



Yağış-Akış İlişkisinin GEP ve ANFIS İle Modellenmesi

Modelling The Rainfall-Runoff Relationship With GEP & ANFIS Methods

Yunus Yaman^{1*}, Fevzi Önen²

¹ Dicle Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, yamany@itu.edu.tr
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-7904-7607

² Dicle Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, fonen@dicle.edu.tr
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2368-1035

MAKALE BİLGİLERİ

Makale Geçmişi:

Geliş 16 Mayıs 2023
Revizyon 19 Haziran 2023
Kabul 28 Haziran 2023
Online 30 Eylül 2023

Anahtar Kelimeler:

Yapay Zekâ, Yağış-Akış, GEP, ANFIS

ÖZ

Yağış-akış ilişkisinin doğru bir şekilde modellenmesi, su kaynaklarının yönetimi ve su taşkınlarının kontrolü gibi hidrolojik uygulamalar için hayati önem taşımaktadır. Ancak hidrolojik sistemlerin karmaşıklığı ve nonlineer özellikleri nedeniyle, yağış-akış ilişkisi gibi olayları tanımlamak için hala birçok model geliştirilmektedir. Özellikle son yıllarda küresel ısınma ve küresel iklim değişimi gibi etmenler, yağış-akış ilişkisini belirlemeyi daha da önemli hale getirmiştir. Bu nedenle, yapay zeka teknikleri gibi modern yaklaşımların kullanımı giderek artmaktadır.

Bu çalışmada, havza yağış-akış modellemesi için iki farklı yapay zeka tabanlı yöntem olan Genetik İfadeli Programlama (GEP) ve Uyarlanabilir Sinirsel-Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) kullanılarak, tahmin edilen akış değerleri gözlenen akış değerleri ile karşılaştırılmıştır. Girdi parametreleri olarak, uydu verilerinden elde edilen 4km x 4km çözünürlüklü yağış verisi kullanılmıştır. Bu yağış verisi, havza için günlük ortalama yağış yüksekliği olarak elde edilmiştir. Akım verisi olarak, Berta Suyu Havzası çıkışındaki EİE-2334 No.lu akım gözlem istasyonunun (AGİ) günlük akış verileri kullanılmıştır. Akım verileri, Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4) ve yağış verileri olan P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3) gibi çeşitli girdi senaryoları oluşturulmuş ve çıkış olarak Q(t) ile eşleştirilmiştir. Modellerin performansı, determinasyon katsayısı (R²) ve ortalama karesel hatanın kökü (KOKH) gibi istatistiksel ölçütler kullanılarak değerlendirilmiştir. Yapılan çalışmada, ANFIS ve GEP yöntemlerinden elde edilen sonuçların birbirine yakın olduğu tespit edilmiştir. Berta Suyu Alt Havzası için en yüksek R²=0,988 ve en düşük KOKH=4,770 değerini veren modelin ANFIS-K1 olduğu görülmüştür. Bu sonuçlar, yapay zeka tekniklerinin yağış-akış ilişkisini belirlemede etkili bir araç olduğunu göstermektedir.

ARTICLE INFO

Article history:

Received 16 May 2023
Received in revised form 19 June 2023
Accepted 28 June 2023
Available online 30 September 2023

Keywords:

Artificial Intelligence, Rainfall-Runoff, GEP, ANFIS

Doi: 10.24012/dumf.1297714

* Sorumlu Yazar

ABSTRACT

The accurate modeling of the rainfall-runoff relationship is crucial for hydrological applications such as water resource management and flood control. However, due to the complexity and nonlinear characteristics of hydrological systems, many models are still being developed to describe events such as rainfall-runoff relationships. In particular, factors such as global warming and climate change have made determining the rainfall-runoff relationship even more important. Therefore, the use of modern approaches such as artificial intelligence techniques is increasing.

