



Kahramanmaraş Sütçü İmam University

Journal of Engineering Sciences



Geliş Tarihi : 09/04/2021
Kabul Tarihi : 07/09/2021

Received Date : 09/04/2021
Accepted Date : 07/09/2021

NEHİRLERDEKİ KATI MADDE MİKTARININ BULANIK SMGRT YÖNTEMİ İLE TAHMİNİ

PREDICTION OF SEDIMENT AMOUNT IN RIVERS USING FUZZY SMGRT METHOD

*Feyzullah DAYAN*¹ (ORCID: 0000-0001-8640-8821)
Mustafa DEMİRCİ^{*} (ORCID: 0000-0002-3249-2586)
*Fatih ÜNEŞ*¹ (ORCID: 0000-0001-5751-6970)
*Bestami TAŞAR*¹ (ORCID: 0000-0003-4842-3937)

¹ İskenderun Teknik Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, İskenderun-HATAY, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Feyzullah Dayan, feyzullahdayan1@gmail.com

ÖZET

Nehirlerdeki katı madde miktarının doğru tahmin edilmesi; kirliliğin belirlenmesi, akarsu taşımacılığı, baraj ömrünün tespiti vb. konularda oldukça önemlidir. Bu çalışmada, Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) Bulanık Mantık- Simple Membership Functions and Fuzzy Rules Generation Technique (Bulanık SMRGT) yöntemleri kullanılarak nehirlerdeki katı madde tahmini yapılmıştır. Katı madde tahmini için Catonsville yakınında Patapsco Nehri üzerinde bulunan katı madde (sediment) gözlem istasyonuna ait 2015-2018 yılları arasında bulunan akım verileri, girdi parametresi olarak kullanılarak modeller geliştirilmiştir. Model sonuçları birbirleriyle karşılaştırıldığında Bulanık Mantık modellerinin gözlem sonuçları ile uyumlu sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Bulanık mantık, katı madde, SMRGT, modelleme, regresyon

ABSTRACT

Determination of pollution, river transport, determination of dam life, etc. matters are very important in the accurate estimation of the amount of sediment in rivers. In this study, sediment estimation in river was made using Multiple Linear Regression (MLR) Fuzzy Logic-Simple Membership Functions and Fuzzy Rules Generation Technique (Fuzzy SMRGT) methods. For the sediment estimation, the models were developed by using the flow data of the sediment observation station located on the Patapsco River near Catonsville between the years 2015-2018 as input parameters. The model results were compared with each other and it was seen that the Fuzzy SMRGT model gave consistent results with the observation results.

Keywords: Fuzzy logic, sediment, SMRGT, model, regression

GİRİŞ

Akarsu üzerine inşa edilen yapıların planlanması ve projelendirilmesinde, nehirlerde taşınan katı madde miktarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi mühendislik ve su yapıları planlaması açısından oldukça önemlidir. Akarsularda katı madde miktarı, akarsu üzerine yapılan tesislerin ömrünü azaltmakta, akarsu taşımacılığına ve tarımsal alanlara da zarar vermektedir. Özellikle baraj hazneleri gibi su depolama tesislerinde biriken katı maddeler hazne kapasitesini azaltır ve zamanla baraj haznesinin işlevini yerine getiremez duruma gelmesine sebebiyet verir. Ayrıca taşkın kontrolü için akarsu düzenlemelerinde, viyadük, köprü gibi diğer yapıların akarsu içerisinde kalan ayaklarında meydana gelebilecek oyulma ya da yığılma miktarlarının belirlenmesinde ve gerekli önlemlerin.

To Cite: DAYAN, F., DEMİRCİ, M., ÜNEŞ, F., & TAŞAR, B., (2021). NEHİRLERDEKİ KATI MADDE MİKTARININ BULANIK SMGRT YÖNTEMİ İLE TAHMİNİ. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 24(4),294-307.

alınması bakımından katı madde taşınım miktarının tahmini oldukça önemlidir

Katı maddenin doğrudan akarsudan ölçüm metoduyla belirlenmesi en güvenilir yol olmasına rağmen, zaman alan ve pahalı bir yöntemdir. Ayrıca birçok gözlem istasyonlarından akarsuyun debisi ölçülmesine karşın, hem maliyet ve zaman alması hem de ölçme zorluğu nedeni ile katı madde ölçümü yapılmamaktadır. Bununla birlikte ayrıca taşkınlar ve seller gibi doğal afet durumunda nehirlerde katı madde gözlem ve ölçümleri yapılmamaktadır. Son yıllarda nehirlerdeki katı madde tahmini üzerine yapılan çalışmalar hızla artmaktadır. Yapılan çalışmalardan bazıları aşağıda belirtilmiştir.

