

T.C.
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**BULANIK REGRESYON FONKSİYONLARI
YAKLAŞIMI İLE GİRESUN İLİ AYLIK ORTALAMA
RÜZGÂR HIZI TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Öğrencinin Adı SOYADI : ABDULLAH YILDIRIM
ORCID : 0000-0002-5489-7330
Tezin Enstitüye Verildiği Tarih :

Enstitü Anabilim Dalı : İSTATİSTİK

Tez Danışmanı : DOÇ. DR. EREN BAŞ
ORCID : 0000-0002-0263-8804

Aralık 2020
GİRESUN

T.C.
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**BULANIK REGRESYON FONKSİYONLARI
YAKLAŞIMI İLE GİRESUN İLİ AYLIK ORTALAMA
RÜZGÂR HIZI TAHMİNİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Abdullah YILDIRIM

Enstitü Anabilim Dalı

:

İSTATİSTİK

Bu tez 25/12/2020 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği ile kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Cem KOÇAK

.....
Jüri Başkanı

Prof. Dr. Erol EĞRİOĞLU

.....
Üye

Doç. Dr. Eren BAŞ

.....
Üye

Doç. Dr. Bahadır KOZ

.....
Enstitü Müdürü

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Abdullah YILDIRIM

25/12/2020

TEŐEKKÖR

Tez alıřmamın arařtırılmasında, yÖrÖtÖlmesinde ve oluřumunda ilgi ve desteęini esirgemeyen, engin bilgi ve tecrÖbelerinden yararlandıęım deęerli hocam Do. Dr. Eren BAŐ'a,

Ve hayatımın her ařamasında bÖyÖk emeęi olan, sevgi ve hořęÖrÖlerini esirgemeyen deęerli aileme teőekkÖrlerimi sunarım.



İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR	I
İÇİNDEKİLER	II
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	III
ŞEKİLLER LİSTESİ	IV
TABLolar LİSTESİ	V
ÖZET	VI
SUMMARY	VII
BÖLÜM 1. GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI.....	3
BÖLÜM 3. BULANIK ÇIKARIM SİSTEMLERİ.....	6
3.1. Mamdani Tipi Bulanık Çıkarım Sistemi	7
3.2. Sugeno Tipi Bulanık Çıkarım Sistem.....	7
3.3. Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)	8
BÖLÜM 4. BULANIK MANTIK	9
4.1. Bulanık Küme	9
4.1.1. Bulanık Küme Üzerindeki İşlemler.....	10
4.1.1.1. Bulanık Birleşim Kümesi	10
4.1.1.2. Bulanık Kesişim Kümesi.....	10
4.1.1.3. Bulanık Tümlleyen Kümesi.....	11
4.1.1.4. Bulanık Destek Kümesi.....	11
BÖLÜM 5. MATERYAL VE YÖNTEMLER.....	12
5.1. Bulanık c Ortalamalar Yöntemi	12
5.2. Bulanık Regresyon Fonksiyonları Yaklaşımı	13
BÖLÜM 6. ARAŞTIRMA BULGULARI.....	15
BÖLÜM 7. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	22
KAYNAKLAR	23
ÖZGEÇMİŞ	26

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

ANFIS	: Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi
ARIMA	: Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama
ARMA	: Otoregresif Hareketli Ortalama
VAR	: Vektör Otokolerasyon
SARIMA	: Mevsimsel Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama
HKOK	: Hata Kareler Ortalaması Karekök
OMYH	: Ortalama Mutlak Yüzdelik Hata
YSA	: Yapay Sinir Ağı

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1. Bulanık Çıkarım Sistemleri.....	6
Şekil 3.2. Mamdani Tipi Bulanık Çıkarım Sistemi İşleyişi	7
Şekil 3.3. Sugeno Tipi Bulanık Çıkarım Sistemi	8
Şekil 6.1. 2011 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	15
Şekil 6.2. 2012 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	16
Şekil 6.3. 2013 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	16
Şekil 6.4. 2014 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	17
Şekil 6.5. 2015 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	17
Şekil 6.6. 2016 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	18
Şekil 6.7. 2017 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	18
Şekil 6.8. 2018 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği	19
Şekil 6.9. 2011-2018 Yılları Arasındaki Giresun İli Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi.....	19
Şekil 6.10. BRF Yöntemi ile Elde Edilen Öngörüler ile GAORH Zaman Serisi Test Kümesinin Birlikte Grafiği	21

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 6.1. GAORH Test Verisine Ait Analiz Sonuçları.....	20
--	----



BULANIK REGRESYON FONKSİYONLARI YAKLAŞIMI İLE GİRESUN İLİ AYLIK ORTALAMA RÜZGÂR HIZI TAHMİNİ

ÖZET

Son yıllarda, bulanık çıkarım sistemleri tahmin problemlerini çözmek için kullanılan etkili yöntemler olarak göze çarpmaktadır. Bulanık çıkarım sistemleri bulanık kümelere dayanmakla birlikte orijinal verilerin yanı sıra üyelik değerlerini de kullanmaktadır. Popüler bulanık çıkarım sistemlerinden biri olan bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı literatürde geçen birçok bulanık çıkarım sisteminin aksine kural tabanına sahip olmaması ve daha kolay uygulanabilir olması özellikleri ile birçok bulanık çıkarım sisteminden ayrı bir öneme sahiptir.

Bu tez çalışmasında hem Giresun İli aylık ortalama rüzgâr hızı tahmini literatürde ilk defa gerçekleştirilmiş hem de bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı yöntemi literatürde ilk kez rüzgâr hızı tahmininde kullanılmıştır. Giresun İli aylık ortalama rüzgâr hızı tahmini için kullanılan bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımının performansını değerlendirmek için literatürde tahmin problemleri için önerilen birçok yöntemden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Yapılan değerlendirmeler sonucunda bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı ile elde edilen tahminlerin literatürdeki diğer bazı birçok yöntemden daha iyi olduğu sonucuna varılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Bulanık çıkarım sistemleri, bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı, tahmin.

MONTHLY AVERAGE WIND SPEED FORECASTING IN GİRESUN PROVINCE WITH FUZZY REGRESSION FUNCTIONS APPROACH

SUMMARY

In recent years, fuzzy inference systems attract attention as effective methods used to solve forecasting problems. Fuzzy inference systems rely on fuzzy sets and use membership values as well as original data. The fuzzy regression functions approach, which is one of the popular fuzzy inference systems, has a distinct importance from many fuzzy inference systems, unlike many other fuzzy inference systems in the literature, because it does not have a rule base and is easier to apply.

In this thesis, both the monthly average wind speed forecasting in Giresun Province is performed for the first time in the literature and the fuzzy regression functions approach method is used for the first time in the literature to forecast the wind speed. In order to evaluate the performance of fuzzy regression functions approach used for monthly average wind speed forecasting in Giresun Province, the results obtained from many methods suggested for forecasting problems in the literature are compared. As a result of the evaluations made, it is concluded that the forecasts obtained by the fuzzy regression functions approach are better than many other methods in the literature.

Keywords: Fuzzy inference systems, fuzzy regression functions approach, forecasting

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Yatay yönde yer değiştiren hava kütlesi hareketine rüzgâr adı verilmektedir. Rüzgârın oluşabilmesi için, iki ayrı merkezde basınç farkı olması gerekir. Hava akımları daima yüksek basınçtan alçak basınca doğrudur. Yeryüzünde yan yana bulunan iki bölgeden bir tanesinde hava sıcaklığı artarsa, hava kütlesi genişler ve yükselir. Bu durumda bir alçak basınç alanı oluşur. Sıcaklığı daha az olan bölgede ise hava soğuyarak sıkışır ve yoğunlaşarak aşağı doğru çöker. Bu durumda ise bir yüksek basınç alanı oluşur. Yüksek basınç bölgesinde sıkışan bu hava alçak basınç bölgesine doğru akmaya başlar ve rüzgâr meydana gelir. Rüzgârdan bahsedildiği zaman akla; yönü, hızı ve esme sayısı gelmektedir (Karaoğlu, 2013)

Rüzgâr hızı ise atmosferdeki hava, rüzgâr ve gazların hareket hızıdır. Rüzgâr hızına etki eden faktörler; basınç eğimi, Rossby Dalgaları, jet steam ve yerel hava şartları olarak bilinmektedir. Rüzgâr hızı, hava modellerini ve küresel iklimi izlemek ve tahmin etmek için oldukça önemlidir.

Bulanık çıkarım sistemleri bulanık kümeler ve bulanık mantığa dayalı kural tabanlı sistemler olarak bilinmektedir. Bulanık çıkarım sistemleri, bulanık kümeler dayanır ve orijinal verilerin yanı sıra üyelik değerlerini kullanır, bu nedenle bulanık çıkarım sistemlerinde bir veri artırma mekanizması kullanılır.

