatında servise gelen debi ve basma yüksekliğine karşın eğitilmiş yapay zekâ modelini kullanarak ideal enerji tüketimini hesaplayan bu servis Koru1000 Bulut Tabanlı Su Yönetim Sistemi yazılımına entegre edilmiştir. Biri hali hazırda verimli biri de verimsiz olan iki uygulama kuyusunda sistem test edilmiştir. Verimsiz pompanın çalıştığı kuyuda yaklaşık 24 kWh fazladan enerji tüketildiği öngörülmüştür ve yine tez kapsamında geliştirilen akıllı pompa seçimi uygulaması ile son kullanıcıya hangi pompayı seçmesi gerektiği ve pompayı değişken hız kontrolcüsü ile hangi frekansta çalıştırması gerektiği gösterilmiştir. Hali hazırda yenilenmiş olan diğer uygulama kuyusunda ise pompanın en iyi işletim noktasında çalıştığı gösterilmiştir. Uzman görüşleri ile her iki sonuç da doğrulanmıştır.

Sonuç olarak tez çalışması kapsamında, akışkanlar mekaniği ve pompalar konusunda herhangi bir bilgi sahibi olmayan SCADA operatörlerinin kolayca kullanabileceği ve enerji tasarrufu yapabileceği bulut bilişim teknolojisini kullanan yapay zekâ destekli bir nesnelerin interneti sistemi önerilmiştir.

## KAYNAKLAR

- Alonso Abella, M., Lorenzo, E., & Chenlo, F., 2003. PV water pumping systems based on standard frequency converters. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 11(3); 179-191.
- Anonymous. 2022a. *Decision Trees*. Matlab. Web Sitesi: <https://www.mathworks.com/help/stats/decision-trees.html>, Erişim tarihi: 01.08.2022.
- Anonymous. 2022b. *Product Selection*. Web Sitesi: <https://product-selection.grundfos.com>, Erişim tarihi: 01.08.2022.
- Aslantaş, V., & Kurban, R., 2007. Yapay sinir ağları ve coğrafi bilgi sistemlerindeki uygulamaları. TMMOB Harita Kadastro Mühendisleri Odası Ulusal Coğrafi Bilgi Sistemleri Kongresi, 30.
- Barga, R., Fontama, V., Tok, W. H., & Cabrera-Cordon, L., 2015. *Predictive analytics with Microsoft Azure machine learning*. Springer.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J., 2017. *Classification and regression trees*. Routledge.
- Brownlee, J., 2022. *A Gentle Introduction to Ensemble Learning Algorithms*. Web Sitesi: <https://machinelearningmastery.com/tour-of-ensemble-learning-algorithms/>, Erişim tarihi: 01.08.2022.
- Bühlmann, P., 2012. Bagging, boosting and ensemble methods. In *Handbook of computational statistics* (pp. 985-1022). Springer.
- Capelo, B., Pérez-Sánchez, M., Fernandes, J. F., Ramos, H. M., López-Jiménez, P. A., & Branco, P. C., 2017. Electrical behaviour of the pump working as turbine in off grid operation. *Applied Energy*, 208; 302-311.
- Chen, P.-H., Fan, R.-E., & Lin, C.-J., 2006. A study on SMO-type decomposition methods for support vector machines. *IEEE transactions on neural networks*, 17(4); 893-908.
- Coelho, B. (2016). Energy efficiency of water supply systems using optimisation techniques and micro-hydropumps Universidade de Aveiro (Portugal)].
- Coelho, B., & Andrade-Campos, A. G., 2016. A new approach for the prediction of speed-adjusted pump efficiency curves. *Journal of Hydraulic Research*, 54(5); 586-593.
- Çelik, K., 2021. Bulut Bilişim Teknolojileri. Bartın Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 12(24); 436-450.
- Dandy, G., & Hewitson, C., 2000. Optimizing hydraulics and water quality in water distribution networks using genetic algorithms. In *Building Partnerships* (pp. 1-10).
- Ding, H., Visser, F., Jiang, Y., & Furmanczyk, M., 2011. Demonstration and validation of a 3D CFD simulation tool predicting pump performance and cavitation for industrial applications. *Journal of fluids engineering*, 133(1).