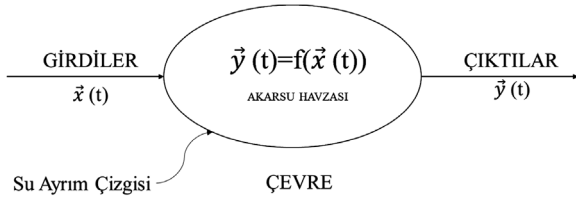
In this study, two different artificial intelligence-based methods, namely, Genetic Expression Programming (GEP) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), were tested to model basin rainfall-runoff, and the estimated flow values were compared with the observed flow values. 4km x 4km resolution precipitation data that obtained from satellite data was used as input parameters. This precipitation data was obtained as the daily average precipitation height for the basin. Daily flow data from the EIE-2334 flow observation station (FOS) at the outlet of the Berta Stream Basin was used as the flow data. Various input scenarios were created with flow data such as Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4) and precipitation data such as P(t), P(t-1), P(t-2), P(t-3), and matched with Q(t) as output. Some of the inputs were used for model training, and the remaining were reserved for testing. The performance of the models was evaluated using statistical measures such as determination coefficient (R²) and root mean square error (RMSE). In the study, it was found that the results of the ANFIS and GEP methods were similar. The model with the highest R²=0.988 and the lowest RMSE=4.770 for the Berta Stream Sub-Basin was found to be the ANFIS-K1 model. These results demonstrate that artificial intelligence techniques are an effective tool for determining the rainfall-runoff relationship.

Giriş

Son yıllarda yapay zekâ ve evrimsel algoritmaların gelişmesi ile kara kutu (kapalı kutu) modellerin hidrolojik problemlerin çözümünde kullanımı paralellik göstermektedir. Kara kutu modeller özellikle parametrik modellerin kullanılmasının zor olduğu hidrolojik problemlerde başarılı sonuçlar elde etmektedir. Bununla birlikte yağış ve akış ilişkisi gibi doğrusal olmayan (nonlinear) ilişkileri etkili bir şekilde modelleyebilmektedir. Havzadaki hidrolojik süreçlerin kaotik oluşu ve öngörülemezliği sebebiyle kara kutu modellerin, hidrolojik modellerin oluşturulmasında tercih edilmesi önemlidir.

Küresel ısınma, dünya genelindeki iklim sistemleri ve süreçleri arasındaki dengeyi bozarak küresel iklim değişikliğine neden olmaktadır. Bu değişiklikler, atmosferin hidrolojik döngüsü gibi önemli sistemler üzerinde, yağış, buharlaşma ve su akışı gibi hidrolojik süreçlerde hem alan hem de zaman açısından önemli değişikliklere neden olmaktadır. Bu değişiklikler sadece uzun dönem ortalamaları etkilemekle kalmaz, aynı zamanda uç olayların sıklığı, büyüklüğü ve yayılımı üzerinde de etkili olacaktır. Yapılan çalışmalar, küresel ısınmanın su kaynaklarının kısıtlanmasına neden olabileceğini ortaya koymaktadır [1].

Hidrolojide havza kavramı, su ayırım çizgileriyle diğer havzalardan ayrılan ve gelen yağışı akışa dönüştürebilen hidrolojik sistemleri temsil etmektedir.



Şekil 1. Hidrolojik sistem kavramı [2]

Şekil 1’de gösterilen hidrolojik sistemde f , sistemin girdilerini çıktılara dönüştüren dönüşüm fonksiyonu olarak tanımlanmaktadır. Bu sistemlerin çevreleriyle olan ilişkileri $x^{\sim}(t)$ girdi ve $y^{\sim}(t)$ çıktı vektörleri ile belirlenir [2].

Yağış-Akış Modelleri

Yağış-akış modelleri temel olarak havzaya düşen yağış ile akış arasında matematiksel bir ilişki kurmaya odaklanır. Bu yapılırken çeşitli metodlar kullanılır.