Literatürde Jang (1993) tarafından önerilen uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) en bilinen ve sık kullanılan bulanık çıkarım sistemi olmasına rağmen Takagi ve Sugeno (1985) ve Mamdani ve Assilian (1975) tarafından önerilen bulanık çıkarım sistemleri de bulanık çıkarım sistemleri literatüründe önemli bir yere sahiptir. Bahsedilen bu bulanık çıkarım sistemlerinin bir kural tabanına sahip olması literatürde bir problem olarak karşımıza çıkmaktadır.

Bu tür bir problemi aşmak amacı ile Turksen (2008) bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımını önermiştir. Diğer bulanık çıkarım sistemlerinin aksine bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı kural tabanı yapısına bağlı çalışmamakla birlikte kural tabanı

mantığı yerine bulanık fonksiyonları kullanmaktadır. Belirli bir kural tabanına dayanmayan bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı bu özelliği ile son yıllarda zaman serisi tahmininde de kullanılan önemli bir bulanık çıkarım sistemi yöntemidir.

Bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımında, üyelik değerleri ve bunların doğrusal olmayan dönüşümleri, öngörü performansını artırmak için orijinal girdi değişkenleri ile birlikte kullanılmaktadır. Hem üyelik değerlerinin hem üyelik değerlerinin doğrusal olmayan dönüşümlerinin hem de orijinal girdilerin tek bir girdi setinde bir arada kullanılması ile sisteme daha fazla bilgi girişi sağlanmaktadır.

Literatürde bulanık regresyon fonksiyonlar yaklaşımı birçok öngörü probleminde kullanılmasına rağmen henüz rüzgâr hızı tahmini için kullanılmamıştır. Bu tez çalışmasında hem Giresun İli aylık ortalama rüzgâr hızı tahmini literatürde ilk defa gerçekleştirilmiş hem de bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı yöntemi literatürde ilk kez rüzgâr hızı tahmininde kullanılmıştır.

Tezin ikinci bölümünde rüzgâr hızı tahmini ile ilgili literatür bilgisine yer verilmiştir. Tezin üçüncü bölümünde bulanık çıkarım sistemleri ve dördüncü bölümünde bulanık kümeler hakkında bilgiler verilmiştir. Tezin beşinci bölümü olan materyal ve yöntemler başlığı altında bulanık c ortalamalar yöntemi ve bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı tanıtılmıştır. Tezin altıncı bölümü olan araştırma bulguları başlığı altında, bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı ile Giresun ili aylık ortalama rüzgâr hızı tahmininden elde edilen sonuçlar ile literatürdeki birçok yöntemden elde edilen analiz sonuçlarının karşılaştırılmalı olarak değerlendirilmesine yer verilmiştir. Son olarak tezin yedinci bölümünde sonuç ve öneriler verilmiştir.

BÖLÜM 2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Rüzgâr hızı ile ilgili literatürde geçen çalışmalar incelendiğinde, birçok çalışmanın rüzgâr hızı tahmin modellerinin geliştirilmesine odaklandığı görülmektedir. Bu bağlamda, literatürde rüzgâr hızı tahmini ile ilgili kullanılan yöntemler birkaç kategoriye ayrılabilir.

Bu yöntemler, otoregresif model (AR), otoregresif hareketli ortalama (ARMA) ve otoregresif entegre hareketli ortalama (ARIMA) gibi modelleri kullanan *geleneksel istatistiksel tahmin modelleri*, yapay sinir ağları, ileri beslemeli çok katmanlı algılayıcı, tekrarlayan yapay sinir ağları, uzun kısa süreli bellek gibi modelleri kullanan *yapay zeka tahmin modelleri*, destek vektör makinesi (SVM) gibi modelleri kullanan *istatistiksel makine öğrenimi modelleri*, ANFIS gibi modelleri kullanan *bulanık mantık tabanlı modeller* ve bahsedilen bu modellerin bir arada kullanıldığı *melez modeller* olarak kategorileşebilir.

Geleneksel istatistiksel tahmin modelleri ile yapılan çalışmalara değinilecek olursa; Ewing ve ark. (2007) vektör otoregresyon (VAR) modeli ile rüzgâr hızı tahmininde bulunmuşlardır. Cadenas ve Rivera (2007) Meksika'nın Oaxaca eyaletinin Güney Kıyısında rüzgâr hızı tahmini için ARIMA ve yapay sinir ağları (YSA) yöntemlerini karşılaştırmıştır. Palomares-Salas ve ark. (2009) rüzgâr hızı ölçümlerini içeren zaman serisi tahmini için bir ARIMA modeli kullanmıştır. Li ve ark. (2011) rüzgâr hızı tahmini için dalgacık dönüşümü ile birleştirilen bir ARMA modeli önermiştir. Firat ve ark. (2010) temel bileşen analizi ve AR modeline dayalı yeni bir yöntem ile rüzgâr hızı tahmininde bulunmuşlardır. Erdem ve Shi (2011) Amerika Birleşik Devletleri için rüzgâr hızı tahmininde ARMA modeline dayalı dört farklı yöntem kullanmıştır. Cadenas ve ark. (2016) çok değişkenli doğrusal olmayan dışsal girdili otoregresif ağ (NARX) ve tek değişkenli ARIMA modeli kullanarak rüzgâr hızı tahmininde bulunmuşlardır. Akcan (2017) rüzgâr hızının tahmin edilmesinde zaman serisi analiz metotlarını kullanmıştır. Kırbaş (2018) ARIMA modelleri ve YSA kullanarak kısa dönem rüzgâr hızı tahmininde bulunmuştur.

Yapay zekâ tahmin modelleri ile yapılan çalışmalara değinilecek olursa; Alexiadis ve ark. (1998) kısa zamanlı rüzgâr hızı tahmini için YSA kullanmış ve analiz aşamasında yedi yıl boyunca Yunanistan'ın Güney ve Ege Denizi adalarında altı farklı bölgede toplanan verileri kullanılmışlardır. Sfetsos (2002) zaman serileri analizini kullanarak ortalama saatlik rüzgâr hızı verilerinin tahmini için bir YSA yöntemi önermiştir. Yeşilnacar (2011) Bilecik ilinin rüzgâr hızının tahmininde YSA kullanmıştır. Akıncı (2011) Batman ilinin kısa zamanlı rüzgâr hızı tahmini için YSA kullanmıştır. Esmaceli ve Twomey (2012) yapay sinir ağının özel bir türü olan öz düzenleyici haritalar ile rüzgâr hızı tahmininde bulunmuşlardır. Selcuk Nogay ve ark. (2012) Mardin İlinin kısa zamanlı rüzgâr hızı tahmini için YSA kullanmışlardır. Assareh ve ark. (2012) Manjil istasyonundan elde edilen ölçümler ile İran için rüzgâr hızı tahminini YSA ile gerçekleştirmiştir. Ren ve ark. (2014) geri yayılım öğrenme algoritmasına sahip yapay sinir ağının parametre seçiminin parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ile yapıldığı bir yöntem önermiş ve önerilen yöntemin performansını Jiuquan'ın günlük ortalama rüzgâr hızı verilerinin ve Çin'in Gansu kentindeki Yumen'in 6 saatlik rüzgâr hızı verilerinin analizi üzerinde değerlendirilmiştir. Saberivahidaval ve Hajjam (2015) İran'da bulunan Payam havalimanının rüzgâr hızı tahmini için farklı yapay sinir ağı modellerinin performansını değerlendirmiştir. Kılıç ve Arabacı (2015) Burdur ilinin gelecekteki rüzgâr hızı değerlerini YSA ile tahmin etmiştir. Fazelpour ve ark. (2016) Tahran için kısa vadeli rüzgâr hızı tahmininde dört farklı yapay zekâ yönteminden faydalanmıştır. Zucatelli ve ark. (2019) Uruguay için kısa dönemli rüzgâr hızı tahmini için YSA kullanmışlardır.

Bulanık mantık tabanlı modeller ile yapılan çalışmalara değinilecek olursa; Monfared ve ark. (2009) rüzgâr hızı tahmininde bulanık mantık ve yapay sinir ağlarına dayalı yeni bir strateji önermişlerdir. Minaz (2011) Bilecik İlinin rüzgâr hızı tahmini için ANFIS yöntemini kullanmıştır. Khosravi ve ark. (2018) ileri beslemeli yapay sinir ağları, radyal temelli fonksiyonlu destek vektör makinalar ve PSO ile optimize edilen ANFIS yöntemleri ile rüzgâr hızı tahmininde bulunmuştur.