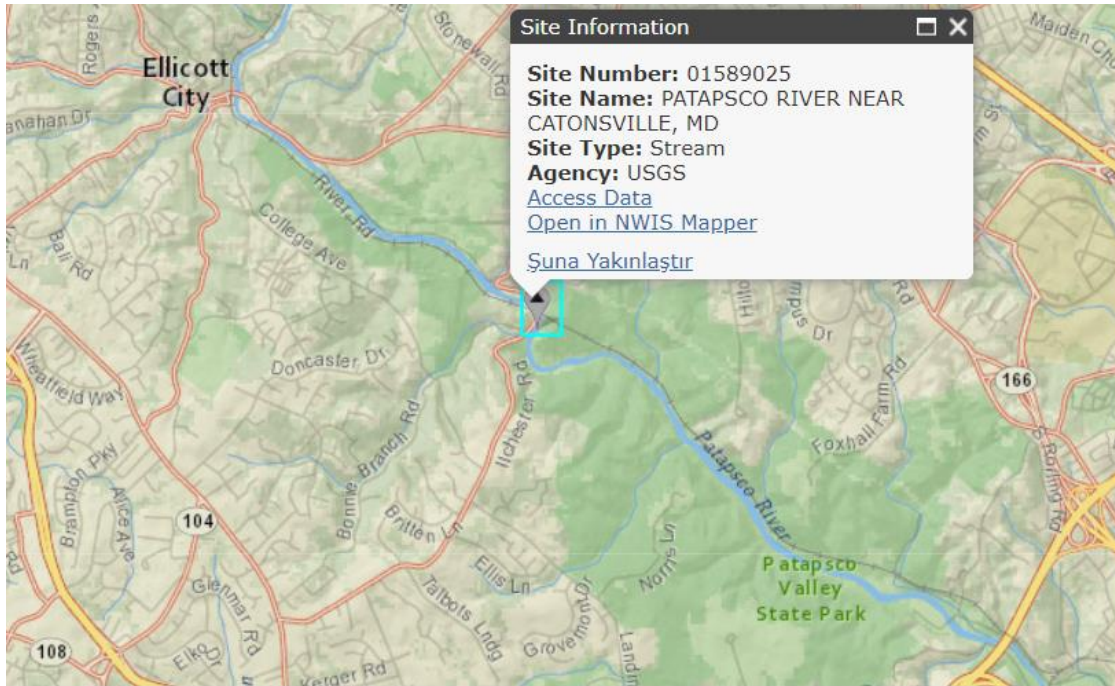
Kisi (2005), ABD’de 2 istasyondaki günlük akım verilerini kullanarak Yapay Sinir Ağları (YSA), Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS), Katı Madde Anahtar Eğrisi (KMAE) ve Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) modellerini kullanarak akarsuda katı madde miktarını tahmin etmiştir. Model sonuçlarını karşılaştırdığında ANFIS ve YSA modelleri klasik yöntemlere göre daha iyi performans göstermiştir. Rajae ve vd. (2009), ABD’de Little Black Nehri ve Salt Nehri istasyonlarına ait verileri kullanarak Bulanık Mantık (BM), Yapay Sinir Ağları (YSA), Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) ve Katı Madde Anahtar Eğrisi (KMAE) metodlarını kullanarak günlük katı madde konsantrasyonunu hesaplamaya çalışmışlar. BM ve YSA modelleri için nehir debisi, zamansal ötelenmiş nehir debisi ve katı madde konsantrasyon miktarı kullanmışlardır. YSA ile tahmin edilen sonuçların ise klasik metotlara göre daha iyi olduğunu göstermişlerdir. Mirbagheri vd. (2010), nehirlerdeki katı madde konsantrasyonu tahmininde, Katı Madde Anahtar Eğrisi (KMAE), Yapay Sinir Ağları (YSA) ve bulanık kural tabanlı modellerin performansını determinasyon katsayısı kullanarak değerlendirmiş, sonuçları karşılaştırdığında bulanık kural tabanlı modelin katı madde konsantrasyonu tahmini için daha iyi sonuçlar verdiğini göstermişlerdir. Fırat ve Güngör (2010), Türkiye’de Büyük Menderes Nehrinde 3 farklı istasyonda aylık ölçülen akım debisi verilerini kullanarak katı madde miktarı tahmin etmeye çalışmışlar. Katı madde tahmini için Yapay Sinir Ağları (YSA), Çoklu Lineer Regresyon (ÇLR) ve Bulanık Mantık (BM) yöntemlerini kullanmışlar. Model sonuçları değerlendirildiğinde BM yaklaşımının yüksek performans ortaya koyduğunu belirtmişlerdir. Mianaei ve Keshavarzi (2010), Escanaba Nehrinde günlük akım debisi ve katı madde debi ölçümlerini kullanmışlardır. Yaptıkları bu çalışmada Bulanık Mantık algoritmaları ve Katı Madde Anahtar Eğrisi (KMAE) sonuçları ile karşılaştırmışlar ve Bulanık Mantık algoritması ile oluşturulan katı madde tahminlerinin diğerlerinden daha iyi sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Vafakhah (2013), İran’da Hazar Denizi yakınlarındaki Kojor havzasına ait yağış ve akım debisi verilerini katı madde tahmini için kullanmıştır. Çalışmalarında 2007-2010 yıllarına ait 776 günlük veri çalışmışlardır. Çalışma sonuçları Ortalama Karesel Hata (OKH), Ortalama Mutlak Hata (OMH) ve Korelasyon Katsayısı (R) kriterlerine göre kıyasladığında BM modellemesi YSA modelinden daha iyi sonuçlar vermiştir. Olyae vd. (2015), ABD’de bir nehirde katı madde tahmini için Yapay Sinir Ağları (YSA), Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS), Katı Madde Anahtar Eğrisi (KMAE) ve Birleştirilmiş Dalgacık Yapay Sinir Ağları (WANN) metodlarını karşılaştırmışlar. Katı Madde Anahtar Eğrisi (KMAE) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) en düşük performansına sahip modeller olduğunu, WANN ve ANFIS yöntemlerinin en iyi sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir. Kisi ve Zounemat (2016), ABD’de Muddy nehrinde 2 istasyonda katı madde miktarını tahmin etmek için çalışma yapmışlardır. Çalışmada günlük akım debisi ve katı madde konsantrasyon miktarı verilerini kullanmışlardır. Yapay Sinir Ağları (YSA), Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS), Katı Madde Anahtar Eğrisi (KMAE) ve Kümeleştirilmiş Nöro-Bulanık (KNB) modellerini karşılaştırmışlar. KNB yönteminin nehirlerde katı madde tahmini daha iyi sonuçlar verdiğini görmüşlerdir. Shameei ve Kaedi (2016), ABD’de Rio Valenciano ve Quebrada Blanca istasyonlarında ölçülmüş katı madde miktarı tahmini için; Lineer Genetik Programlama (LGP) ile Nöro Bulanık (NB) yöntemlerinin performansını araştırmış ve her iki yöntemin de uygun sonuçlar verdiğini tespit etmişlerdir. Cherif, vd. (2017), Kuzeybatı Cezayir, Wadi El Hammam’da, SRC yöntemini kullanarak 22 yıllık bir süre boyunca fırtına döneminde nehirlerdeki sediment yükünü tahmin etmişlerdir. Riahi-Madvar ve Seifi (2018), farklı girdi parametreleri kombinasyonlarını kullanarak sediment yükünü tahmin etmek için ANN ve ANFIS modellerini uygulamışlardır. Rahman ve Chakrabarty, (2020), YSA yönteminin alüvyonlu bir nehirde sediment taşınımını tahmin etme ve morfolojik değişiklikleri değerlendirmedeki başarısını araştırmıştır. Zounemat-Kermani, vd. (2020), askıdaki sediment ve yatak yükü tahmini için ANFIS, destek vektör regresyonu ve hibrit genetik algoritma modellerini (GAANFIS ve GA-SVR) içeren makine öğrenme modellerini incelediler. Rajae ve Jafari, (2020), nehir sediment konsantrasyonu tahmini için yapay zekâ modelleriyle ilgili literatürü gözden geçirdiler. Yapay zekâ modellerinin nehirlerdeki sediment konsantrasyonunu etkili bir şekilde tahmin edebildiğini göstermişlerdir. Ayrıca yapay zekâ yöntemleri birçok bilim alanında yapılan çalışmalarda yaygın olarak kullanılmaktadır (Demirci vd. 2016; Demirci vd. 2017; Üneş vd. 2018; Demirci vd. 2018; Üneş vd. 2019; Üneş vd. 2020; Cansız ve Ünsalan, 2021).

Bu çalışmada katı madde tahmini için Patapsco Nehri Catonsville yakınında gözlem istasyonuna ait 2015-2018 yılları arasında bulunan akım verileri, girdi parametresi olarak kullanılarak Bulanık Mantık (Bulanık SMRGT) modeli geliştirilmiştir. Geliştirilen bu modele ek ÇDR (Çoklu Doğrusal Regresyon) modelleri oluşturulmuş olup katı madde tahmini yapılmıştır ve modeller birbiriyle karşılaştırılmıştır.

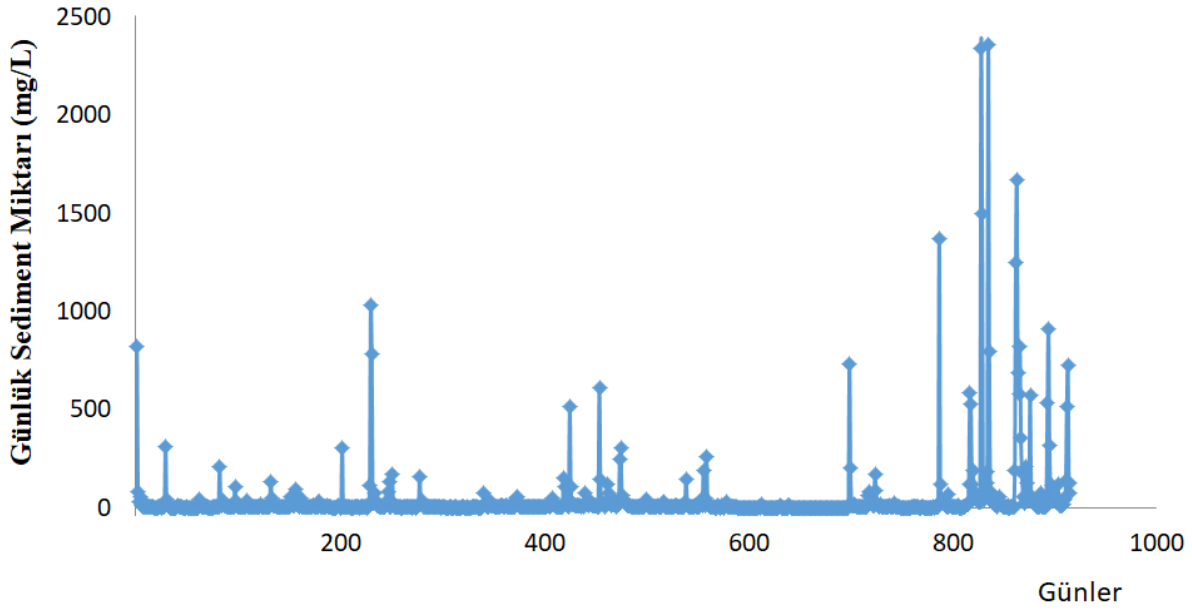
MATERYAL VE YÖNTEM

Çalışma Alanı

Bu çalışma kapsamında ABD'nin Catonsville yakınındaki Patapsco nehri üzerinde 39°15'04.5" Kuzey enlemi ve 76°45'49.6" Doğu boylamında yer alan ve 01589025 nolu istasyona ait 2015-2018 yılları arasındaki 915 tane günlük meteorolojik veri kullanılmıştır. Çalışmada, tüm verilerin %78'i eğitim; %22'si test için ayrılmıştır. Eğitim için 715 günlük veri, test için 200 günlük ölçüm verisi kullanılmıştır. Bu model uygulamalarında Amerika Birleşik Devletleri Jeoloji Araştırmaları Kurumu'ndan (USGS) elde edilen ortalama günlük debi (Q), bulanıklık (B), kullanılarak katı madde miktarı (S) tahmin edilmiştir. Patapsco nehrine ait çalışılan istasyonun konumu Şekil 1.'de gösterilmiştir. Çalışılan istasyondaki Patapsco Nehrine ait 2015-2018 yılları arasındaki günlük sediment (mg/L) miktarı değişimleri Şekil 2.'de verilmiştir. Patapsco Nehri 39 mil uzunluğunda (63 km) ve 950 mil karelik (2.460 km²) bir havza alanına sahiptir. Patapsco, uzunluğunun büyük bir bölümünde küçük bir nehirdir ve çoğunlukla dar bir vadiden akar. Patapsco Nehri ana kolu, Baltimore şehir merkezinin yaklaşık 15 mil (24 km) batısında, Marriottsville yakınlarındaki Kuzey ve Güney Şubelerinin birleştiği yerde başlar.



