

Meteorolojik Ölçüm Verilerini Kullanarak Mamdani-Bulanık Mantık Yöntemi ile Rüzgar Hızının Tahmini

Fatih ÜNEŞ*, Didem KASAL, Bestami TASAR

¹İskenderun Teknik Üniversitesi, Müh. ve Doğa Bil. Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü, 31200, Hatay

YAYIN BİLGİSİ

Tarihçe:

Alınış: Aralık 2019
Kabul: Aralık 2019
Online Yayınlanma: Aralık 2019

Anahtar Kelimeler:

Tahmin
Rüzgar Hızı
Bulanık Mantık
Mamdani
Sugeno

ÖZET

Yenilenebilir enerji kaynağı olan rüzgâr enerjisinden maksimum seviyede yararlanabilmek, kontrolünü sağlamak ve izlemek için rüzgâr hızı tahmini önemlidir. Bu çalışmada, rüzgar hızını etkileyen faktörler bulanık mantık ile tahmin üzerine çalışılmıştır. Uygulama alanı olarak, Amerika Birleşik Devletine ait Nevada bölgesi kullanılmıştır. Ortalama buharlaşma (ET), hava sıcaklığı (T) gibi hidrolojik parametreleri içeren 2010-2012 yılları arasındaki 2 yıllık veriler rüzgâr hızını (RH) tahmin etmek için girdi verileri olarak kullanılmıştır. Sonuçların tahmin edilebilmesi için geçmiş yılların verilerinden yardım alınmıştır. Bulanık Mantık Mamdani (M-BM) ve Bulanık Mantık Sugeno (S-BM) metotları ile Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) yöntemi kullanılarak rüzgar tahmininde bulunuldu ve sonuçlar arazi gözlem dataları ile karşılaştırılmıştır.

Wind Speed Estimation Using Meteorological Measurement Data with Mamdani-Fuzzy Logic Method

ARTICLE INFO

History:

Received: December 2019
Accept: December 2019
Available online: December 2019

Keywords:

Estimation
Wind Speed
Fuzzy Logic
Mamdani
Sugeno

ABSTRACT

Wind speed estimation is important for maximum utilization, control and monitoring of wind energy, which is a renewable energy source. In this study, factors affecting wind speed were studied with fuzzy logic. Nevada State of the United States of America was used as an application area. The 2-years daily data, between the years 2010-2012, including the average air temperature (T), evapotranspiration (ET) were used as input data to estimate the wind speed (RH). In order to be able to estimate the results, the data of the previous years were obtained. Wind estimation was performed by using Fuzzy Logic Mamdani (M-BM) and fuzzy Logic Sugeno methods by Multiple Linear Regression (MLR) method and the results were compared with the field observation data.

1. Giriş

Rüzgar, atmosferin ısınması ve soğumasından kaynaklanan sıcaklık ve basınç farkından dolayı yer değiştiren havanın, dünya yüzeyine göre bağlı olarak yaptığı harekettir [1]. Açık denize kıyısı olan bölgeler rüzgar hızı açısından zengindir. Tükenmez bir güç olan rüzgar hızının verimli

kullanılabilmesi için bir yerde toplanabilmesi gereklidir. Rüzgar hızı hammadde maliyeti olmaması sebebiyle avantajlı bir enerji kaynağıdır. Rüzgar hızının tahmini, toplam enerji kapasitesini hesaplamak ve yenilenebilir enerji kaynağı olan rüzgâr enerjisinden maksimum seviyede yararlanabilmek, kontrolünü sağlamak ve günlük değişimini izlemek için rüzgâr hızı tahmini

önemlidir. Nüfusu artan ve küreselleşen Dünya'da doğaya hiçbir tehlikesi olmayan rüzgar enerjisi önem kazanmıştır. Rüzgar enerjisinin en verimli şekilde üretilebilmesi için rüzgar hızının bilinmesine ihtiyaç vardır.