Melez modeller ile yapılan çalışmalara değinilecek olursa; Cadenas ve Rivera (2010) Meksika'daki üç farklı bölgedeki rüzgâr hızı tahmini için ARIMA ve YSA modellerinden oluşan melez modeller geliştirilmiştir. Guo ve ark. (2011) rüzgâr hızı

tahmini için geri yayılım öğrenme algoritmasına dayalı YSA modeli ile mevsimsel üstel düzleştirme yönteminin birlikte kullanıldığı melez bir yöntem önermişlerdir. Shi ve ark. (2012) rüzgâr hızı tahmini için ARIMA, YSA ve destek vektör makinesi (SVM) kullanan melez yöntemler önermişlerdir. Wang ve ark. (2014) ampirik mod ayırma ve Elman yapay sinir ağının birlikte kullanıldığı melez bir yöntemi rüzgâr hızı tahmininde kullanmışlardır. Liu ve ark. (2015a) rüzgâr hızı tahmini için Adaboost (Adaptive Boosting) algoritmasına ve çok katmanlı algılayıcıya dayalı dört farklı melez yöntem önermiştir. Liu ve ark. (2015b) rüzgâr hızı tahmini için ikinci dereceden ayrıştırma algoritmasına ve Elman yapay sinir ağlarına dayanan yeni bir melez yaklaşım önermişlerdir. Jiang ve ark. (2016) benzetilmiş tavlama algoritmasına dayalı melez bir öngörü modeli ile Çin için rüzgâr hızı tahmininde bulunmuşlardır. Filik ve Filik (2017) Eskişehir ilinin kısa dönem rüzgâr hızı tahmini için otoregresif ve yapay sinir ağı tabanlı yeni bir melez yaklaşım önermişlerdir. Jiang ve ark. (2017) guguk kuşu arama algoritması ile SVM'nin birlikte kullanıldığı bir melez yaklaşım ile rüzgâr hızını tahmin etmişlerdir. Zhang ve ark. (2017) ampirik mod ayırma, ANFIS ve SARIMA yöntemlerinin birlikte kullanıldığı melez bir yöntem ile Güney Dakota bölgesi için rüzgâr hızı tahmininde bulunmuşlardır.

BÖLÜM 3. BULANIK ÇIKARIM SİSTEMLERİ

Bulanık bir sistemin yapısı gereği iki temel ögesi vardır. Bunlar; bulanık kümeler ve kural tabanıdır. Bulanık bir sistemde iki bilgi kaynağı vardır. Bunlardan biri gözlemlenmiş ve ölçülmüş değerler bir diğeri ise uzman bilgisidir. Çünkü bulanık bir sistem sayısal verilere ilave olarak sözel değişkenleri de içerir. Uzman görüşüne ihtiyaç duyulmasının sebebi problemin çeşitliliğine göre değişmektedir.

Uzman görüşü, problemde sayısal verilerle açıklanamayan belirsizliklerin giderilmesinde işe yarar. Genel olarak bulanık bir sistemde uzman ve kullanıcı ile etkileşimli üç kısım vardır. Bunlar;

- **Bilgi Tabanı:** Çözülecek problem ile ilgili olabilecek bütün bilgileri içerir. Burada problemin çözümü ile kurallar bulunur.
- **Çıkarım Motoru:** Çözülmesi istenen problemin bütün bilgilerini işleyip kullanıcıya sonuç veren kısımdır.
- **Kullanıcı Etkileşimleri:** Kurulan sistemin işleyişi ve kullanıcı arasında etkileşimi gösterir. Bu sayede yeni bilgi ve görüşler ortaya çıkar ve sistem daha iyi bir hale gelir.

Bir bulanık çıkarım sistemi gereğinden fazla kural içerdiği zaman zorlaşır ve doğru sonuçlar vermekte zorlanır. Bunun için uzman görüşü çok önemlidir. Bu nedenle problem çok iyi incelenip en doğru şekilde ve en uygun sayıda kural konularak çözülmesi gerekmektedir. Çünkü bir bulanık sistemin temel amacı kural tabanının oluşturulup sistem içindeki girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki sözel değişkenleri tanımlayıp uzman görüşünü de içine alan bütünleşik bir çözüm bulma yoludur. Genel bir bulanık sistemim işleyişi Şekil 3.1’de verilmiştir.

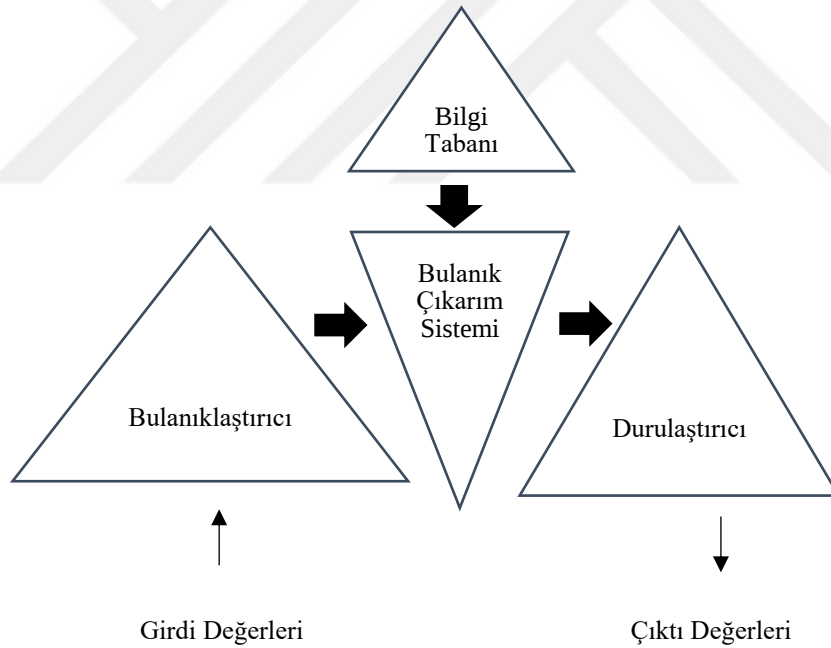


Şekil 3.1. Bulanık Çıkarım Sistemleri

3.1. Mamdani Tipi Bulanık Çıkarım Sistemi

Mamdani ve Assilian (1975) bulanık çıkarım sistemi, buhar makinesinin kontrolünü sağlamak amacıyla öne sürülen bir bulanık çıkarım sistemidir. Mamdani tipi bulanık çıkarım sisteminde girdi ve çıktı kümelerinin hepsi bulanıktır. Yapılan işlem sonucunda elde edilen verilerin normal ve dışbükey özelliklerini taşıması beklenmez. Bu tip bir bulanık sistemde girdi ve çıktı kümeleri arasında bir kural tabanı oluşturup kümeleri birbirine bağlamak gerekmektedir. Kural tabanı oluştururken çözülmek istenen probleme göre en uygun kural tabanı oluşturmak gerekmektedir. Eğer probleme çok fazla kural tanımlanırsa sistem doğru sonuçlar vermeyebilir. Bunun için problemi iyi kavrayıp en uygun kural tabanı oluşturmak gerekmektedir.

Genel bir Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi Şekil 3.2 ile verilmiştir.

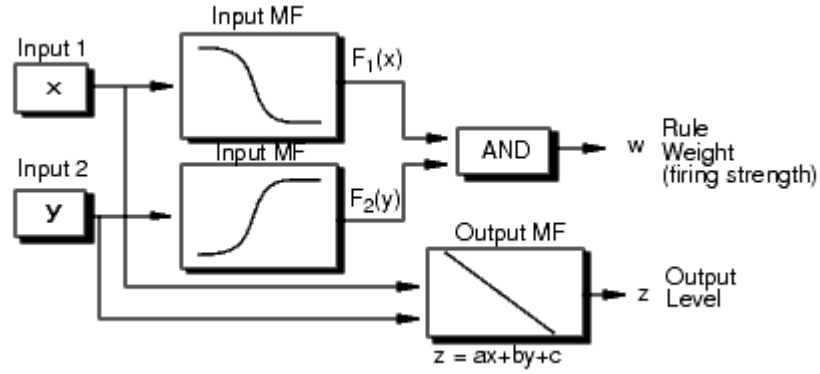


Şekil 3.2. Mamdani Tipi Bulanık Çıkarım Sistemi İşleyişi

3.2. Sugeno Tipi Bulanık Çıkarım Sistem

Sugeno (1985) tipi bulanık çıkarım sistemi, Mamdani tipi bulanık çıkarım sistemi üzerine kurulan yeni bir model olarak adlandırılabilir. Genelde Sugeno tipi bulanık

çıkartım sistemi, kontrol problemlerinde kullanılan bir sistem olarak karşımıza çıkmaktadır. Sugeno tipi bulanık sistemin getirdiği yenilikler girdi ve çıktı kümeleriyle ilgilidir. Girdi değerlerinin bulanıklaştırılması ve bulanık mantık işlemleri Mamdani tipi bulanık çıkartım sistemiyle aynıdır. İki model arasındaki temel fark Mamdani tipi sistemde bulanık değerler ile çıktı verilirken Sugeno tipi sistem bunu bir fonksiyon olarak verir. Bu sayede Sugeno tipi sistemde bulanıklaştırma işlemi daha basit bir işlemdir. Sugeno tipi bulanık çıkartım sistemi Şekil 3.3 ile verilmiştir.