Şekil 1. Çalışılan İstasyonun Konumu (USGS)



Şekil 2. Çalıřılan İstasyondaki Patapsco Nehrine Ait 2015- 2018 Yılları Arasındaki Günlük Ortalama Sediment (mg/L) Miktarı Deęiřimleri

YÖNTEM

Bulanık SMRGT

Bulanık Mantık ilk olarak 1965’de Azeri kökenli sistem bilimci Zadeh tarafından önerilen bulanık küme teorisi ile ortaya çıkmıştır (Zadeh, 1965). Bu yöntem ile modern anlamda belirsizlik kavramı açıklığa kavuşmuştur. İnsanlar günlük yaşantılarında karşılaştıkları problemleri tanımlama ve çözme ihtiyacı duyarlar. Bu problemler bazen basitçe tanımlanıp çözülebilirken bazen de karmaşık olup basitçe tanımlanmaktan uzaktırlar. BM (Bulanık Mantık) teorisi problemi keskin sınırlarla ayırmak yerine kümeleme veya sınıflandırma şeklinde değerlendirmektedir.

Modelleme kesin olmayan bulanık kümelerden oluştuđu için Bulanık ya da “Fuzzy” olarak ifade edilir. Kesin sonuçlarla sınırları ifade edilemeyen, yaklaşık olarak sınırların belli olduđu durumlarda bulanık mantık olayın fiziğine kolaylık ile girmenizi sağlayarak daha anlamlı ve gerçeğe daha yakın sonuçlar vermektedir. Böylelikle lineer ilişkilerin olmadığı fiziksel olayların araştırılmasında ortaya çıkan belirsizlikler çözülebilmektedir. Bir bulanık modellemede en önemli iki husus bulanık kümelerin ve bulanık kural tabanının doğru şekilde belirlenmesidir. Bu amaçla geliştirilen çok sayıda yöntem olmakla birlikte, ikisini birlikte belirleme imkânını veren ve henüz yeni bir yöntem olan Bulanık SMRGT yöntemi ilk kez Toprak (2009) tarafından sunulmuştur. Yöntem, hem üyelik fonksiyonlarının (üçgen/trapez) hem de bulanık kuralların belirlenmesinde sadece “ağırlık merkezi” durulaştırma yöntemi ile birlikte kullanılabilir. Seçilen girdi ve çıktı verilerine göre Bulanık SMRGT yöntemi kullanılarak veriler bulanıklaştırılarak bulanık kümeler ve en uygun küme aralıkları elde edilmiştir. Bulanık kümeler ve bulanık kurallar Matlab programı kullanılarak çözümler elde edilmiş ve sonuçları Şekil 4, Şekil 5 ve Şekil 6 da verilmiştir.

Bulanık SMRGT yönteminde ilk olarak bağımlı ve bağımsız deęişkenler için maksimum ve minimum deęerler belirlenir. Sonrasında üyelik fonksiyon sayısı ve şekli belirlenir. Üyelik fonksiyonlarının şeklini ve yapısını oluşturmak için kullanılan parametreler aşağıdaki denklemlerle hesaplanır. (Denklem 1-9). Bulanık SMRGT'ye dayalı tahmin modelinin üyelik fonksiyonlarının yapısı Şekil 3’te temsili olarak verilmiştir. Bulanık kümeler üçgen olarak seçilmiştir. Çalıřılan istasyonda 2015-2018 yıllarına ait 3 yıllık toplam 915 tane veri kullanılmıştır. Çalıřmada tüm verilerin %78’i eğitim %22’i Eğitim için 715 veri, test için 200 ölçüm verisi kullanılmıştır. Bu verilere ait Bulanık SMRGT tahmin modeli için denklemlerden bulunan sonuçlar/sınır deęerler Tablo 1’de gösterilmiştir.

$$X_R = X_{\max} - X_{\min} \quad (1)$$

$$UW = \frac{X_R}{n_u} \quad (2)$$

$$EUW = \frac{X_R}{n_u} + A \quad (3)$$

$$A = \frac{UW}{2} \quad (4)$$

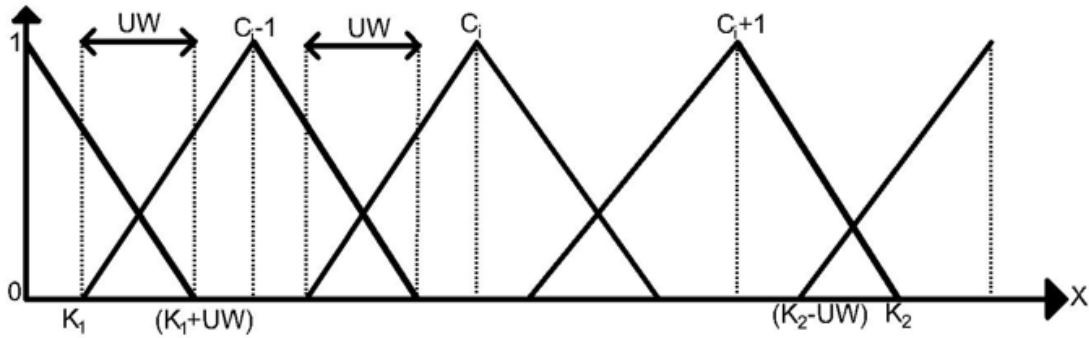
$$K_1 = X_{\min} + \frac{EUW}{3} \quad (5)$$

$$K_2 = X_{\max} - \frac{EUW}{3} \quad (6)$$

$$C_i = \frac{X_R}{2} + X_{\min} \quad (7)$$

$$C_{i-1} = \left(\frac{C_i - X_{\min}}{2} \right) + X_{\min} \quad (8)$$

$$C_{i+1} = X_{\max} - \left(\frac{X_{\max} - C_i}{2} \right) \quad (9)$$



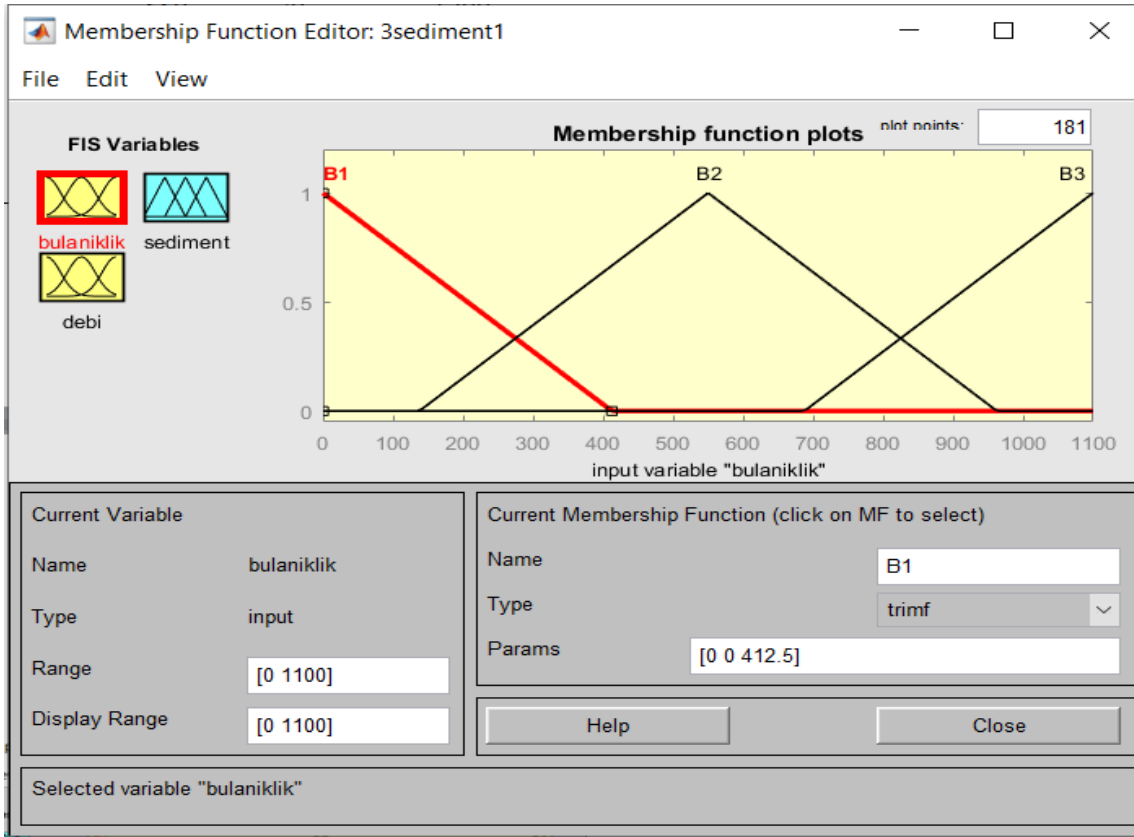
Şekil 3. Bulanık SMRGT Yöntemine Ait Sınır Parametreler