- Draper, N. R., & Smith, H., 1998. *Applied regression analysis* (Vol. 326). John Wiley & Sons.
- Dziedzic, R., & Karney, B. W., 2016. Cost gradient-based assessment and design improvement technique for water distribution networks with varying loads. *Journal of water resources planning and management*, 142(1); 04015043.
- Freedman, D. A., 2009. *Statistical models: theory and practice*. Cambridge University Press.
- Glantz, S. A., & Slinker, B. K., 2001. *Primer of applied regression & analysis of variance, ed* (Vol. 654). McGraw-Hill, Inc., New York.
- Guyer, J. P., 2018. *An Introduction to Pumping Stations for Water Supply Systems*. Guyer Partners.
- Güner, M., 2020. *Irrigation Machines and Technologies*. Duvar Yayınları.
- Güner, M., & Keskin, R., 2012. *Sulama Makinaları*. Ankara Üniversitesi Ziraat Fakültesi Tarım Makinaları Bölümü.
- Haddad, S., Benghanem, M., Mellit, A., & Daffallah, K., 2015. ANNs-based modeling and prediction of hourly flow rate of a photovoltaic water pumping system: Experimental validation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 43; 635-643.
- Hadipour, M., Derakhshandeh, J. F., & Shiran, M. A., 2020. An experimental setup of multi-intelligent control system (MICS) of water management using the Internet of Things (IoT). *ISA Transactions*, 96; 309-326. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.isatra.2019.06.026>
- Haider, H., Sadiq, R., & Tesfamariam, S., 2014. Performance indicators for small-and medium-sized water supply systems: a review. *Environmental reviews*, 22(1); 1-40.
- Hopfield, J. J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the national academy of sciences*, 79(8); 2554-2558.
- Huang, T.-M., Kecman, V., & Kopriva, I., 2006. *Kernel based algorithms for mining huge data sets* (Vol. 1). Springer.
- Ke, M.-T., Yeh, C.-H., & Jian, J.-T., 2013. Analysis of building energy consumption parameters and energy savings measurement and verification by applying eQUEST software. *Energy and Buildings*, 61; 100-107.
- Khan, W. Z., Rehman, M. H., Zangoti, H. M., Afzal, M. K., Armi, N., & Salah, K., 2020. Industrial internet of things: Recent advances, enabling technologies and open challenges. *Computers & Electrical Engineering*, 81; 106522. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.106522>
- Kim, J. H., & Mays, L. W., 1994. Optimal rehabilitation model for water-distribution systems. *Journal of water resources planning and management*, 120(5); 674-692.
- Kurban, R., Güner, M., & Kütük, A. İçme Suyu Temin Sistemlerinin SCADA Sistemleri ile Uzaktan Kontrolü ve Pompaların Hidrolik Analizi 10. Pompa, Vana ve Kompresör Kongresi, , Ankara, Türkiye.