Şekil 3.3. Sugeno Tipi Bulanık Çıkartım Sistemi

3.3. Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkartım Sistemi (ANFIS)

Jang (1993) tarafından önerilen Uyarlamalı ağ bulanık çıkartım sistemi (ANFIS), öğrenme kabiliyetine sahip yapay sinir ağları ile insan karar verme sürecine benzerliği ile bilinen bulanık mantığın bir araya gelmesiyle oluşturulmuş bir sistem olarak ifade edilebilir. ANFIS bulanık çıkartım sisteminde ağlar birbirine bağlı düğümlerden oluşur. Her düğümlenmiş ağ bir işlem birimini temsil eder. Düğümler arasında olan bağlantı noktaları ise ağırlıkları gösterir. ANFIS'in öğrenme kuralları, çıktı kümesi ve hedeflenen değerler arasındaki hatayı minimize etmek için kendini değiştirebilir. Ağın öğrenme kuralı ise en dış iniş yöntemidir. ANFIS, problemin yapısına göre analiz yapıp kendi kurallarını atayabilir ve bir uzmanın da kural atmasına izin verir. Bu sayede ortalama hatayı düşürüp daha iyi sonuçlar verebilir.

BÖLÜM 4. BULANIK MANTIK

Klasik mantık (Aristo mantığı) belirsizliklere yer vermeyen, bir olayın ya gerçekleştiğini ya da gerçekleşmediğini esas alan bir mantık yapısıdır. Klasik mantığa göre bir öge bir kümenin ya elamanıdır ya da değildir. Zadeh (1965) tarafından ortaya atılan bulanık mantık da ise Aristo mantığından farklı olarak bir öge bir kümenin kısmi üyesi olabilir. Yani Aristo mantığında bir ögenin bir kümeye ait olmasının derecesi 1 ile ve ait olmama derecesi 0 ile ifade edilirken bulanık mantıkta ise bir ögenin bir kümeye ait olmasının derecesi 0 ile 1 arasında değer alabilecek şekilde gerçekleşebilir. O halde klasik mantıkta, bir ögenin bir kümeye kesin aitliğinin söz konusu olmakla birlikte bulanık mantıkta ise bir ögenin bir kümeye 0 ile 1 arasında değer alan bir ait olma derecesine sahip olduğu söylenebilir.

Tüm bu ifadelerden hem Aristo mantığının hem de bulanık mantığın bağlı olduğu küme yapıları için üyelik derecesi adlı bir kavramdan bahsedildiği açıktır. Her iki mantık için de (Aristo ve Bulanık) Zadeh'in ortaya attığı bulanık mantık yapısının, belirsizlik içeren insan mantığına daha yakın olduğu düşünülmektedir.

4.1. Bulanık Küme

Bulanık mantığın doğal bir genişlemesi olarak Zadeh (1965) tarafından tanımlanmıştır. Bulanık kümeler o kümeye belirli üyelik derecelerinden bağlı küme elemanlarından oluşur. Bulanık küme elemanları $[0,1]$ arasında değerler alabilir.

Klasik kümelerde küme elemanları bulundukları kümeye ya aittir ya da değildir ve 0 ya da 1 olarak değerler alırlar. Bulanık kümelerde ise bulanık küme elemanları 0 ve 1 arasında süreklidir ve iki veya daha fazla kümeye belirli dereceden üye olabilirler.

4.1.1. Bulanık Küme Üzerindeki İşlemler

Klasik kümelerde olduğu gibi bulanık kümelerde de küme işlemleri vardır. Bunlardan en çok kullanılanları birleşim, kesişim ve tümleme ve destek kümesi işlemidir.

4.1.1.1. Bulanık Birleşim Kümesi

A ve B bulanık kümeleri sırasıyla μ_A^x ve μ_B^x olduğunu kabul edelim. Bu durumda A ve B bulanık kümelerinin üyelik fonksiyonları $A \cup B$ kümesinin üyelik fonksiyonuna dönüştüren eşleme Eşitlik (4.1) ile verilmiştir. (Özkan, 2003:27)

$$[\mu_A^x, \mu_B^x] = \mu_{A \cup B}^x \quad (4.1)$$

4.1.1.2. Bulanık Kesişim Kümesi

Evrensel küme U 'da tanımlı olan A ve B bulanık kümelerinin üyelik fonksiyonları sırasıyla μ_A^x ve μ_B^x olduğunu kabul edelim. Bu durumda A ve B kümelerine ilişkin üyelik fonksiyonları $A \cap B$ kesişim kümesinin üyelik fonksiyonuna dönüştüren eşleşme, $t : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ olarak tanımlanır. Buradaki her bir $[0,1]$ terimi sırasıyla A , B ve $A \cap B$ bulanık kümelerinin alabileceği üyelik değerlerini ifade eder. Bilindiği üzere, iki bulanık kümenin kesişimi yeni bir bulanık kümeyle sonuçlanır. Bu nedenle $[0,1]$ aralığında değerler alabilen A ve B bulanık kümelerinin kesişim kümesi de $[0,1]$ aralığında değerler alır. Bu durum Eşitlik (4.2) ile verilmiştir (Özkan, 2003:22)

$$t[\mu_A^x, \mu_B^x] = \mu_{A \cap B}^x \quad (4.2)$$

4.1.1.3. Bulanık Tümleyen Kümesi

$C: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ eşlemesini, bulanık küme A 'nın üyelik fonksiyonunu, bu kümenin tümleyen kümesi $\bar{A}$ 'nın üyelik fonksiyonuna dönüştüren bir eşleme olarak tanımlanır ve Eşitlik (4.3) ile verilir. (Özkan, 2003:31)

$$c[\mu_A(x)] = \mu_{\bar{A}}(x) \quad (4.3)$$

4.1.1.4. Bulanık Destek Kümesi

Bulanık bir kümenin üyelik fonksiyonunda, üyelik derecesi sıfırdan büyük olan elemanların bir araya getirdiği kümeye destek kümesi denir. Destek kümesi, bulanık ve bulanık olmayan veya klasik bir kümedir. Destek kümesi matematiksel gösterimi Eşitlik (4.4) ile verilmiştir. (Özkan, 2003:40)

$$Destek(A) = \{x \in U \mid \mu_A(x) = 1\} \quad (4.4)$$

BÖLÜM 5. MATERYAL VE YÖNTEMLER

Bu tez çalışmasında kullanılan materyal ve yöntemler bulanık c ortalamalar ve bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımıdır. Bulanık c ortalamalar ve bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı ile ilgili bilgiler aşağıda verilmiştir.

5.1. Bulanık c Ortalamalar Yöntemi

Bezdek (1981) tarafından önerilen bulanık c ortalamalar yöntemi aşağıdaki eşitliklerde verilen amaç fonksiyonunun ve kısıtlamaların minimizasyonuna dayalı olarak kümeleme gerçekleştirmektedir. Bulanık c ortalamalar tekniğinin uygulanabilmesi için öncelikle küme sayısının ve bireylerin kümeye üyelik derecelerinin bilinmesi gerekmektedir. Bu değerler rastgele olarak ya da geliştirilen bazı tekniklerle bulunabilmektedir.

Bulanık c ortalamalar yöntemi aşağıdaki amaç fonksiyonunun ve kısıtlamaların yinelemeli minimizasyonuna dayalı olarak çalışmaktadır. Bulanık c ortalamalar yöntemi için kullanılan amaç fonksiyonu ve kısıtlamalar Eşitlik (5.1) ve (5.2) ile verilmiştir.

$$J(X, \mu, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^f d^2(x_k, v_i) \quad (5.1)$$

$$0 \leq \mu_{ik} \leq 1$$

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad (5.2)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n \mu_{ik} \leq n$$

f bulanıklık indeksi olmakla birlikte $d(x_t, v_i)$, veri ile küme merkezi arasındaki benzerlik ölçüsüdür. c , v_i ($i = 1, 2, \dots, c$) ve μ_{ik} ($i = 1, 2, \dots, c$; $k = 1, 2, \dots, n$) sırası ile bulanık küme sayısı, küme merkezleri ve üyelik değerlerini göstermek üzere her bir yinelemede v_i ($i = 1, 2, \dots, c$) ve μ_{ik} ($i = 1, 2, \dots, c$; $k = 1, 2, \dots, n$) Eşitlik (5.3) ve (5.4) ile güncellenir.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^f x_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^f}, \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (5.3)$$

$$\mu_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d(x_k, v_i)}{d(x_k, v_j)} \right)^{\frac{2}{f-1}} \right]^{-1}, \quad i = 1, 2, \dots, c; \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (5.4)$$

5.2. Bulanık Regresyon Fonksiyonları Yaklaşımı

Turksen (2008) tarafından önerilen bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı temel olarak Bezdek (1981) tarafından önerilen bulanık c ortalamalar yönteminden elde edilen üyelik değerleri ile gözlem değerlerinin bir arada kullanıldığı bir sisteme sahiptir.

Çelikyılmaz ve Türksen (2009) ise üyelik değerlerinin matematiksel dönüşümlerini kullanmış ve üyelik değerlerinin üstel ve çeşitli logaritmik dönüşümlerinin modelin performansını artırabileceğini göstermiştir. Böylelikle üyelik değerlerinin bazı dönüşümleri de Çelikyılmaz ve Türksen (2009) çalışması ile girdi setine ilave edilmiştir. Bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı, Beyhan ve Alci (2010), Aladağ ve ark. (2014,2016) çalışmalarında öngörü problemi için kullanılmıştır. Bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı için algoritma aşağıda adım adım verilmiştir.