Yağış akış ilişkisi için oluşturulan modellerin en basit şekilde yapıları akış yüksekliklerinin yağış yükseklikleriyle ilişkilendirilmesiyle oluşturulan modeldir. Bu model için çizilen grafikte hata oranının yüksek olacağı görülecektir. Hata oranının fazla olması, bu ilişkiyi belirleyen başka etmenlerin varlığını göstermektedir. Bu etmenlerin başında zemin türü ve zemin nemi gelir. Burada zemindeki nem miktarı zeminin doygunluğunun bir göstergesidir ve yağışın akışa dönüşmesini etkileyen önemli bir parametredir. Zemindeki nem miktarını etkileyen bazı faktörler vardır. Bunlar şu şekilde sıralanabilir: gerçekleşen yağıştan önceki

yağışlar, yağışın başladığı zamanda akarsudaki akım miktarı, yağışın şiddeti ve devam ettiği süre. Bu verilen parametreler ile daha isabetli bir yağış – akış bağıntısı elde edilebilir Diğer etken olan zemin türü, zemini oluşturan malzemeyi ve içindeki boşluk miktarını temsil etmektedir ve zemine düşen yağışın sızma miktarını etkilemektedir [3].

Yağış ve akış arasındaki ilişkiyi belirlemede farklı modeller kullanılmaktadır. Bu yöntemler havzayı ele alış biçimine göre farklılıklar göstermektedir. Bu modeller şu şekilde sıralanabilir:

- Parametrik Modeller
- Klasik Kara Kutu Modeller (Kapalı Kutu)
- Yapay Zekâ Modelleri

Parametrik modeller havzaya düşen yağışın dönüşüm işlemini sızma ve yüzeysel akış gibi birçok alt bileşene ayırarak analiz eder. Bunu yaparken bileşenler arasındaki ilişkileri oldukça ayrıntılı bir şekilde gösterir [2]. Bu tip modellerde sistemin kaotik oluşundan dolayı çeşitli varsayımlar ve basitleştirmeler yapılır.

Kara kutu modellerde havzada gerçekleşen olaylar ayrıntılı bir şekilde incelenmez. Bu yaklaşımda havzaya yağış akışa dönüştüren bir sistem gözüyle bakılır. Girdiler ve çıktılar arasında matematiksel bağıntı elde edilir [2]. Bir sistem olarak düşünülen havzanın sistem davranışı (dönüşüm fonksiyonu) belirlenmeye çalışılır. Bu modeller havzadaki olayı tam olarak yansıtmazlar da oldukça basittirler. Ancak dönüşüm fonksiyonunu etkileyen çok fazla parametrenin bulunması, süreçlerin karmaşıklığı ve havzaların nonlinear davranışı sebebiyle bu modeller daha pratiktir.

Son yıllarda, yapay zekâ tekniklerindeki gelişmeler sayesinde, yağış ve akış arasındaki ilişkinin modellenmesinde gerçekçi tahminler yapmak mümkün hale gelmiştir. Bu yapay zekâ modelleri, insan benzeri niteliklerle donatılmış bir bilgisayar destekli makinenin sorunlara çözüm üretmesi, genellemeler yapması ve geçmiş tecrübelerden öğrenip mantıklı sonuçlar çıkarması fikrine dayanmaktadır [4].

Yapay zekâ yöntemleri, insan beyninin çalışma prensibinin, çıkarım yapma yetisinin ve düşünme şeklinin farklı algoritmalar ile taklit edilmesi ile sağlanır. Günümüzde hemen hemen her alanda kullanımı yaygınlaşmaktadır. Doğrusal olmayan problemlerin çözümünde etkili olmakla birlikte hızlı sonuçlar elde edilebilmektedir. Temel olarak kara kutu modeller gibi çalışan yapay zekâ yöntemleri kendi içinde kullandığı farklı metodolojilerle kara kutu modellerinden ayrılmaktadır. En çok kullanılan yapay zekâ yöntemleri şu şekilde sıralanabilir:

- YSA
- Uzman Sistemler (Expert Systems)
- Metallerin Tavlanması Benzeşimi (Simulated Annealing)
- Gelişime Dayalı Algoritmalar
- Genetik algoritmalar (Genetic Algorithms)
- Bulanık Mantık (Fuzzy Logic)