Tablo 1. Bulanık SMRGT Yöntemine Ait Sınır Değerler

	Bulanıklık	Debi	Sediment
X_{\min}	0	0	0
X_{\max}	1100	140	2400
X_R	1100	140	2400
C_{i-1}	-	-	-
C_i	550	70	1200
C_{i+1}	-	-	-
n_u	4	4	4
UW	275	35	600
EUW	412,5	52,5	900
K1	137,5	17,5	300
K2	962,5	122,5	2100

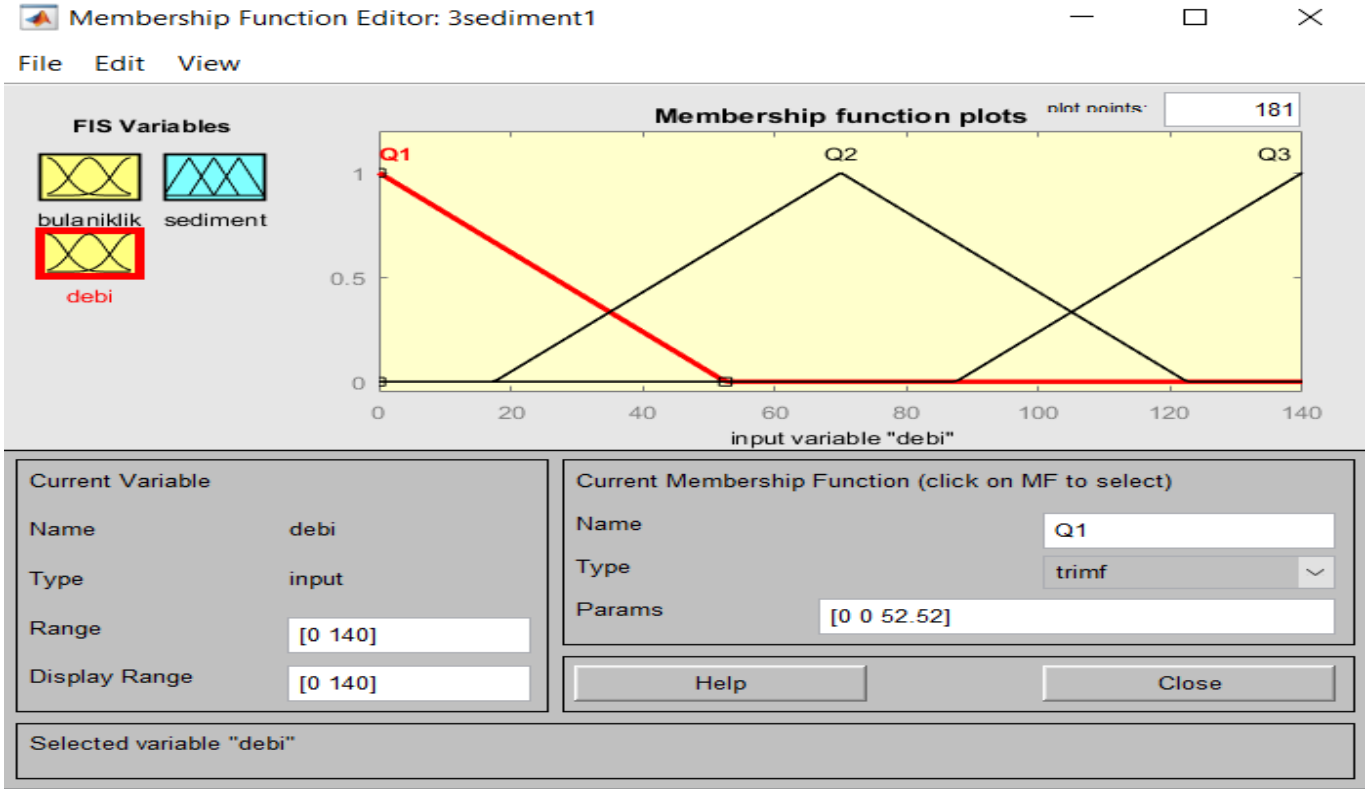
Tahmin modeli için oluşturulan her bir üyelik fonksiyonuna ait bulanık kümelerin birim genişliği (UW), çekirdek değeri (C_i) ve anahtar değerleri (K_i) belirlenmiştir. Bu değerlerin belirlenebilmesi için ilk olarak bulanık kümelerin değişim aralığının (X_R) bilinmesi gerekmektedir. Değişim aralığını belirleyebilmek için ikinci aşamada belirtilen bulanık kümelerin en düşük ve en yüksek değerleri kullanılmıştır. Bulanıklık, sediment ve debi için değişim aralığı

(X_R) formülünde görülmektedir. Bulanık modelde, komşu kümeler iç içe geçtiğinden genişletilmiş taban genişliğine (EUW) gerek duyulmaktadır. (UW), Şekil 3'te gösterilen birim genişliği ifade etmektedir. n_u dik üçgen sayısını göstermektedir. Dik üçgen sayısı 4 ve belirlenen çekirdek değeri (C_i) 1 olarak kabul edilmiştir.



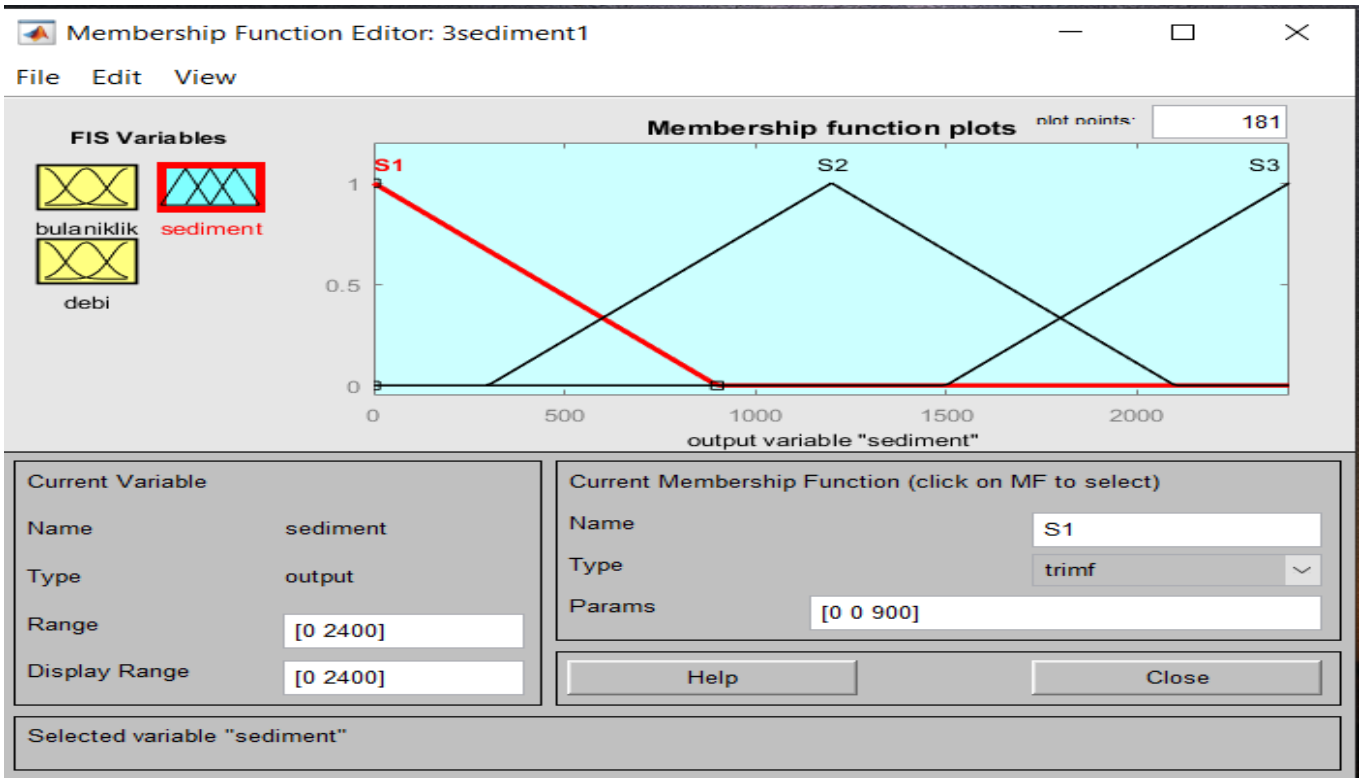
Şekil 4. Bulanıklık Girdisine Ait Bulanık Kümelerin (B1,B2,B3) Matlab'da Oluşturulması