Adım 1. Öncelikle eğitim kümesi için gecikmeli zaman değişkenlerinden oluşan bir matris oluşturulur.

Adım 2. Bulanık c ortalamalar yöntemi ile üyelik değerleri elde edilir.

Adım 3. Bulanık regresyon fonksiyonlarını oluşturulur.

Her bir bulanık küme için bulanık regresyon fonksiyonları Eşitlik (5.5)'de verildiği gibi ifade edilebilirler.

$$Y^{(i)} = X^{(i)} \beta^{(i)} + \varepsilon^{(i)} ; \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (5.5)$$

Sistemin girdileri ve çıktıları sırası ile Eşitlik (5.6) ve (5.7)'de verilmiştir.

$$\mathbf{X}^{(i)} = \begin{bmatrix} \mu_{i1} & \mu_{i1}^2 & \exp(\mu_{i1}) & \ln((1 - \mu_{i1})/\mu_{i1}) & x_{11} & . & . & . & x_{p1} \\ \mu_{i2} & \mu_{i2}^2 & \exp(\mu_{i2}) & \ln((1 - \mu_{i2})/\mu_{i2}) & x_{12} & . & . & . & x_{p2} \\ . & . & . & . & . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . & . & . & . \\ \mu_{in} & \mu_{in}^2 & \exp(\mu_{in}) & \ln((1 - \mu_{in})/\mu_{in}) & x_{1n} & . & . & . & x_{pn} \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

$$\mathbf{Y}^{(i)} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ . \\ . \\ . \\ y_n \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

Adım 4. Bulanık regresyon fonksiyonlarını tahmin edilir.

Her bir bulanık küme için bulanık regresyon fonksiyonları Eşitlik (5.8) ve (5.9) ile tahmin edilir.

$$\hat{\beta}^{(i)} = (\mathbf{X}^{(i)'} \mathbf{X}^{(i)})^{-1} \mathbf{X}^{(i)'} \mathbf{Y}^{(i)} \quad (5.8)$$

$$\hat{\mathbf{Y}}^{(i)} = \mathbf{X}^{(i)} \hat{\beta}^{(i)} ; i = 1, 2, \dots, c \quad (5.9)$$

Adım 5. Eğitim kümesi için sistemin çıktıları elde edilir

Sistemin çıktıları, üyelik değerleri yardımı ile Eşitlik (5.10) kullanılarak elde edilir.

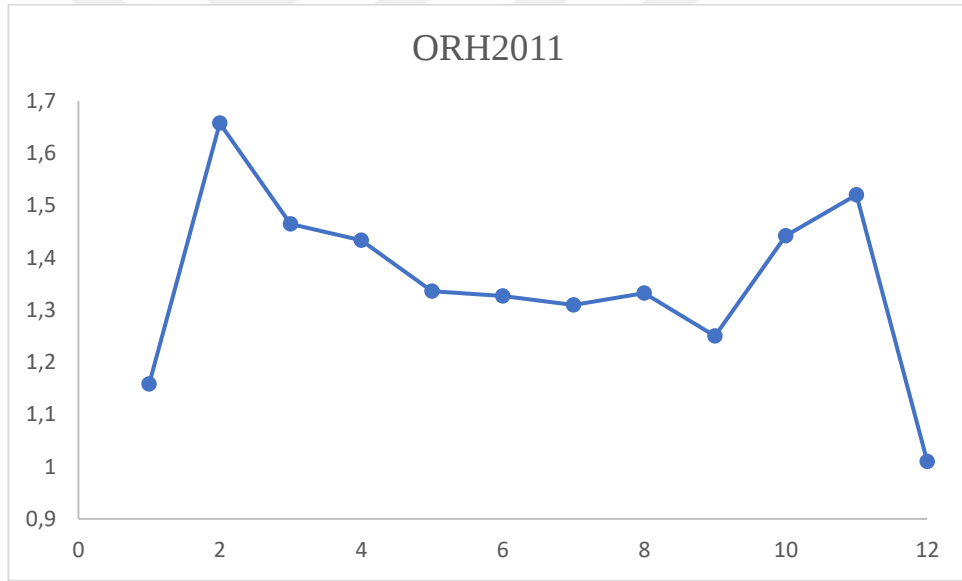
$$\hat{y}_k = \frac{\sum_{i=1}^c \hat{y}_{ik} \mu_{ik}}{\sum_{i=1}^c \mu_{ik}} , i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, n \quad (5.10)$$

Adım 6. Test kümesi için çıktıların elde edilmesi için $\mathbf{X}^{(i)}$ ve $\mathbf{Y}^{(i)}$ matrisleri test kümesi göz önünde bulundurularak güncelleştirilir ve Adım 2-5 tekrar uygulanarak test kümesi için çıktılar elde edilir.

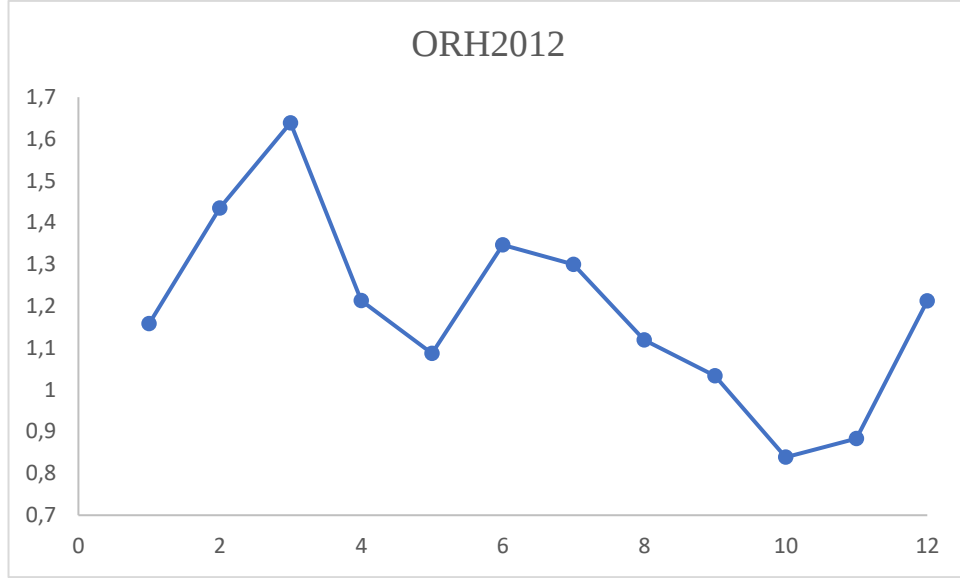
BÖLÜM 6. ARAŞTIRMA BULGULARI

Bu tez çalışmasında, Turksen (2008) tarafından önerilen bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımının performansı Giresun Meteoroloji Müdürlüğünden alınan ve Giresun iline ait 2011-2018 yılları arasındaki aylık ortalama rüzgâr hızı zaman serisinin analizi ile değerlendirilmiştir.

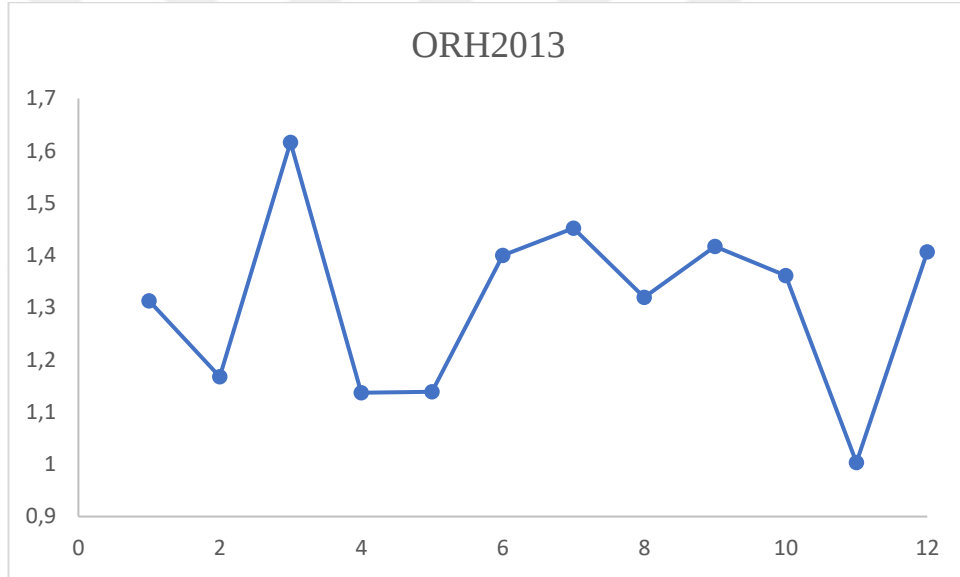
Giresun iline ait 2011-2018 yılları arasındaki aylık ortalama rüzgâr hızı zaman serilerinin her bir yıl için ayrı ayrı grafikleri Şekil 6.1 ile Şekil 6.8 arasında ve Giresun iline ait 2011-2018 yılları arasındaki aylık ortalama rüzgâr hızı zaman serisinin ilgili tüm yıllardan oluşan zaman serisinin grafiği ise Şekil 6.9 ile verilmiştir.