Rüzgar hızı birçok farklı yöntemle tahmin edilmiş ve üzerinde çalışılan bir konudur. Yagci [2], rüzgar hızı yükseltmelerinde kullanılan farklı yöntemlerin karşılaştırılması ve hata analizlerini araştırmıştır. Liu ve ark. [3], rüzgar hızı tahmini için iki yeni ARIMA-YSA ve ARIMA-Kalman hibrit yöntemlerinin karşılaştırılması üzerine çalışmışlardır. Salcedo-Sanz vd. [4], evrimsel destek vektör regresyon algoritmalarına dayalı kısa vadeli rüzgar hızı tahmini yapmışlardır. Gulersoy ve Cetin [5], Menemen Bölgesinde rüzgar türbinleri için Rayleigh ve Weibull dağılımlarını kullanmıştır. Lei ve ark [6], rüzgar hızı ve üretilen gücün tahmini üzerine bir incelemede bulunmuşlardır. Barbunis ve ark. [7], mekansal korelasyon kullanarak rüzgar hızı tahmini için yerel olarak tekrarlayan sinir ağlarından yararlanmışlardır. Bilgili ve ark. [8], yapay istasyon ağlarının referans istasyon verileri kullanılarak hedef istasyonun rüzgar hızı tahmini için uygulaması adlı çalışmayı yapmışlardır. Mohandes ve ark. [9], ise rüzgar hızı tahmini için destek vektör makinelerinden yararlanmışlardır.

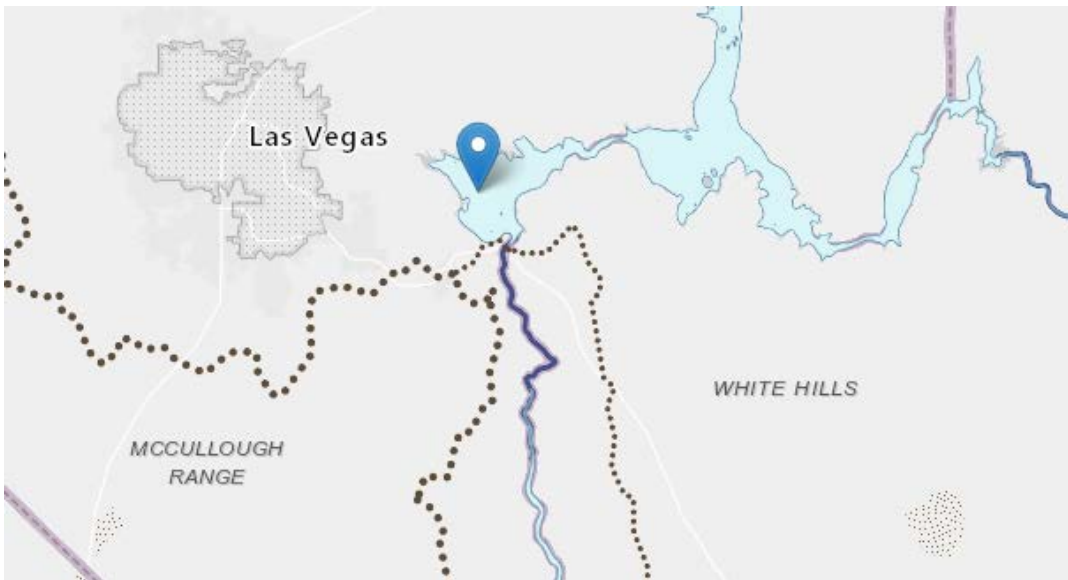
Son zamanlarda Yapay zeka yöntemleri buharlaşmanın [10-12], askıdaki sedimentin [13-14], yağış akışının [15-16], yer altı suyu seviyesinin [17-23], baraj rezervuar seviyesinin [24-25], baraj rezervuar hacminin [26] modellenmesinde sıklıkla kullanılmaya

başlanmıştır. Yapay zekanın iyi sonuçlar verdiğini gözlemleyen bilim insanları bunlarla ilgili çeşitli çalışmalar yapmıştır. Bunlardan birisi de Bulanık mantıktır. Bir çok alanda kullanılmıştır. Demirci ve ark. [27] sinirsel bulanık mantık yöntemi kullanarak baraj hacminin modellenmesi üzerine çalışmışlardır. Unes ve arkadaşları [28] ise uyarlamalı sinirsel bulanık yaklaşımı kullanarak baraj rezervuarındaki değişim tahminini yapmışlardır.

Bu çalışmada Amerika Birleşik Devletleri'nin Nevada bölgesinde rüzgar hızı tahmini için Fuzzy-Bulanık Mantık modellemesi tanıtılmış ve performansı ortaya koyulmuştur. Bulanık mantık metotlarından olan Mamdani ve Sugeno yöntemleri kullanılmıştır. Bu metotlara ek olarak Çoklu Lineer Regrasyon (ÇLR) ile hata oranları bulunmuştur. Ortalama buharlaşma (ET), hava sıcaklığı (T) gibi hidrolojik parametreleri içeren 2010-2012 yılları arasındaki 2 yıllık veriler rüzgâr hızını (RH) tahmin etmek için girdi verileri olarak kullanılmıştır. Bulanık Mantık metotlarından Mamdani ve Sugeno ile ÇLR modeliyle tahmin edilmiştir ve sonuçlar birbiriyle karşılaştırılmıştır.