(Şekil 4)'te matlab programında bulanık mantığa göre bulanıklık için üç farklı üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Bu üyelik fonksiyonlarına B1,B2 ve B3 ismi verilmiştir. Taban ve tavan değerleri bulanık mantık ve üyelik fonksiyonlarına bağlı oluşturulmuştur.



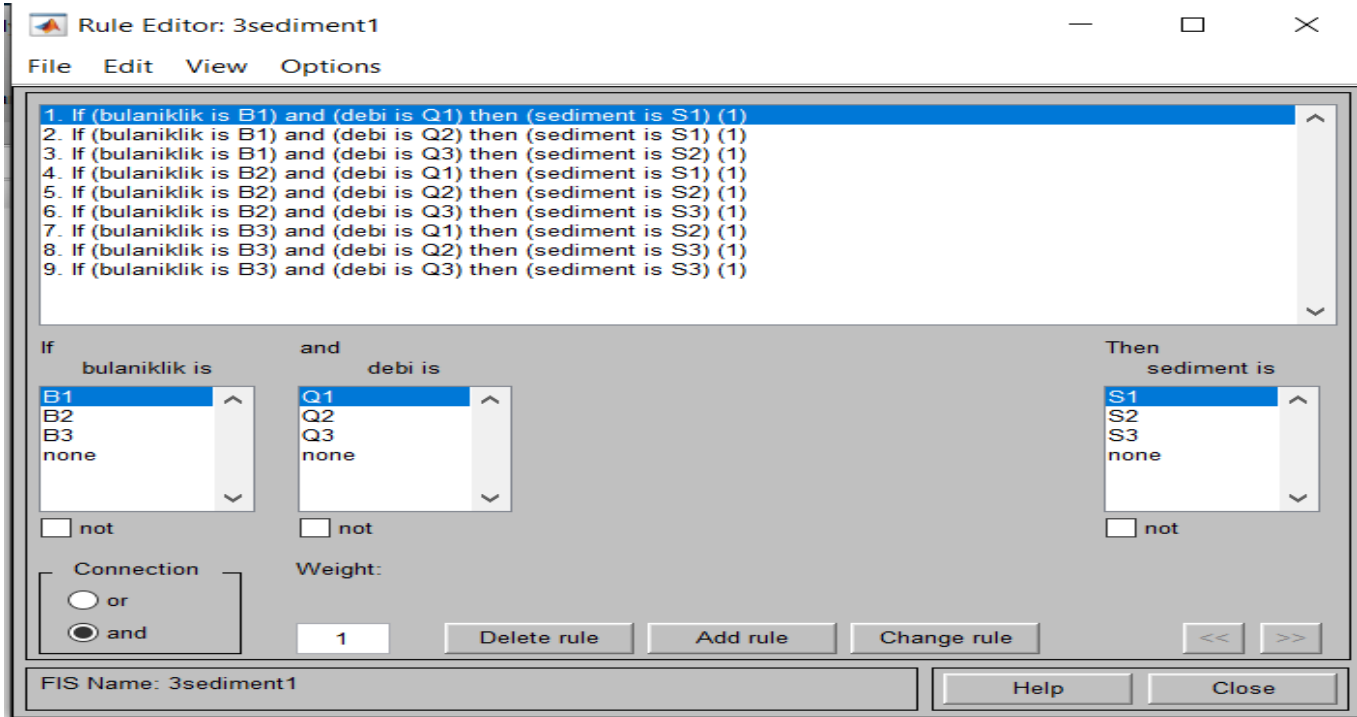
Şekil 5. Debi Girdisine Ait Bulanık Kümelerin (Q1,Q2,Q3) Matlab’da Oluşturulması

(Şekil 5)’de matlab programında bulanık mantığa göre debi için üç farklı üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Bu üyelik fonksiyonlarına Q1,Q2 ve Q3 ismi verilmiştir.



Şekil 6. Sediment Çıktısına Ait Bulanık Kümelerin (S1,S2,S3) Matlab’da Oluşturulması

(Şekil 6)'da matlab programında bulanık mantığa göre katı madde miktarı için üç farklı üyelik fonksiyonu oluşturulmuştur. Bu üyelik fonksiyonlarına S1,S2 ve S3 ismi verilmiştir. Bu uygulamada debi ve bulanıklık girdi parametreleri katı madde miktarı ise çıktı parametresidir.

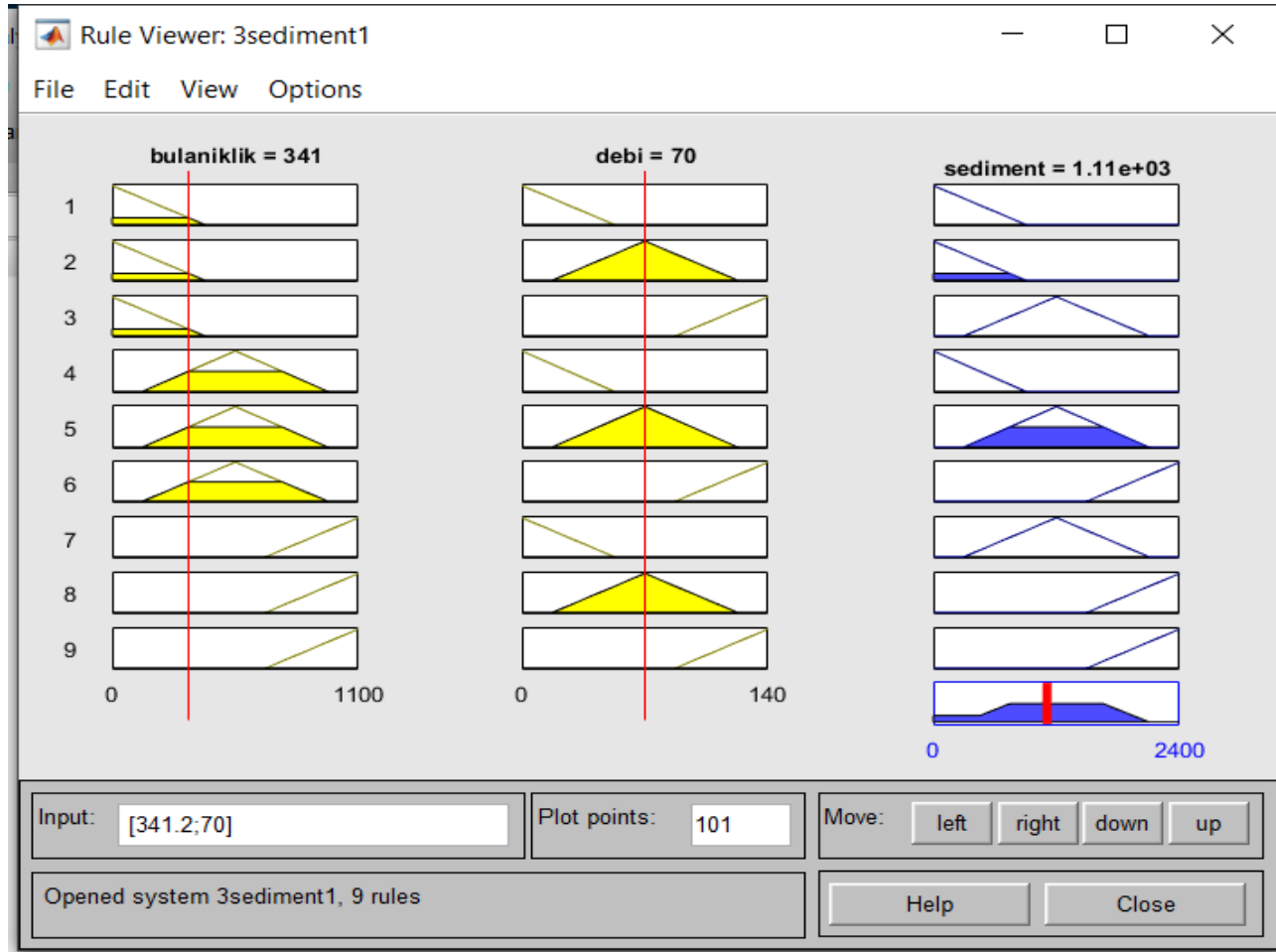


Şekil 7. Matlab'de Bulanık Mantık Kural Oluşturulması

(Şekil 7) ve (Tablo 2) de matlab programında bulanık mantığa göre oluşturulan üyelik fonksiyonları için üretilen kurallar gösterilmiştir. Bu kurallara göre analiz yapılmış olup çıkan sonuç (Şekil 8) de gösterilmiştir.