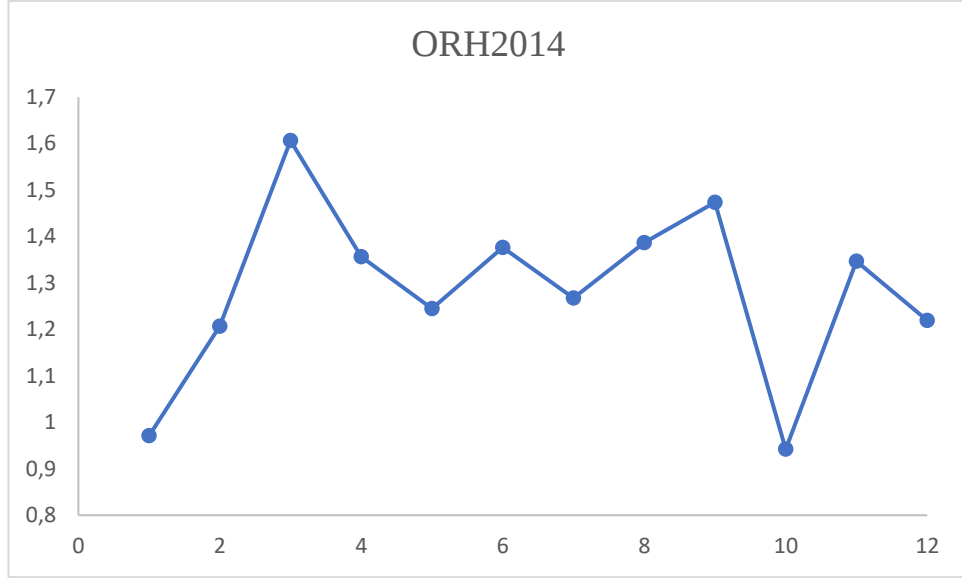
Şekil 6.1. 2011 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



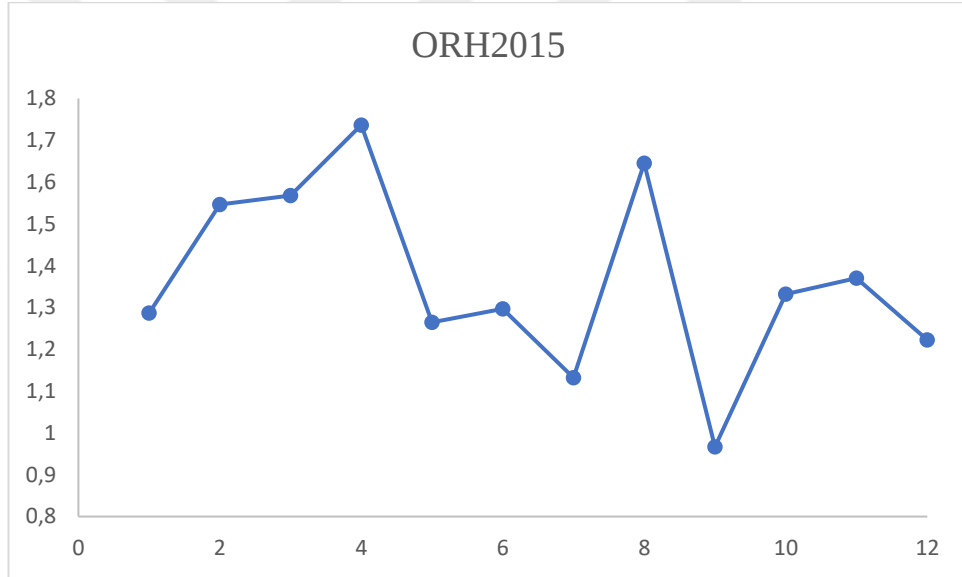
Şekil 6.2. 2012 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



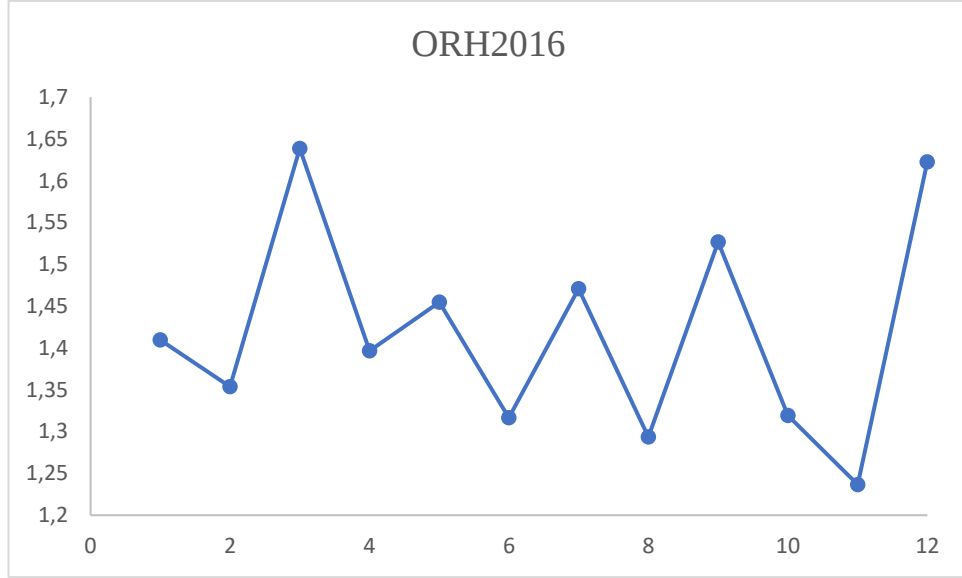
Şekil 6.3. 2013 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



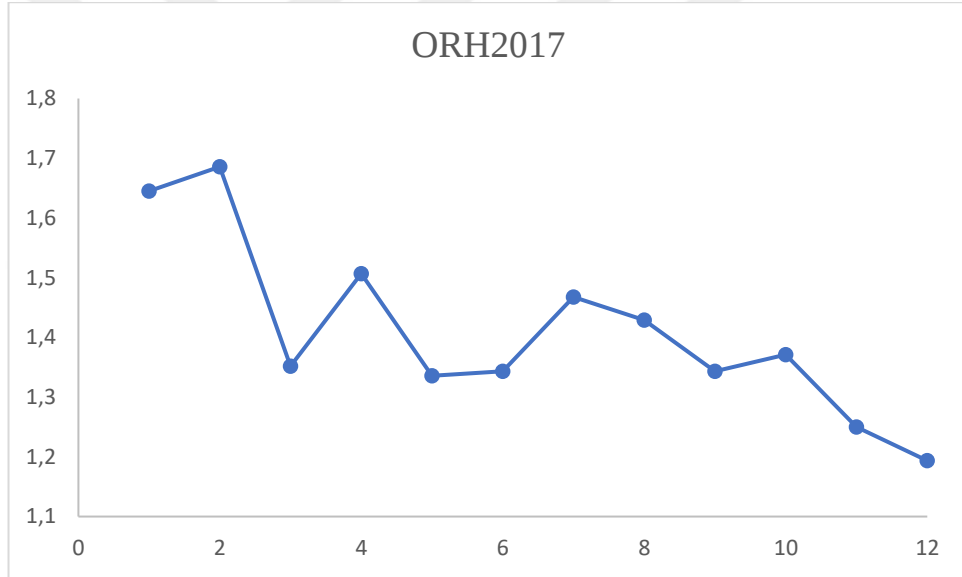
Şekil 6.4. 2014 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



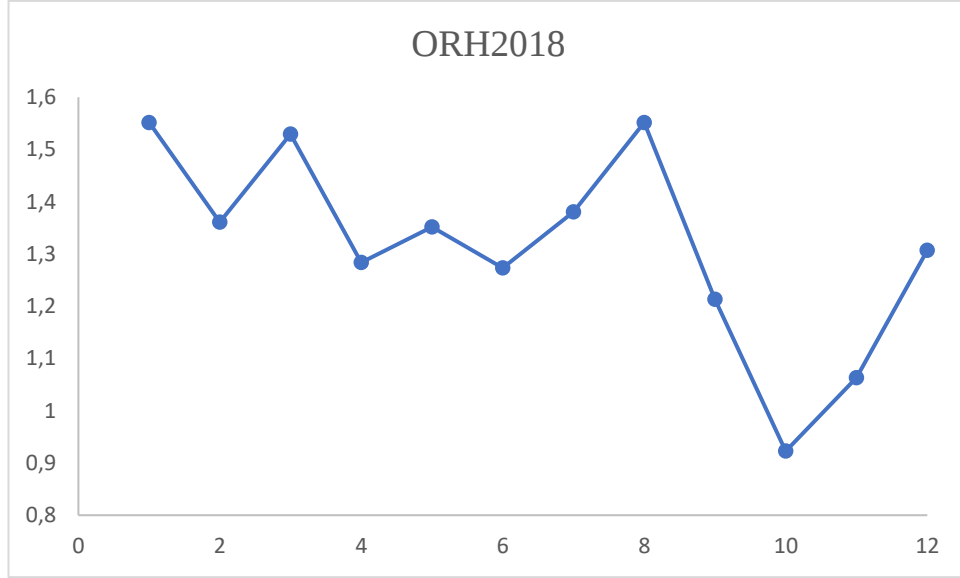
Şekil 6.5. 2015 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