- Laghari, A. A., Wu, K., Laghari, R. A., Ali, M., & Khan, A. A., 2021. A review and state of art of Internet of Things (IoT). *Archives of Computational Methods in Engineering*; 1-19.
- Li, W., Zhao, X., Li, W., Shi, W., Ji, L., & Zhou, L., 2017. Numerical prediction and Performance experiment in an engine cooling water pump with different blade outlet widths. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017.
- Marchi, A., Simpson, A. R., & Ertugrul, N., 2012. Assessing variable speed pump efficiency in water distribution systems. *Drinking Water Engineering and Science*, 5(1); 15-21.
- Martin-Candilejo, A., Santillán, D., & Garrote, L., 2019. Pump efficiency analysis for proper energy assessment in optimization of water supply systems. *Water*, 12(1); 132.
- Moreira, D. F., & Ramos, H. M., 2013. Energy cost optimization in a water supply system case study. *Journal of Energy*, 2013.
- Muggeo, V. M., 2003. Estimating regression models with unknown break- points. *Statistics in medicine*, 22(19); 3055-3071.
- Nagpal, A., 2022. *Decision Tree Ensembles- Bagging and Boosting*. Web Sites: <https://towardsdatascience.com/decision-tree-ensembles-bagging-and-boosting-266a8ba60fd9>, Erişim tarihi: 01.08.2022.
- Neter, J., Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., & Wasserman, W., 1996. *Applied linear statistical models*.
- Oshurbekov, S., Kazakbaev, V., Prakht, V., Dmitrievskii, V., & Gevorkov, L., 2020. Energy Consumption Comparison of a Single Variable-Speed Pump and a System of Two Pumps: Variable-Speed and Fixed-Speed. *Applied Sciences*, 10(24); 8820.
- Ostfeld, A., & Tubaltzev, A., 2008. Ant colony optimization for least-cost design and operation of pumping water distribution systems. *Journal of water resources planning and management*, 134(2); 107-118.
- Qureshi, A. S., 2020. Groundwater governance in Pakistan: From colossal development to neglected management. *Water*, 12(11); 3017.
- Rencher, A. C., & Christensen, W. F., 2012. Chapter 10, Multivariate regression– Section 10.1, Introduction. *Methods of multivariate analysis, Wiley Series in Probability and Statistics*, 709; 19.
- Sağiroğlu, Ş., Beşdok, E., & Erler, M., 2003. *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları- I Yapay Sinir Ağları*.
- Sayad, S., 2022. *Decision Tree - Regression*. Web Sites: [https://www.saedsayad.com/decision\\_tree\\_reg.htm#:~:text=Decision%20tree%20builds%20regression%20or,decision%20nodes%20and%20leaf%20nodes](https://www.saedsayad.com/decision_tree_reg.htm#:~:text=Decision%20tree%20builds%20regression%20or,decision%20nodes%20and%20leaf%20nodes), Erişim tarihi: 01.08.2022.
- Schwartz, R., Housh, M., & Ostfeld, A., 2016. Least-cost robust design optimization of water distribution systems under multiple loading. *Journal of water resources planning and management*, 142(9); 04016031.

- Seber, G. A., & Lee, A. J., 2012. *Linear regression analysis*. John Wiley & Sons.
- Sekmen, U., Yılmaz, M., Özdemir, Ö., Karaboğa, D., Kurban, R., & Yıldız, Ö. Su Temin Sistemlerinde Yapay Arı Kolonisi Algoritması ile Enerji Verimliliği Optimizasyonu Uluslararası Katılımlı 23. Isı Bilimi ve Tekniği Kongresi, ULIBTK 2021, Gaziantep, Türkiye.
- Stokes, C. S., Simpson, A. R., & Maier, H. R., 2015. A computational software tool for the minimization of costs and greenhouse gas emissions associated with water distribution systems. *Environmental Modelling & Software*, 69; 452-467.
- Sunyaev, A., 2020. Cloud computing. In *Internet computing* (pp. 195-236). Springer.
- Swamee, P. K., & Sharma, A. K., 2008. *Design of water supply pipe networks*. John Wiley & Sons.
- Ulanicki, B., Kahler, J., & Coulbeck, B., 2008. Modeling the efficiency and power characteristics of a pump group. *Journal of water resources planning and management*, 134(1); 88-93.
- Uz, E., & Demir, V., 1995. *Santrifij Pompalar Derin Kuyu Pompaları ve Pompa Denemeleri*. E.Ü. Ziraat Fakültesi Yayınları.
- Vapnik, V., 1999. *The nature of statistical learning theory*. Springer science & business media.
- Wang, G., Kiamehr, K., & Song, L., 2016. Development of a virtual pump water flow meter with a flow rate function of motor power and pump head. *Energy and Buildings*, 117; 63-70.
- Williams, C. K., & Rasmussen, C. E., 2006. *Gaussian processes for machine learning* (Vol. 2). MIT press Cambridge, MA.
- Willmott, C. J., & Matsuura, K., 2005. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate research*, 30(1); 79-82.
- Wong, L. T., Mui, K. W., Lau, C., & Zhou, Y., 2014. Pump efficiency of water supply systems in buildings of Hong Kong. *Energy Procedia*, 61; 335-338.
- Zhou, L., Shi, W., & Wu, S., 2013. Performance optimization in a centrifugal pump impeller by orthogonal experiment and numerical simulation. *Advances in Mechanical Engineering*, 5; 385809.
- Zimoch, I., & Bartkiewicz, E., 2017. Optimization of energy cost in water supply system E3S Web of Conferences,