Tablo 2. Bulanık Mantık Modellemesi için Yazılan Kurallar

Kural 1	Eğer Bulanıklık 'B1' Ve Debi 'Q1' İse Katı madde Miktarı "S1" dir
Kural 2	Eğer Bulanıklık 'B1' Ve Debi 'Q2' İse Katı madde Miktarı "S1" dir
Kural 3	Eğer Bulanıklık 'B1' Ve Debi 'Q3' İse Katı madde Miktarı "S2" dir
Kural 4	Eğer Bulanıklık 'B2' Ve Debi 'Q1' İse Katı madde Miktarı "S1" dir
Kural 5	Eğer Bulanıklık 'B2' Ve Debi 'Q2' İse Katı madde Miktarı "S2" dir
Kural 6	Eğer Bulanıklık 'B2' Ve Debi 'Q3' İse Katı madde Miktarı "S3" dir
Kural 7	Eğer Bulanıklık 'B3' Ve Debi 'Q1' İse Katı madde Miktarı "S2" dir
Kural 8	Eğer Bulanıklık 'B3' Ve Debi 'Q2' İse Katı madde Miktarı "S3" dir
Kural 9	Eğer Bulanıklık 'B3' Ve Debi 'Q3' İse Katı madde Miktarı "S3" dir



Şekil 8. Bulanık SMRGT Modeline Ait Sediment Sonuçlarının Eldesi

Matlab programında oluşturulan üyelik fonksiyonları ve kuralların oluşturulması sonrasında sediment miktarının elde edilmesi (Şekil 8)'de gösterilmiştir. Bu grafikte bulanıklık 341 fnu ve debi 70 (m³/s) için sediment yani katı madde miktarı 1110 mg/L çıkmıştır.

ÇDR (Çoklu Doğrusal Regresyon)

Bağımlı bir değişkenin, bağımsız değişkenlerin hangisinden ne kadar fazla etkilendiğini ve değerini bulmak için kullanılan bir yöntemdir. ÇDR yönteminde, bağımlı değişken y , bağımsız değişkenler X_1, X_2, \dots, X_n , ile ifade edildiğinde aralarındaki bağıntı Denk. 10 da gösterilmektedir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (10)$$

Burada $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j, \dots, \beta_n$ bilinmeyenlerine regresyon katsayısı denir. Herhangi bir β_j regresyon katsayısı, diğer değişkenler sabit tutulduğunda yani diğer değişkenlerin etkisi kalktığında x_j de görülen bir birimlik değişmeye karşılık y değişkenindeki değişiklik değerini vermektedir. β_j ($j = 1, 2, \dots, n$), genellikle kısmi regresyon katsayıları olarak adlandırılmaktadır. β_0 'a ise kesim noktası veya sabit denir ve tüm x_j değişken değerleri sıfır olduğunda bağımlı değişkenin aldığı değeri gösterir. ε ise hata terimidir.

MODEL SONUÇLARI VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada Bulanık SMRGT ve Çoklu Doğrusal Regresyon yöntemleri kullanılarak Patapsco nehrinde katı madde miktarının tahmini yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar birbirleriyle istatistiksel bir yaklaşımla karşılaştırılmıştır. Çalışılan istasyonda 2015-2018 yıllarına ait 3 yıllık toplam 915 tane veri kullanılmıştır. Çalışmada tüm verilerin %78'i eğitim %22'i Eğitim için 715 veri, test için 200 ölçüm verisi kullanılmıştır.

Bulanık SMRGT ve ÇDR uygulamalarda debi, bulanıklık veri olarak kullanılmıştır. Modellerin sonuçlarının değerlendirmesinde determinasyon katsayısı (R^2), ortalama karesel hataların karekökü (KKOH) ve mutlak ortalama hata (MOH) hesaplanmıştır. (Denk. 11-13)

$$R^2 = \left(\frac{n\sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{(n(\sum x^2) - (\sum x)^2)}\sqrt{(n(\sum y^2) - (\sum y)^2)}} \right) \quad (11)$$

$$MOH = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |S_{ölçüm} - S_{tahmin}| \quad (12)$$

$$KKOH = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_{ölçüm} - S_{tahmin})^2} \quad (13)$$

ÇDR ve Bulanık SMRGT yöntemlerine ait elde edilen sonuçlar Tablo 3’de verilmiştir.

Tablo 3. ÇDR ve SMRGT Yöntemlerine Ait İstatistiksel Sonuçlar

Model İsimleri	Model Girdileri	R^2	MOH (mg/L)	KKOH (mg/L)
ÇDR	Q_t, B_t	0,83	55,47	143,65
Bulanık SMRGT	Q_t, B_t	0,91	43,91	129,73

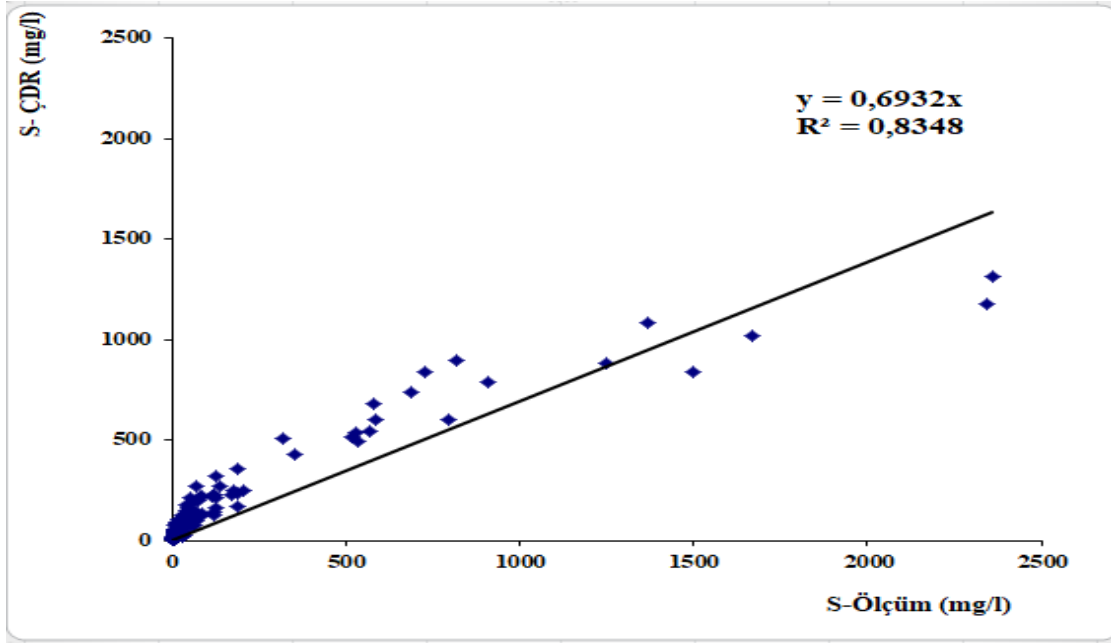
R^2 : Determinasyon katsayısı, **KKOH**: Ortalama karesel hataların karekökü, **MOH**: Mutlak ortalama hata.
Q(t): günlük Debi (m^3/s), B(t): günlük kirlilik (bulanıklık) miktarı (fnu)

Tablo 3 incelendiğinde Bulanık SMRGT modelinin, ÇDR modeline göre daha iyi sonuç verdiğini yüksek determinasyon katsayısı (0,91) ve düşük MOH (43,91) ve KKOH (129,73) değerlerinden görülmektedir.