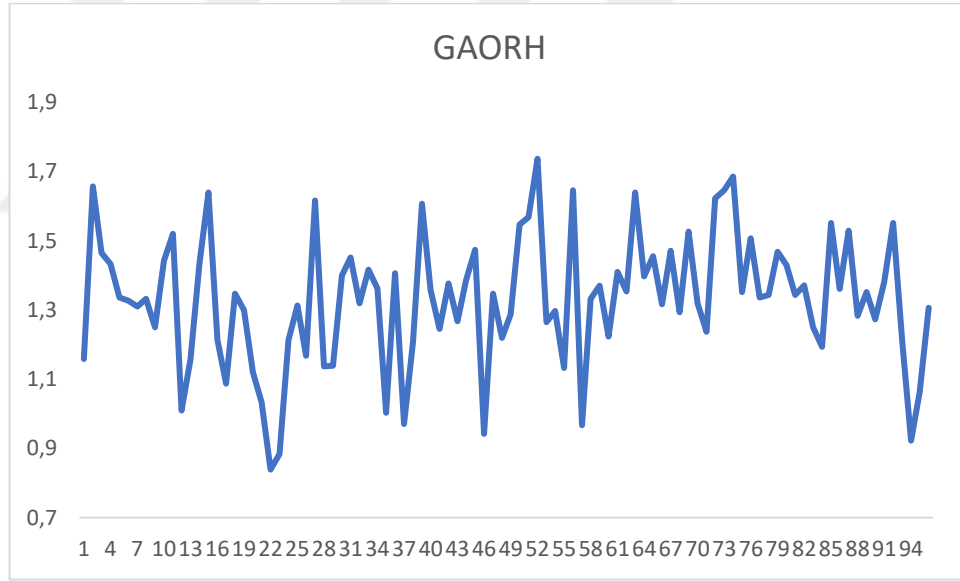
Şekil 6.6. 2016 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



Şekil 6.7. 2017 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



Şekil 6.8. 2018 Yılı Giresun İline Ait Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi Grafiği



Şekil 6.9. 2011-2018 Yılları Arasındaki Giresun İli Aylık Ortalama Rüzgâr Hızı Zaman Serisi

2011-2018 yılları arasındaki Giresun İli aylık ortalama rüzgâr hızına ait her bir zaman serisi (GAORH) bulanık regresyon fonksiyonu yaklaşımı (BRF) dışında, Jang (1993) tarafından önerilen ANFIS yöntemi ile, yapay arı kolonisine dayalı Pi-Sigma yapay sinir ağları ile (PS-YSA-YAK), PSO'ya dayalı ileri beslemeli yapay sinir ağları ile (İB-YSA-PSO), Yolcu ve ark. (2013) tarafından önerilen doğrusal ve doğrusal olmayan YSA (D&DO-YSA), Naive Yöntem ile, Egrioglu ve ark. (2019) tarafından önerilen

Medyan-Pi YSA (MP-YSA) ve Chen (1996) yöntemleri ile analiz edilmiştir. GAORH zaman serisinin analizinde bulanık regresyon fonksiyonu yaklaşımı için modelin girdi sayısı 1 ile 12 arasında ve bulanık küme sayısı 2 ile 5 arasında değiştirilmiştir. Tüm yöntemlerde yinleme sayısı 100 olarak alınmıştır.

İlgili yöntemlerin karşılaştırılmasında Eşitlik (6.1) ile verilen Hata Kareler Ortalaması Karekök (HKOK) ve Eşitlik (6.2) ile verilen ortalama mutlak yüzde hata (OMYH) kriterleri kullanılmıştır. Elde edilen analiz sonuçları Tablo 6.1’de verilmiştir.

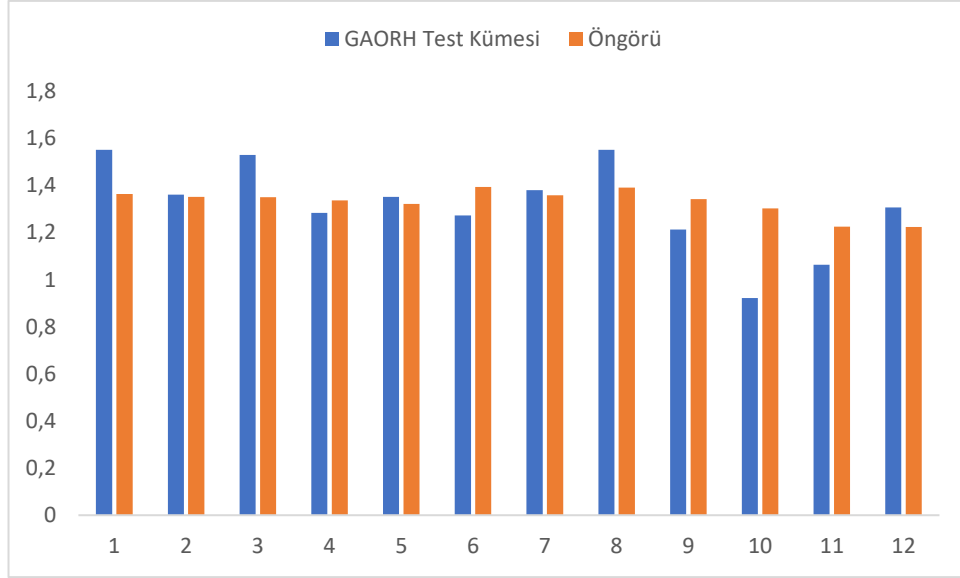
$$OMYH = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \quad (6.1)$$

$$HKOK = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2}{n}} \quad (6.2)$$

Tablo 6.1. GAORH Test Verisine Ait Analiz Sonuçları

Yöntem	HKOK	OMYH
Chen (1996)	0,2521	0,1744
Naive Yöntem	0,1819	0,1128
ANFIS	0,1788	0,2579
PS-YSA-YAK	0,1719	0,1087
D&DO-YSA	0,1711	0,1064
İB-YSA-PSO	0,1670	0,1006
MP-YSA	0,1641	0,1052
BRF	0,1595	0,1046

Tablo 6.1’den tüm yöntemler içerisinde BRF yönteminin en düşük OMYH’ya sahip olduğu ve diğer yöntemler ile karşılaştırıldığında BRF’nin ilgili zaman serisini %10,46’lık bir hata ile tahmin ettiği görülmektedir. BRF yöntemi ile elde edilen öngörüler ile GAORH test kümesinin birlikte grafiği Şekil 6.10’da verilmiştir.



Şekil 6.10. BRF Yöntemi ile Elde Edilen Öngörüler ile GAORH Zaman Serisi Test Kümesinin Birlikte Grafiği

Şekil 6.10'dan BRF yöntemi ile elde edilen öngörüler ile GAORH test kümesinin birçok ayının birbiri ile oldukça uyumlu olduğu gözlenmektedir. BRF yöntemi ile elde edilen öngörülerin özellikle Şubat, Nisan, Mayıs, Haziran ve temmuz ayına ait test verileri ile oldukça uyumlu olduğu görülmektedir.

BÖLÜM 7. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tez çalışmasında Giresun İli aylık ortalama rüzgâr hızı tahmini literatürde hem ilk kez tahmin edilmiş hem de Giresun İli aylık ortalama rüzgâr hızı tahmininde kullanılan bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı ilk kez rüzgâr hızı tahmininde kullanılmıştır. Bu tez çalışmasında kullanılan bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımının öngörü performansı literatürde iyi bilinen birçok öngörü yöntemi ile karşılaştırılmış ve bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımının diğer yöntemlerden daha iyi öngörü sonuçları ürettiği sonucuna erişilmiştir.

Gelecek çalışmalarda bulanık regresyon fonksiyonları yaklaşımı farklı illerin rüzgâr hızı tahmininde kullanılabilir ve Giresun İli aylık ortalama rüzgâr hızı tahmini için farklı öngörü yöntemleri kullanılabilir.