Yağış-akış ilişkisinin yapay zekâ yöntemleri ile modellenmesiyle ilgili literatürde birçok çalışma bulunmaktadır. Aytek ve arkadaşları [5], yapay zekâ yöntemlerinden olan Genetik İfadeli Programlama (GEP) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanarak yağış-akış ilişkisini modellemişlerdir. YSA'nın İleri Beslemeli Geriye Yayılım Yapay Sinir Ağı (İBGYSA) ve Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağı (GRYSA) ağ mimarilerini ve GEP kullanarak elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. ABD'nin Pensilvanya eyaletindeki Juniata Nehri Havzası için üç yağış istasyonu ve bir akış istasyonunun günlük verileri dikkate alınmıştır. Ortalama, çarpıklık gibi istatistiksel parametreler ile ortalama kare hata (OKH) ve determinasyon katsayısı (R^2) gibi kriterler ile modellerin performansları değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre GEP, YSA için kullanılan farklı ağ mimarilerine göre daha başarılı sonuçlar vermiştir. GEP'in, YSA'ya alternatif olarak yağış-akış modellerinde kullanılabilmesi belirtilmiştir. Lefadani ve arkadaşları [6], İran bulunan Eskandari havzası için MIKE11/NAM, ANFIS ve YSA ile yağış tahmini yapmışlardır. Elde edilen sonuçlara göre ANFIS'in, YSA'ya göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür. Kuni ve arkadaşları [7], Hindistanın Kerala eyaletinde bulunan Vamanapuram Nehri havzasını çalışma alanı olarak seçmiştir. Havzanın farklı yerlerinde bulunan iki yağış istasyonundan aylık yağış verileri ve havza çıkışındaki akım gözlem istasyonunda aylık akış verileri elde edilmiştir. 10 yıllık verinin (120 ay) yüzde 75'i eğitime ve %25'i test aşaması için ayrılmıştır. ANFIS ve YSA kullanılarak yapılan çalışmada YSA için R^2 değeri 0,896 ve KOKH değeri 0,0593 olarak bulunmuştur. ANFIS için R^2 değeri 0,845 ve KOKH 0,0722 olarak bulunmuştur. Sonuç olarak ANFIS'in akış tahmininde kullanılabilmesi görülmüştür. İfşaat ve arkadaşları [8] tarafından yapılan çalışmada 17204 No.lu meteorolojik gözlem istasyonunun aylık toplam yağış değerleri kullanılarak, E21A057 akım gözlem istasyonu (AGİ) aylık ortalama akış değerleri GEP ve ÇDR yöntemleri ile tahmin edilmiştir. Farklı girdi parametreleri kullanılarak hazırlanan modellerde, GEP yönteminin ÇDR yöntemine göre hemen hemen tüm durumlarda daha başarılı olduğu bulunmuştur. GEP yönteminde dört giriş parametresi kullanılarak tüm modeller arasında en başarılı model DM04 olarak belirlenmiştir. Bu parametreler yağış $P(t)$, 1 aylık gecikmeli debi $Q(t-1)$, 1 aylık gecikmeli yağış $P(t-1)$ ve 2 aylık gecikmeli yağış $P(t-2)$ şeklindedir. Razali ve arkadaşları [9], yaptıkları çalışmada radar tekniğiyle elde edilen hava durumu verileri kullanılmıştır. Çalışmada Endonezya'da bulunan Pahang eyaletinin Kuantan şehrinde bulunan ve sık sık taşkınlara neden olan Kuantan Nehri için yağış-akış modellemesinde ANFIS yöntemi kullanılmıştır. Model parametreleri olarak üçgen tipi üyelik fonksiyonu seçilmiştir ve her girdi için 2 kural tanımlanmıştır. Modelin performansı R^2 ve KOKH ile ölçülmüştür. Akış ve yağışın bir önceki günkü 12 değerlerinin farklı kombinasyonları girdi, akım tahmininde bulunan günün akımı çıktı olarak seçilmiştir. En iyi sonucu veren kombinasyon $P(t)$, $P(t-1)$, $P(t-2)$, $Q(t-1)$ girdilerine karşılık $Q(t)$ çıkış olarak bulunmuştur. Elde edilen sonuçlar tatmin edici bulunup ANFIS'in genel olarak taşkın tahmini veya özel olarak yağış-akış modellemesi için kullanılma potansiyeline sahip olduğu görülmüştür. Gerger ve arkadaşları [10], yaptıkları çalışmada Dicle Havzası içerisinde bulunan iki akım istasyonuna ait aylık ortalama