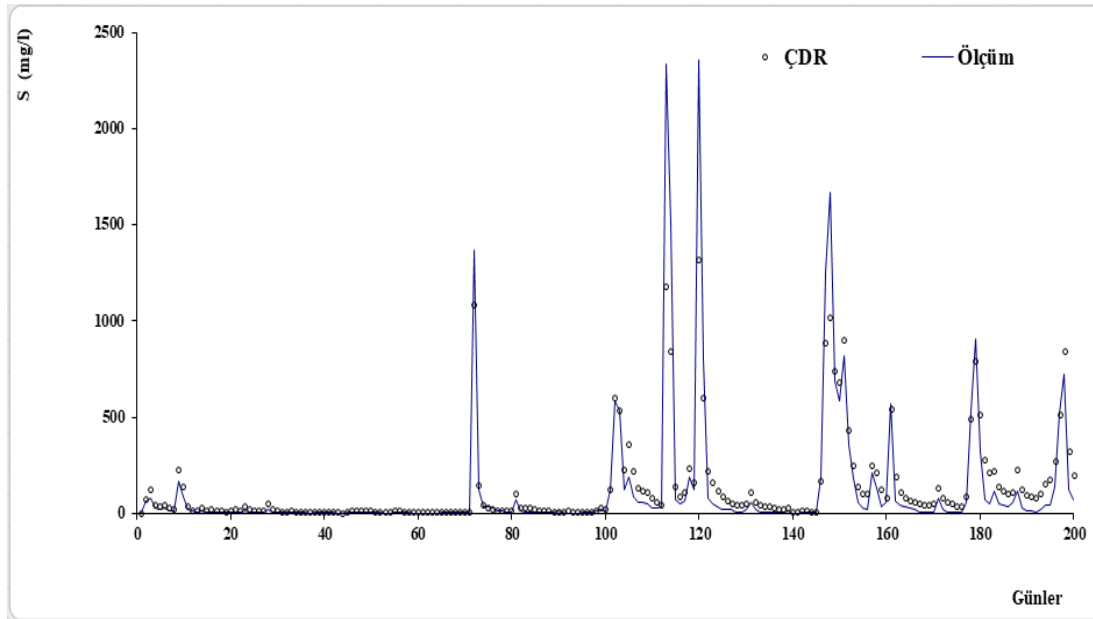
Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) Sonuçları

Bu çalışmada ÇDR model uygulamalarında günlük nehir debisi (Q), Bulanıklık miktarları (B), kullanılarak katı madde konsantrasyonu (S) tahmininde bulunulmuştur. Katı madde tahmininde kullanılan ÇDR denklemi Denk. 14’de verilmiştir.

$$S = 15,57 + 0,91 * B_t + 5,96 * Q_t \quad (14)$$



Şekil 9. Nehirde Katı Madde Tahmini Test Verileri için Ölçüm ve ÇDR Saçılım Grafiği

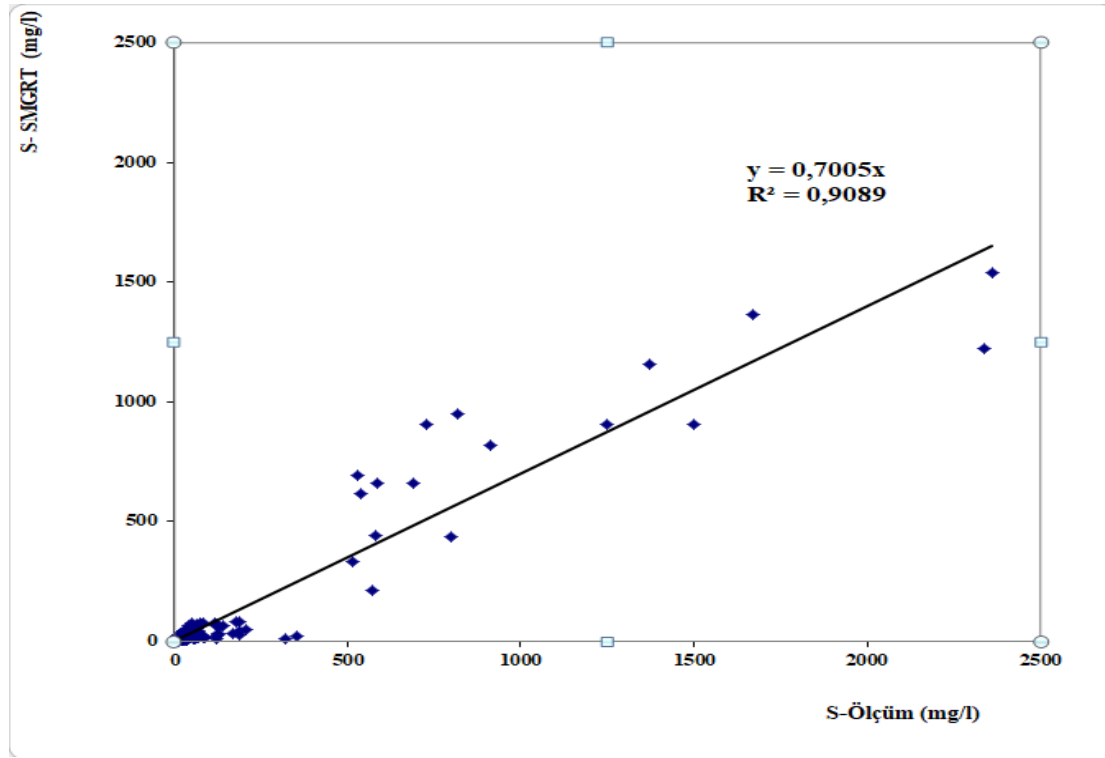


Şekil 10. Nehirde Katı Madde Tahmini Test Verileri için Ölçüm ve ÇDR Dağılım Grafiği

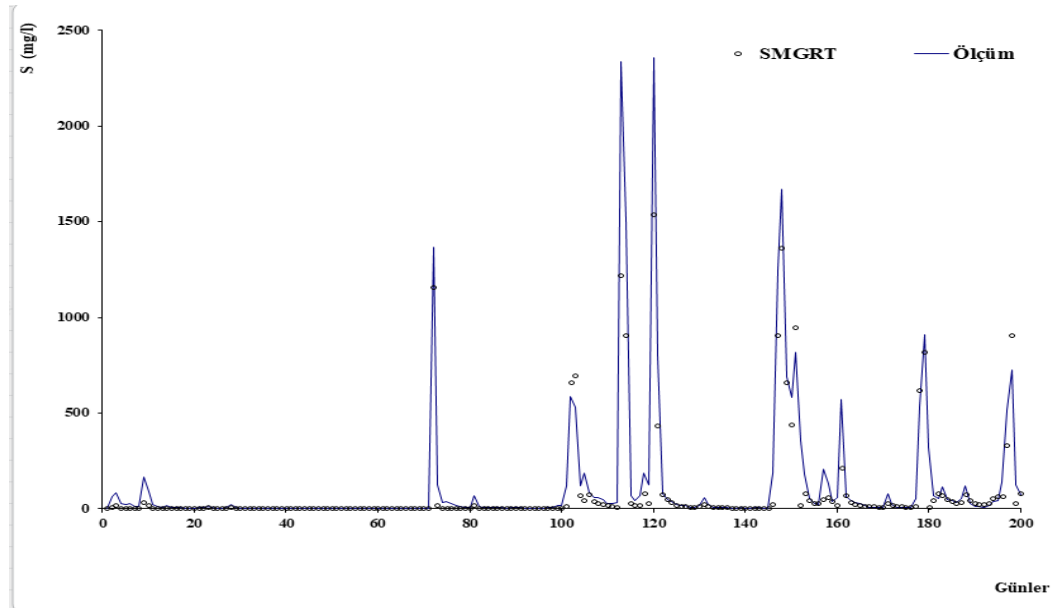
ÇDR yöntemi saçılım ve dağılım grafikleri sırası ile Şekil 9 ve Şekil 10'da gösterilmiştir. ÇDR için çizilen dağılım grafiği incelendiğinde tahmin değerleri ile ölçüm değerleri arasındaki büyük ölçüde uyumluluk görülmektedir. Tahmin ve ölçüm değerleri arasındaki uyumlu ilişki saçılım grafiğindeki yüksek determinasyon değeri ($R^2=0.8348$) ile de görülmektedir.