KAYNAKLAR

- Akcan, S. 2017. Wind speed forecasting using time series analysis methods, Çukurova Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 32(2): 161-172.
- Akıncı, T.C. 2011. Short term wind speed forecasting with ann in Batman, Turkey. Elektronik İr Elektrotechnika, 107: 41-45.
- Aladag, C.H., Turksen, I.B., Dalar, A.Z., Egrioglu, E., Yolcu, U. 2014. Application of Type 1 fuzzy functions approach for time series forecasting. Turkish J Syst., 5(1): 1–9.
- Aladag, C.H., Yolcu, U., Egrioglu, E., Turksen, I.B. 2016. Type 1 fuzzy time series function method based on binary particle swarm optimization. Int J Data Anal Tech Strat, 8(1): 2–13.
- Alexiadis, M.C., Dokopoulos, P.S., Sahsamanoglou, H.S., Manousaridis, I.M. 1998. Short-term forecasting of wind speed and related electrical power. Solar Energy, 63: 61-68.
- Assareh, E., Behrang, M.A., Ghalambaz, M., Noghrehabadi, A.R., Ghanbarzadeh, A. 2012. An analysis of wind speed prediction using artificial neural networks: A case study in Manjil Iran. Energy Sources, 34: 636- 644.
- Beyhan, S., Alci, M. 2010. Fuzzy functions based ARX model and new fuzzy basis function models for nonlinear system identification. Applied Soft Computing, 10: 439–444.
- Bezdek, J.C. 1981. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. Plenum Press, NewYork
- Cadenas, E., Rivera, W. 2007. Wind speed forecasting in the south coast of Oaxaca, Mexico. Renewable energy, 32(12): 2116-2128.
- Cadenas, E., Rivera, W. 2010. Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMA–ANN model. Renewable Energy, 35(12): 2732-2738.
- Cadenas, E., Rivera, W., Campos-Amezcu, R., Heard, C. 2016. Wind speed prediction using a univariate ARIMA model and a multivariate NARX model. Energies, 9(2): 109.
- Celikyilmaz, A., Turksen, I.B. 2009. Modeling uncertainty with fuzzy logic. Studies in Fuzziness and Soft Computing, 240: 149-215.
- Chen, S.M. 1996. Forecasting enrollments based on fuzzy time-series. Fuzzy Sets Syst., 81: 311–319.
- Egrioglu, E., Yolcu, U., Bas, E., Dalar, A.Z. 2019. Median-Pi artificial neural network for forecasting. Neural Computing and Applications, 31(1): 307-316.
- Erdem, E., Shi, J. 2011. ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction. Applied Energy, 88(4): 1405-1414.
- Esmaceli, M. A., Twomey, J. 2012. Self-organizing map (SOM) in wind speed forecasting: A new approach in computational intelligence (CI) forecasting methods. In International Symposium on Flexible Automation, American Society of Mechanical Engineers, 405-409.
- Ewing, B.T., Kruse, J.B., Schroeder, J.L., Smith, D.A., 2007. Time series analysis of wind speed using VAR and the generalized impulse response technique. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 95: 209- 219.

- Fazelpour, F., Tarashkar, N., Rosen, M.A. 2016. Short-term wind speed forecasting using artificial neural networks for Tehran, Iran. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 7(4): 377-390.
- Filik, Ü.B., Filik, T. 2017. Kısa-dönem rüzgâr hızının tahmininde otoregresif ve yapay sinir ağları tabanlı yeni bir hibrit yaklaşım. *Karaelmas Fen ve Mühendislik Dergisi*, 7(2): 419-427.
- Firat, U., Engin, S.N., Saraclar, M., Ertuzun, A.B. 2010. Wind speed forecasting based on second order blind identification and autoregressive model. *Proceedings of the 9th International Conference on Machine Learning and Applications*, Washington, 618-621.
- Guo, Z.H., Wu, J., Lu, H.Y., Wang, J.Z. 2011. A case study on a hybrid wind speed forecasting method using BP neural network. *Knowledge-Based Systems*, 24: 1048-1056.
- Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive network based fuzzy inference system. *IEEE Trans On system Man Cybern.*, 23(3): 665-685
- Jiang, P., Ge, Y., Wang, C. 2016. Research and application of a hybrid forecasting model based on simulation annealing algorithm: A Case study of wind speed forecasting. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 8(1): 015501.
- Jiang, P., Wang, Y., Wang, J. 2017. Short-term wind speed forecasting using a hybrid model. *Energy*, 119: 561-577.
- Karaoğlu, M. 2013. Meteoroloji, Klimatoloji, Zirai Meteoroloji. Nobel Akademik Yayıncılık. 1. Basım. 290 sayfa.
- Khosravi, A., Koury, R.N.N., Machado, L., Pabon, J.J.G. 2018. Prediction of wind speed and wind direction using artificial neural network, support vector regression and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 25: 146-160.
- Kılıç, B., Arabacı, E. 2015. Burdur ili gelecekteki rüzgâr hızı değerlerinin yapay sinir ağları metodu ile tahmini. *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 45-50.
- Kırbaş, İ. 2018. İstatistiksel metotlar ve yapay sinir ağları kullanarak kısa dönem çok adımlı rüzgâr hızı tahmini. *Sakarya University Journal of Science*, 22(1): 24-38.
- Li, L.L., Li, J.H., He, P.J., Wang, C.S. 2011. The use of wavelet theory and ARMA model in wind speed prediction. *Proceedings of the 1st International Conference on Electric Power Equipment-Switching Technology*. Xi'an, 395-398.
- Liu, H., Tian, H. Q., Li, Y. F., Zhang, L. 2015a. Comparison of four Adaboost algorithm based artificial neural networks in wind speed predictions. *Energy Conversion and Management*, 92: 67-81.
- Liu, H., Tian, H.Q., Liang, X.F., Li, Y.F. 2015b. Wind speed forecasting approach using secondary decomposition algorithm and Elman neural networks. *Applied Energy*, 157: 183-194.
- Mamdani, E. H., Assilian, S. 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1): 1-13
- Minaz, M.R. 2011. Bilecik ilinin uyarlanır sinir bulanık çıkarım sistemi ile basınç, sıcaklık ve rüzgâr hızı tahmini, Bilecik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi
- Monfared, M., Rastegar, H., Kojabadi, H.M. 2009. A new strategy for wind speed forecasting using artificial intelligent methods. *Renewable Energy*, 34(3): 845-848.
- Özkan, M.M. 2003. Bulanık hedef programlama. Ekin Kitabevi.

- Palomares-Salas, J.C., de la Rosa, J.J.G., Ramiro, J.G., Melgar, J., Aguera, A., Moreno, A. 2009. ARIMA vs. neural networks for wind speed forecasting. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications*. Hong Kong, 129-133.
- Ren, C., An, N., Wang, J., Li, L., Hu, B., Shang, D. 2014. Optimal parameters selection for BP neural network based on particle swarm optimization: A case study of wind speed forecasting. *Knowledge-Based Systems*, 56: 226-239.
- Saberivahidaval, M., Hajjam, S. 2015. Comparison between performances of different neural networks for wind speed forecasting in Payam Airport, Iran. *Environmental Progress and Sustainable Energy*, 34(4): 1191- 1196.
- Selcuk Nogay, H., Akinci, T.C., Eidukeviciute, M. 2012. Application of artificial neural networks for short term wind speed forecasting in Mardin, Turkey. *Journal of Energy in Southern Africa*, 23(4): 2-7.
- Sfetsos, A. 2002. A novel approach for the forecasting of mean hourly wind speed time series. *Renewable Energy*, 27: 163-174.
- Shi, J., Guo, J.M., Zheng, S.T. 2012. Evaluation of hybrid forecasting approaches for wind speed and power generation time series. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16: 3471-3480.
- Sugeno, M. 1985. *Industrial applications of fuzzy control*, Elsevier Science Pub. Co.
- Takagi, T., Sugeno, M. 1985. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *Man Cybernetics*, 15: 116–132.
- Turksen, I.B. 2008. Fuzzy function with LSE. *Applied Soft Computing*, 8: 1178–1188.
- Wang, J., Zhang, W., Li, Y., Wang, J., Dang, Z. 2014. Forecasting wind speed using empirical mode decomposition and Elman neural network. *Applied Soft Computing*, 23: 452-459.
- Yeşilnacar, Y.O. 2011. Bilecik ilinin yapay sinir ağları ile rüzgâr hızı, basınç ve sıcaklık tahmini. Bilecik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi
- Yolcu, U., Egrioglu, E., Aladag, C.H. 2013. A new linear & nonlinear artificial neural network model for time series forecasting. *Decision Support Systems*, 54(3): 1340-1347.
- Zadeh, L. A. 1965, Fuzzy sets, *Information and Control*, 8: 338-353.
- Zhang, J., Wei, Y., Tan, Z. F., Ke, W., Tian, W. 2017. A hybrid method for short-term wind speed forecasting. *Sustainability*, 9(4): 596.
- Zucattelli, P. J., Nascimento, E. G. S., Aylas, G. Y. R., Souza, N. B. P., Kitagawa, Y. K. L., Santos, A. A. B., ... Moreira, D. M. 2019. Short-term

ÖZGEÇMİŞ

Abdullah Yıldırım 1995 yılında Dernekpazarı/TRABZON da doğdu. 2009-2013 yılları arasında Necip Fazıl Kısakürek Anadolu lisesinde öğrenimini tamamlamıştır. 2014 yılında başladığı Giresun Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İktisat bölümünü 2018 yılında bitirmiştir. 2018 yılı bahar dönemi Giresun Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik ABD Yüksek Lisans programına başlamıştır.