akım değerleri ve meteorolojik istasyona ait yağış değerleri kullanarak farklı yapay zekâ yöntemleri ile yağış akış ilişkisini modellemeye çalışmışlardır. Girdi olarak yağış ve akışın önceki günlerdeki değerlerinin kombinasyonları ve çıktı olarak tahmin edilen günün akış değeri alınarak modeller kurulmuştur. Çalışmada YSA, GEP, ANFIS yapay zekâ yöntemleri ve ÇDR istatistik yöntemi karşılaştırılmıştır. Verilerin %70'i eğitim, %30'u test için ayrılarak kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre akım gözlem istasyonlarının birinde GEP, diğerinde ise ANFIS diğer modellere göre daha iyi performans göstermiştir. Çalışma, yapay zekâ yöntemlerinin yağış-akış ilişkisini modellemede kullanılabilirliğini göstermekle birlikte GEP'in de matematiksel model oluşturma aşamasında başarılı olduğunu göstermiştir.

Materyal ve Metot

Çalışma Alanı

Çoruh Nehrinin önemli bir kolu olan Berta Suyu (Berta Çayı) alt havzası, çalışma alanı olarak belirlenmiştir. Berta Suyu alt havzasının konumu Şekil 2'de verilmiştir.



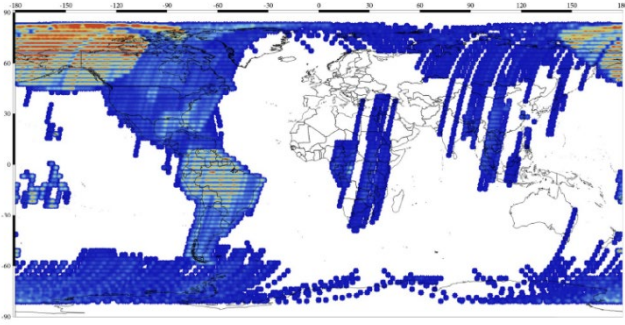
Şekil 2. Berta Suyu alt havzasının konumu

Bölgenin çalışma alanı olarak seçiminde en önemli nedenlerden biri bölgede akım gözlem istasyon sayısının fazla olması ve veri setlerinin uzun zaman aralıklarında kesintisiz olarak mevcut olmasıdır. Bu durum yapay zekâ yöntemleri açısından önemlidir. Bununla birlikte bölgenin çalışılmamış olması ve çeşitli su yapılarının var olması yer seçimi açısından bölgenin tercih edilmesi sebebidir.

Berta alt havzası, meteorolojik olarak değerlendirildiğinde hem Karadeniz iklimi hem de Doğu Anadolu tipi karasal iklim koşullarının hâkim olduğu bir coğrafyadır. Bu da yıl boyunca yağış miktarının fazla olduğunu göstermektedir.