2. Uygulama Alanı

Uygulama alanı olarak Amerika Birleşik Devletleri'nin Nevada eyaletindeki istasyon seçilmiştir. Nevada (NV), Amerika Birleşik Devletleri'nin güneybatısında yer alan bir eyalettir. Nevada eyaletinin enlem ve boylamı sırasıyla $39^{\circ} 15' 1'' N / 116^{\circ} 45' 4'' W$. Çalışmada kullanılan Mead Boulder Göl Havzası ST İstasyonunun genel görünümü Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Mead Boulder Göl Havzası ST İstasyonu

3. Yöntemler

3.1. Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) Yöntemi

Bir bağımlı değişkenin buna bağlı bağımsız değişkenler ile arasındaki ilişkiyi analiz etmek için kullanılan bir yöntemdir. Tek değişkenli ve çok değişkenli olarak iki çeşidi vardır. Çoklu Lineer Regresyon birden fazla bağımsız değişkenin bir bağımlı değişken ile arasındaki doğrusal bağıntı ile ilgilenir. İstatistiksel olarak sıkça kullanılan bir yöntemdir. Bağımsız değişkenlere X, bağımlı değişkene Y diyecek olursak aşağıdaki gösterilen şekilde formülize edilebilir.

$$y = A_0 + A_1 * X_1 + A_2 * X_2 + \dots + A_i * X_i + B \quad (1)$$

3.2. Sugeno-Bulanık Mantık Yöntemi

Sugeno Bulanık Mantık metodunda bulanık girdilerin oluşturulup alt üyelik fonksiyonlarının girilmesi Mamdani yöntemi ile aynıdır. Mamdaniden farklı olarak çıktığı değerlerini kendisi atar. "Eğer/ise kuralı ile çalışır ve bulanık mantığın temeli yöntemiyle çalışır. "If-Then" kuralları ve üyelik fonksiyonlarından oluşan mantıksal modeller içeren bulanık sistemler tanıtmak mümkündür.

3.3. Mamdani-Bulanık Mantık Yöntemi

Mamdanide elle eğitime işlemi yapıldığından oldukça gerçeğe yakın değerler bize sunmaktadır. Mamdani metodu yaygın olarak kabul görmektedir. Girdi ve çıktı değerleri ile alt üyelik fonksiyonları oluşturulur. If/and kullanılarak çıktı değerlerini ölçüm verilerine yakın olacak şekilde tahmin etmeye çalışırız. Yapılan elle eğitime teknikleri, üyelik fonksiyonlarını kişiselleştirir, böylece bulanık sistem verilerini en iyi şekilde modelleyebiliriz. Mamdani net çıktıların bulanık girdilerle elde edilme metodudur.

4. Model Sonuçları ve Değerlendirmeler

2 yıllık veriler için oluşturulan modellemelerin sırasıyla Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) analizi Sugeno-Bulanık Mantık (S-BM) ve Mamdani-Bulanık Mantık Yöntem (M-BM) sonuçları aşağıdaki gibidir. Her bir model için ortalama

kareysel hata (MSE), ortalama mutlak hata (MAE) ve Ölçüm değerleri arasındaki korelasyon katsayıları (R) hesaplanmıştır. MSE ve MAE aşağıdaki gibi belirlenmiştir.

$$MSE = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (RH_{gözlenen} - RH_{tahmin})^2 \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N |RH_{gözlenen} - RH_{tahmin}| \quad (3)$$

Burada N veri sayılarını ve Y_i rüzgar hızı (RH) verilerini göstermektedir.

Bu çalışmada Mead Boulder Göl Havzası ST İstasyonu ortalama buharlaşma, hava sıcaklığı kullanılarak baraj rüzgar hızı tahmin edilmiştir. ÇLR ve BM modellerinde toplam 697 verinin 557 verisi eğitim için 140 verisi de test için uygulanmıştır. Model ile elde edilen sonuçlar ölçüm değerleri ile karşılaştırılmıştır. Bu çalışmalar sonucunda elde edilen sonuçlar aşağıda Tablo 1'de verilmiştir.