Bulanık SMRGT Sonuçları

Bu çalışmada Bulanık SMRGT model uygulamalarında günlük nehir debisi (Q), Bulanıklık miktarı (B), kullanılarak katı madde miktarı (S) tahmininde bulunulmuştur.



Şekil 11. Nehirde Katı Madde Tahmini Test Verileri için Ölçüm ve Bulanık SMRGT Saçılım Grafiği



Şekil 12. Nehirde Katı Madde Tahmini Test Verileri için Ölçüm ve Bulanık SMRGT Dağılım Grafiği

Bulanık SMRGT yöntemi saçılım ve dağılım grafikleri sırası ile Şekil 11 ve Şekil 12’de gösterilmiştir. Tablo 3’den ve Şekil 11 ve 12’den de görüldüğü gibi, Bulanık SMRGT modeli test verileri için uygulandığında 0,9089’ lük bir determinasyon ve oldukça düşük hata değerleri ile nehirlerdeki katı madde miktarını tahmininde başarılı olmuştur. Dağılım grafiği ölçüm değerleri ile Bulanık SMRGT modeli tahmin sonuçları arasındaki uyumlu olduğunu göstermektedir. Ayrıca Bulanık SMRGT ve ÇDR modelleri kendi içerisinde kıyaslandığında Bulanık SMRGT modelinin, ÇDR modeline göre daha iyi sonuç verdiğini yüksek determinasyon katsayısı (0,91) ve düşük MAE (43,91) ve KKOH (129,73) değerlerinden görülmektedir.

SONUÇLAR

Bu çalışmada, ABD’nin Catonsville yakınında Patapsco nehri civarında bir istasyonun 2015-2018 yılları arasındaki ortalama günlük debi (Q), bulanıklık (B), katı madde miktarı (S) verileri kullanılarak günlük ortalama katı madde

tahmin edilmiştir. Katı madde tahmini için SMRGT ve ÇDR modelleri kullanılmıştır. SMRGT ve ÇDR modellerinde toplam 915 verinin 715 verisi eğitim için 200 verisi de test için uygulanmıştır. Model ile elde edilen sonuçlar ölçüm değerleri ile karşılaştırılmıştır.

SMRGT ve ÇDR modellerinin performans değerlendirmesi için determinasyon katsayısı (R^2), mutlak ortalama hata (MOH) ve ortalama karesel hataların karekökü (KKOH) hesaplanmıştır. Katı madde tahmini için SMRGT modeli düşük MOH, MAE değerleri ve yüksek determinasyon katsayısı ile daha başarılı performans göstermiştir.

Çalışmada Bulanık SMRGT ve ÇDR modellerinin bölgesel bazda günlük katı madde tahmininde kullanılabileceği görülmüştür. Ancak bu çalışma kapsamında yapılan hata hesaplamaları ve determinasyon değerleri göz önüne alındığında Bulanık SMRGT yönteminin ÇDR modelinden daha doğru tahmin sonuçları verdiği anlaşılmıştır. Çalışmada kullanılan her iki metodunda tahmin sonuçları açısından kabul edilebilir düzeyde olduğu anlaşılmıştır.

KAYNAKLAR

Bulanık mantık, Wikipedia (2021). <https://tr.wikipedia.org/>

Cansız, Ö. F., & Ünsalan, K. (2021). Türkiye demiryolları karbon ayak izinin temel bileşen analizi destekli yapay sinir ağları yöntemi ile tahmini. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 11(1), 314-324.

Cherif, H. M., Khanchoul, K., Bouanani, A., & Terfous, A. (2017). Prediction of sediment yield at storm period in Northwest Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(9), 198.

Demirci, M., Unes, F., & Aköz, M. S. (2016). Determination of nearshore sandbar crest depth using neural network approach. *International Journal of Advanced Engineering Research and Science*, 3(12), 236960.

Demirci, M., Unes, F., Kaya, Y. Z., Mamak, M., Tasar, B., & Ispir, E. (2017, March). Estimation of groundwater level using artificial neural networks: a case study of Hatay-Turkey. *In 10th International Conference Environmental Engineering*.

Demirci, M., Unes, F., Kaya, Y. Z., Tasar, B., & Varcin, H. (2018). Modeling of dam reservoir volume using adaptive neuro fuzzy method. *Aerul si Apa. Componente ale Mediului*, 145-152.

Firat, M., & Güngör, M. (2010). Monthly total sediment forecasting using adaptive neuro fuzzy inference system. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 24(2), 259-270.

Jeoloji Araştırmaları Kurumu, Amerika Birleşik Devletleri, USGS, <https://www.usgs.gov/>

Kisi, Ö. (2005). Daily river flow forecasting using artificial neural networks and auto-regressive models. *Turkish Journal of Engineering and Environmental Sciences*, 29(1), 9-20.

Kiş, Ö., Karahan, M. E., & Şen, Z. (2010). Nehirlerdeki askı maddesi miktarının bulanık mantık ile modellenmesi. *İtü Dergisi/d*, 2(3).

Kisi, O. & Zounemat-Kermani, M. (2016). Nöro-bulanık gömülü bulanık c-araç kümeleme tekniğini kullanarak askıya alınmış sediman modellemesi. *Su kaynakları yönetimi*, 30 (11), 3979-3994.

Mathworks, (2016). MATLAB: R2016a. Mathworks Inc, Natick.

Mianaei, S. J., & Keshavarzi, A. R. (2010). Prediction of riverine suspended sediment discharge using fuzzy logic algorithms, and some implications for estuarine settings. *Geo-Marine Letters*, 30(1), 35-45.

Mirbagheri, S. A., Nourani, V., Rajaei, T., & Alikhani, A. (2010). Neuro-fuzzy models employing wavelet analysis for suspended sediment concentration prediction in rivers. *Hydrological Sciences Journal–Journal des Sciences Hydrologiques*, 55(7), 1175-1189.

Olyaie, E., Banejad, H., Chau, K. W., & Melesse, A. M. (2015). A comparison of various artificial intelligence approaches performance for estimating suspended sediment load of river systems: a case study in United States. *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(4), 1-22.

Rahman, S. A., & Chakrabarty, D. (2020). Sediment transport modelling in an alluvial river with artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 588, 125056.

- Rajae, T., Mirbagheri, S. A., Zounemat-Kermani, M., & Nourani, V. (2009). Daily suspended sediment concentration simulation using ANN and neuro-fuzzy models. *Science of the Total Environment*, 407(17), 4916-4927.
- Rajae, T., & Jafari, H. (2020). Two decades on the artificial intelligence models advancement for modeling river sediment concentration: State-of-the-art. *Journal of Hydrology*, 588, 125011.
- Riahi-Madvar, H., & Seifi, A. (2018). Uncertainty analysis in bed load transport prediction of gravel bed rivers by ANN and ANFIS. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(21), 1-20.
- Shamaei, E., & Kaedi, M. (2016). Suspended sediment concentration estimation by stacking the genetic programming and neuro-fuzzy predictions. *Applied Soft Computing*, 45, 187-196.
- Toprak, Z. F. (2009). Flow discharge modeling in open canals using a new fuzzy modeling technique (SMRGT). *CLEAN–Soil, Air, Water*, 37(9), 742-752.
- Toprak, A., Aykaç, Z., Toprak, Z.F. (2017). Bulanık SMRGT yönteminin pratik uygulamaları. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*. 8(1), 123-132
- Üneş, F., Doğan, S., Taşar, B., Kaya, Y., & Demirci, M. (2018). The evaluation and comparison of daily reference evapotranspiration with ann and empirical methods. *Natural and Engineering Sciences*, 3(3), 54-64.
- Üneş, F., Demirci, M., Taşar, B., Kaya, Y.Z., & Varçin, H. (2019). Modeling of dam reservoir volume using generalized regression neural network, support vector machines and m5 decision tree models. *Applied Ecology and Environmental Research*, 17(3), 7043-7055.
- Üneş, F., Karaeminoğulları, A. B., & Taşar, B. (2020). Forecasting of river sediment amount using machine model. *International Journal of Environment, Agriculture and Biotechnology*, 5(1), 9-15.
- Vafakhah, M. (2013). Comparison of cokriging and adaptive neuro-fuzzy inference system models for suspended sediment load forecasting. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(8), 3003-3018.
- Zadeh, L. A. (1965). Information and control. Fuzzy sets, 8(3), 338-353.
- Zounemat-Kermani, M., Mahdavi-Meymand, A., Alizamir, M., Adarsh, S., & Yaseen, Z. M. (2020). On the complexities of sediment load modeling using integrative machine learning: Application of the great river of Loíza in Puerto Rico. *Journal of Hydrology*, 585, 124759.