Tablo 1. BM ve ÇLR modellerinin performans karşılaştırılması

Model	MSE	MAE	R
ÇLR	0.975	0.825	0.80
S-BM	0.986	0.775	0.83
M-BM	1.803	1.170	0.84

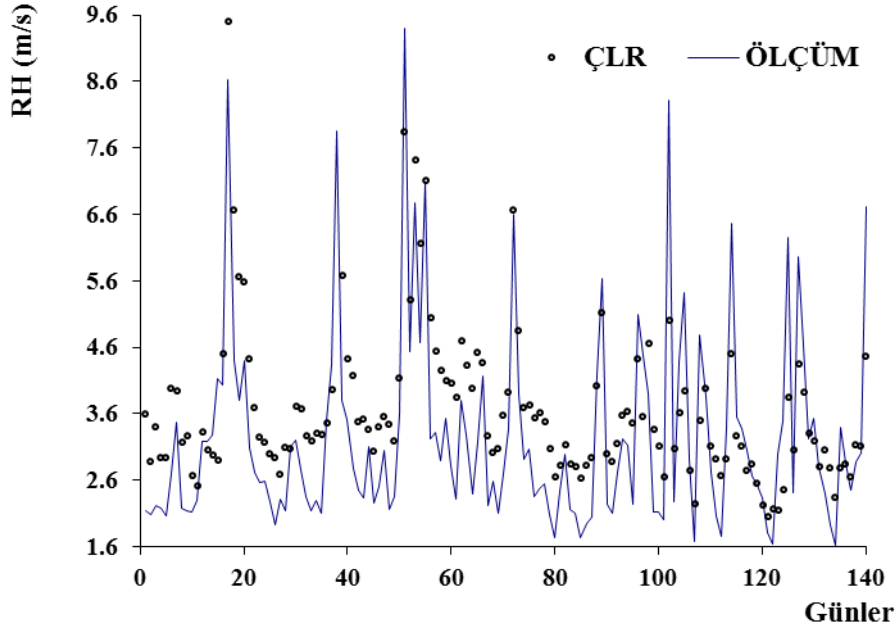
MSE: Ortalama kareysel hata, MAE: Mutlak ortalama hata, R: Korelasyon katsayısı

Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) Sugeno Bulanık Mantık (S-BM) ve Mamdani Bulanık Mantık (M-BM) modellerinin performans değerlendirme için korelasyon katsayısı (R), ortalama kareysel hata (MSE) ve mutlak ortalama hata (MAE) hesaplanmıştır. Sonuçlar, model tahmininin performansında ve gözlem verilerinin karşılaştırılması için kullanılmıştır.

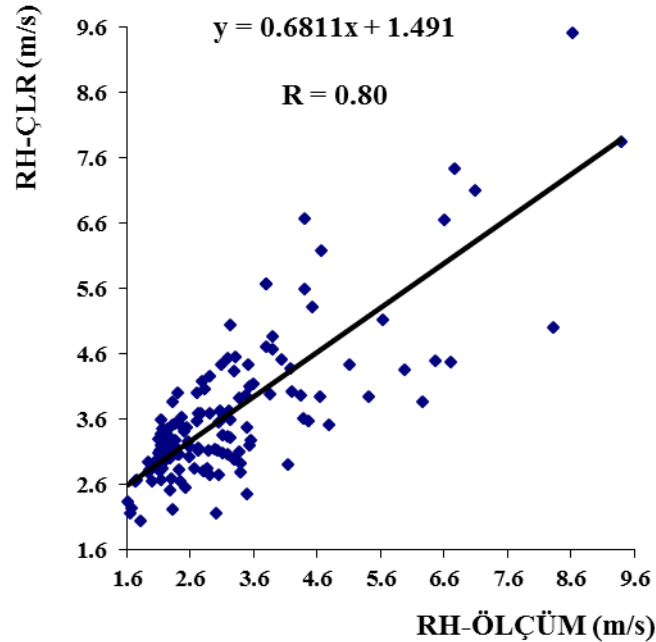
4.1. Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) Sonuçları

Bu çalışmada ÇLR model uygulamalarında USGS'den elde edilen ve düzenlenen Ortalama Buharlaşma (ET), Hava Sıcaklığı (T) Rüzgar Hızı

(RH) tahmininde kullanılmıştır. ÇLR model dağılım ve saçılım grafikleri aşağıda verilmiştir. Buna göre, ÇLR yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri sırası ile Şekil 2. ve 3.'de gösterilmiştir.



Şekil 2. Rüzgar Hızı (RH) test verileri için Ölçüm ve ÇLR dağılım grafiği



Şekil 3. Rüzgar Hızı (RH) test verileri için Ölçüm ve ÇLR saçılım grafiği

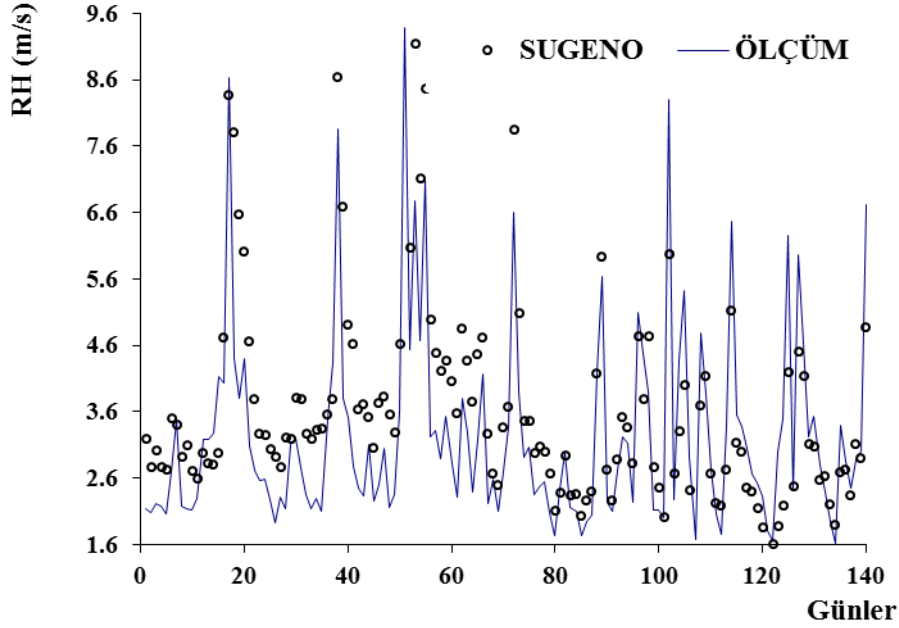
Bu çalışma için elde edilen ÇLR yönteminde test verileri için ayrı ayrı tahmin sonuçları ve ölçülmüş buharlaşma miktarları Şekil 2 ve 3'te görülmektedir. Tablo 1'den, Şekil 2 ve 3'ten da

görüldüğü gibi, ÇLR modeli test verileri için uygulandığında 0.80' lük bir korelasyona sahip olduğu görülmektedir.

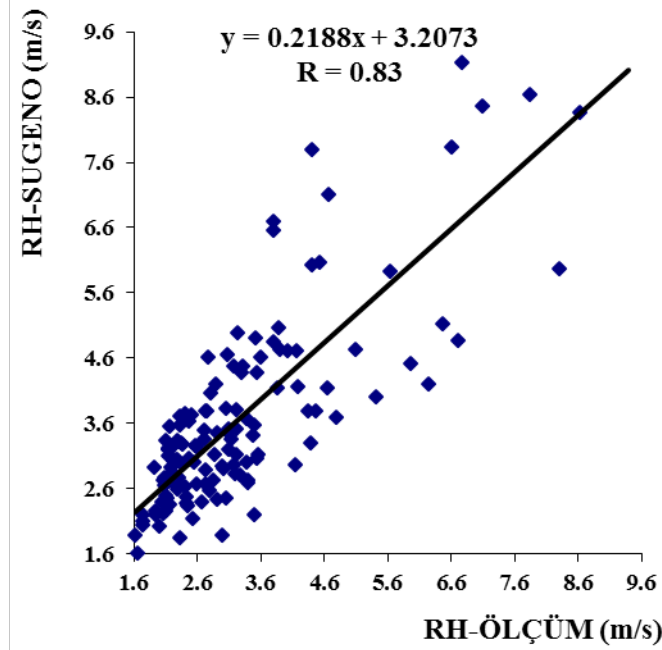
4.2. Sugeno-Bulanık Mantık (S-BM) Sonuçları

S-BM model uygulamalarında ÇLR modelinde olduğu gibi Ortalama Buharlaşma (ET), Hava Sıcaklığı (T) Rüzgar Hızı (RH) tahmininde kullanılmıştır. S-BM model dağılım ve saçılım

grafikleri aşağıda verilmiştir. Buna göre, S-BM yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri sırası ile Şekil 4. ve 5.'de gösterilmiştir.



Şekil 4. Rüzgar Hızı (RH) test verileri için Ölçüm ve M-BM dağılım grafiği



Şekil 5. Rüzgar Hızı (RH) test verileri için Ölçüm ve M-BM saçılım grafiği

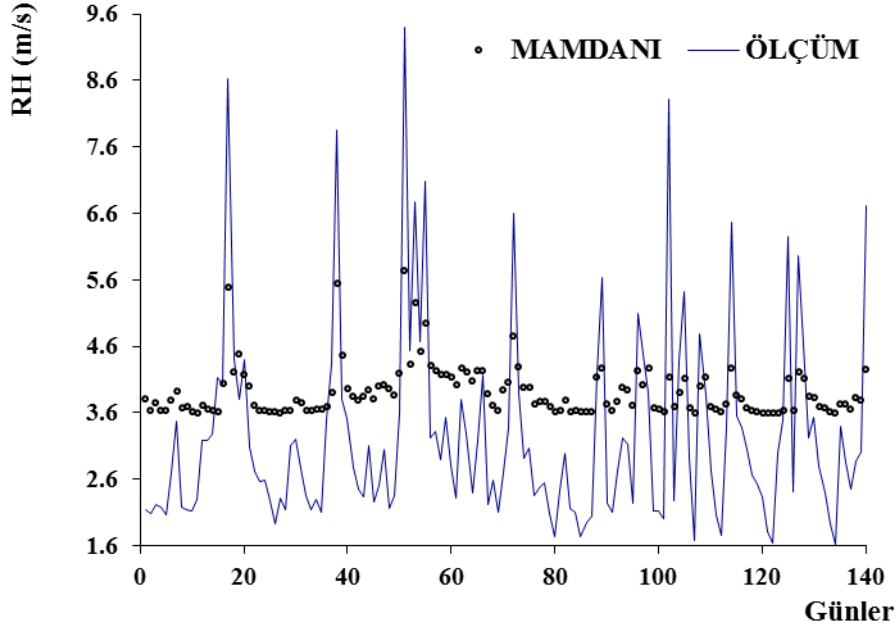
Bu çalışma için elde edilen S-BM yönteminde test verileri için ayrı ayrı tahmin sonuçları ve ölçülmüş Rüzgar Hızı (RH) Şekil 4. ve 5.'de görülmektedir. Tablo 1.'den, Şekil 4. ve 5.'den de görüldüğü gibi, S-BM modeli test verileri için uygulandığında

0.83'lük bir korelasyona sahip olmakla beraber ve pozitif korelasyona sahip olduğu görülmektedir. Tablo 1.'de görüldüğü gibi S-BM yöntemi, ÇLR yöntemine göre daha yüksek korelasyon (R) vermiştir.

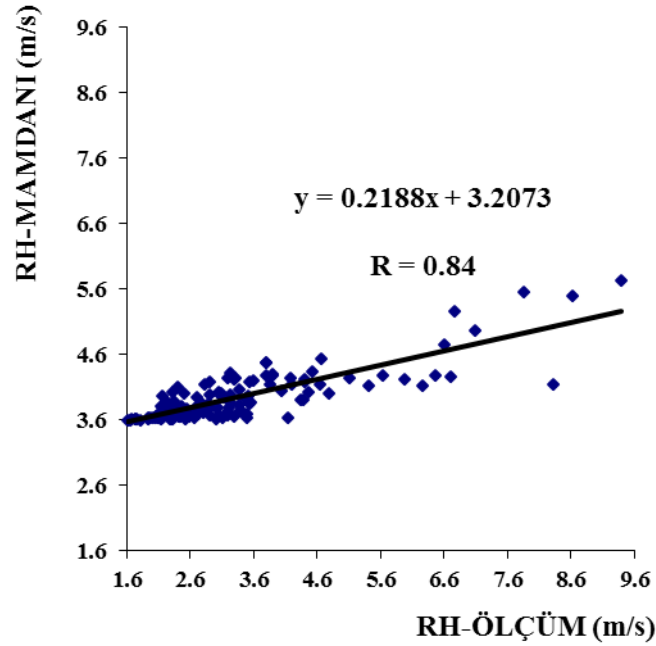
4.3. Mamdani-Bulanık Mantık (M-BM) Sonuçları

Bu çalışmada Mamdani-Bulanık Mantık (M-BM) model uygulamalarında USGS'den elde edilen ve düzenlenen ortalama buharlaşma (ET), hava sıcaklığı (T) Rüzgar hızı (W) tahmininde

kullanılmıştır. Mamdani Bulanık Mantık (M-BM) model dağılım ve saçılım grafikleri aşağıda verilmiştir. M-BM yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri sırası ile Şekil 6. ve 7.'de gösterilmiştir.



Şekil 6. Rüzgar Hızı (RH) test verileri için Ölçüm ve M-BM dağılım grafiği



Şekil 7. Rüzgar Hızı (RH) test verileri için Ölçüm ve M-BM saçılım grafiği

Bu çalışma için elde edilen M-BM yönteminde test verileri için ayrı ayrı tahmin sonuçları ve ölçülmüş Rüzgar Hızı (RH) Şekil 6. ve 7.'de görülmektedir. Tablo 1.'den, Şekil 6. ve 7.'den de görüldüğü gibi, M-BM modeli test verileri için uygulandığında

0.84'lük bir korelasyona sahip olmakla beraber ve pozitif korelasyona sahip olduğu görülmektedir. Tablo 1.'de görüldüğü gibi M-BM yöntemi, ÇLR yöntemine göre daha yüksek korelasyon (R) vermiştir.

5. Sonuçlar

Bu çalışmada, çoklu lineer regresyon (ÇLR), Bulanık Mantık Sugeno (S-BM) ve Bulanık Mantık Mamdani (M-BM) metotları kullanılarak rüzgar hızı tahmininde bulunmuştur Bulanık mantık modelleri, rüzgar hızı tahmini sırasındaki performansı araştırılmıştır. Ortalama buharlaşma (ET), hava sıcaklığı (T) gibi hidrolojik parametreleri içeren 2010-2012 yılları arasındaki 2 yıllık veriler rüzgâr hızını (RH) tahmin etmek için girdi verileri olarak kullanılmıştır. İstatistiksel performans değerlendirme ölçütü olarak korelasyon katsayısı (R), ortalama karesel hata (MSE), ortalama mutlak hata (MAE) kullanılmıştır. Bu çalışma neticesinde, rüzgar hızı tahmini için ÇLR ve BM modelleri iyi performans göstermişlerdir. Tablo ve şekillerden görüldüğü üzere S- BM ve M-BM yöntemleri, ÇLR yöntemine göre daha yüksek korelasyon (R) vermiştir.

Teşekkür

Bu çalışmada USGS'den hidrolojik veriler elde edilmiştir. Yazarlar, hidrolojik verilerin ölçülmesi ve aktarılmasında rol alan USGS teknik ekibine teşekkür etmektedir.

Not: Bu çalışma, 13-15 Haziran 2019 tarihleri arasında İskenderun/Türkiye’de düzenlenen Uluslararası İnşaat Mühendisliği’nde İnovasyon, Sürdürülebilirlik, Teknoloji ve Eğitim Konferansında (İSTE-CE’2019) sunulmuştur.

Kaynakça

- [1] Kurban M., Kanta YM., & Hocaoglu FO. Weibull Dağılımı Kullanılarak Rüzgar Hız ve Güç Yoğunluklarının İstatistiksel Analizi, Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi, 2007; 7(2): 205-218.
- [2] Yağcı E. Rüzgâr Hızı yükseltmelerinde kullanılan farklı yöntemlerin karşılaştırılması ve hata analizleri. Doktora tezi, Enerji Enstitüsü ;2013.
- [3] Liu H., Tian HQ., Li YF. Comparison of two new ARIMA-ANN and ARIMA-Kalman hybrid methods for wind speed prediction, Applied Energy 2012; 98: 415-424.
- [4] Salcedo-Sanz S., Ortiz-Garcı EG., Pérez-Bellido ÁM., Portilla-Figueras A., Prieto L. Short term wind speed prediction based on evolutionary support vector regression

- algorithms, Expert Systems with Applications 2011; 38(4): 4052-4057.
- [5] Gülersoy T., Çetin NS. Menemen bölgesinde rüzgar türbinleri için Rayleigh ve Weibull dağılımlarının kullanılması, Politeknik Dergisi 2010; 13(3): 209-213.
- [6] Lei M., Shiyan L., Chuanwen J., Hongling L., Yan Z. A review on the forecasting of wind speed and generated power, Renewable and Sustainable Energy Reviews 2009; 13(4): 915-920.
- [7] Barbounis TG., Theocharis JB. Locally recurrent neural networks for wind speed prediction using spatial correlation, Information Sciences 2007; 177(24): 5775-5797.
- [8] Bilgili M., Sahin B., Yasar A. Application of artificial neural networks for the wind speed prediction of target station using reference stations data, Renewable Energy 2007; 32(14): 2350-2360.
- [9] Mohandes MA., Halawani TO., Rehman S., Hussain AA. Support vector machines for wind speed prediction. Renewable Energy 2004; 29(6): 939-947.
- [10] Taşar B., Üneş F., Demirci M., Kaya YZ. Yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak buharlaşma miktarı tahmini, *DÜMF Mühendislik Dergisi* 2018; 9(1): 543-551.
- [11] Üneş F., Doğan S., Taşar B., Kaya Y., Demirci M. The Evaluation and Comparison of Daily Reference Evapotranspiration with ANN and Empirical Methods. Natural and Engineering Sciences 2018; 3(3): Supplement, 54-64.
- [12] Kaya, YZ., Taşar, B. Evapotranspiration Calculation for South Carolina, USA and Creation Different ANFIS Models for ET Estimation. "Air and water – components of the environment" conference proceedings p. 217-224, Cluj-Napoca Romania, 2019, DOI: 10.24193/AWC2019_22.
- [13] Demirci M., Üneş F., Saydemir S. Suspended sediment estimation using an artificial intelligence approach. In: Sediment matters. Eds. P. Heininger, J. Cullmann. Springer International Publishing; 2015 p. 83–95.
- [14] Tasar B., Kaya YZ., Varcin H., Üneş F., Demirci M. Forecasting of Suspended Sediment in Rivers Using Artificial Neural Networks Approach, International Journal of Advanced Engineering Research and Science (IJAERS) 2017; 4(12): 79-84.
- [15] Taşar, B., Unes, F., Varcin, H. Prediction of the Rainfall – Runoff Relationship Using Neuro-Fuzzy and Support Vector Machines.

- ”Air and water – components of the environment” conference proceedings p. 237-246, Cluj-Napoca, Romania 2019 DOI: 10.24193/AWC2019_24.
- [16] Üneş F., Bölük O., Kaya YZ., Taşar B., Varçin H. Estimation of Rainfall-Runoff Relationship Using Artificial Neural Network Models for Muskegon Basin, *International Journal of Advanced Engineering Research and Science (IJAERS)* 2018; 5(12): 198-205. <http://dx.doi.org/10.22161/ijaers.5.12.28>
- [17] Kaya, YZ., Üneş, F., Demirci, M., Tasar, B., Varcin, H. Groundwater Level Prediction Using Artificial Neural Network and M5 Tree Models. *Air and water components of the environment conference*, 2018; DOI: 10.24193/AWC2018_23
- [18] Demirci M., Taşar B., Kaya YZ, Varçin, H. Estimation of Groundwater Level Fluctuations Using Neuro-Fuzzy and Support Vector Regression Models, *International Journal of Advanced Engineering Research and Science* 2018; 5(12): 206-212. <http://dx.doi.org/10.22161/ijaers.5.12.29>
- [19] Demirci, M., Unes, F., Kaya, YZ., Mamak, M., Tasar, B., Ispir, E. Estimation of groundwater level using artificial neural networks: a case study of Hatay-Turkey. In 10th International Conference „Environmental Engineering “ 2017, March.
- [20] Demirci M., Üneş F., Körlü S. Modeling of groundwater level using artificial intelligence techniques: a case study of Reyhanlı region in Turkey. *Applied Ecology and Env. Research* 2019; 17(2): 2651-2663. http://dx.doi.org/10.15666/aeer/1702_26512663
- [21] Kaya, YZ., Üneş, F., Demirci, M., Taşar, B., Varçin, H. Groundwater Level Prediction Using Artificial Neural Network and M5 Tree Models. *Aerul si Apa. Componente ale Mediului*, 2018,195-201.
- [22] Üneş F., Demirci M., Mertcan Z, Taşar B., Varçin H., Ziya Y. Determination of Groundwater Level Fluctuations by Artificial Neural Networks. *Natural and Engineering Sciences* 2018; 3(3): Supplement, 35-42.
- [23] Üneş F, Maruf AG., Taşar B. Ground Water Level Estimation for Dörtyol region in HATAY. *International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology* 2019; 4(3): 859-864.
- [24] Demirci M., Unes F. “Generalized Regression Neural Networks For Reservoir Level Modeling”, *International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking* 2015; 3: 81-84.
- [25] Üneş F., Demirci M., Taşar B., Kaya YZ., Varçin H. Estimating Dam Reservoir Level Fluctuations Using Data-Driven Techniques, *Pol. J. Environ. Stud.* 2019; 28(5): 1-12. DOI: 10.15244/pjoes/93923
- [26] Üneş F., Demirci M., Taşar B., Kaya YZ., Varçin, H., Modeling of dam reservoir volume using generalized regression neural network, support vector machines and M5 decision tree models. *Applied Ecology and Environmental Research* 2019; 17(3): 7043-7055.
- [27] Demirci, M., Üneş, F., Kaya, Y.Z., Tasar, B., & Varcin, H. Modeling of Dam Reservoir Volume Using Adaptive Neuro Fuzzy Method, *Air and Water Components of the Environment Conference* 2018. DOI: 10.24193/AWC2018_18.
- [28] Unes F. Prediction of Dam Reservoir Volume Fluctuations Using Adaptive Neuro Fuzzy Approach, *EJENS* 2017; 2(1): 144-148.