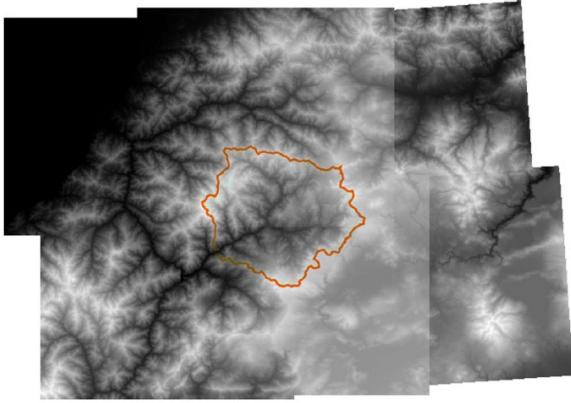
Çalışma Verileri

Yapılan çalışmada Alaska Üniversitesine ait Alaska Uydu Tesisi (Alaska Satellite Facility – ASF) tarafından sağlanan ALOS PALSAR veri setinin 12,5 m x 12,5 m çözünürlükteki sayısal yükseklik modeli tercih edilmiştir. ALOS PALSAR veri setinin küresel radar görüntüsü Şekil 3'te verilmiştir.

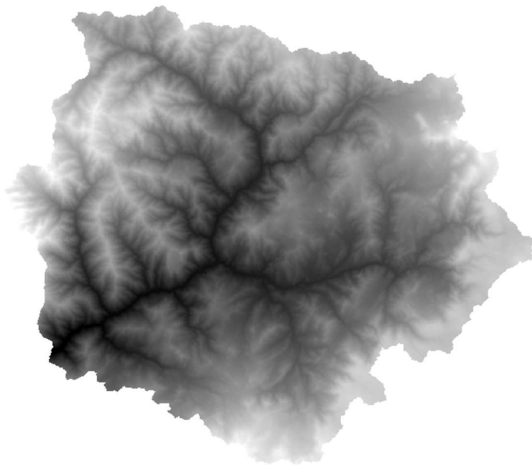


Şekil 3. ALOS PALSAR küresel radar görüntüsü [11]

Elde edilen sayısal yükseklik modelinden ArcGIS programının hidrolojik analiz araçları kullanılarak havza çıkış noktası EİE - 2334 No.lu AGİ olacak şekilde havza sınırları belirlenmiştir.



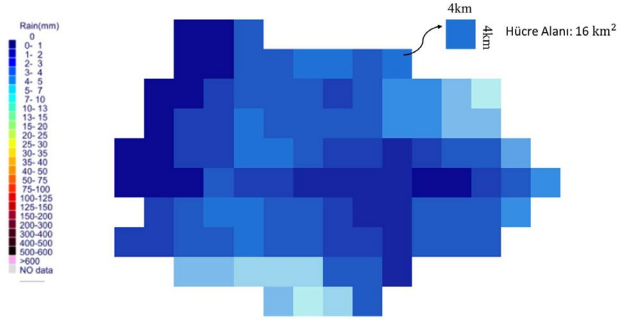
Şekil 4. Berta Suyu alt havzasının belirlenmesi



Şekil 5. Berta Suyu alt havzasının sayısal yükseklik modeli

Bu çalışmada Kaliforniya Üniversitesi bünyesindeki Hidrometeoroloji ve Uzaktan Algılama Merkezi (CHRS - The Center for Hydrometeorology and Remote Sensing) tarafından sağlanan uydu kaynaklı veri setleri kullanılmıştır. Çalışmada CHRS tarafından sağlanan PERSIANN-CCS veri

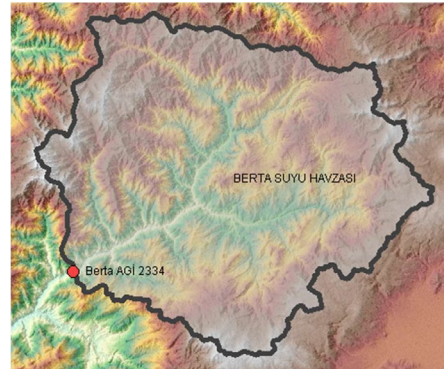
seti kullanılmıştır. Kullanılan veri seti $0.04^\circ \times 0.04^\circ$ (4 km x 4 km) gibi yüksek bir çözünürlüktedir. Elde edilen verilerde her hücre sayısal olarak yağış miktarını temsil etmektedir ve Şekil 6'da gösterilmiştir.



Şekil 6. Yağışın havzadaki dağılışı

Her hücrenin temsil ettiği yağış değerleri toplanıp toplam hücre sayısına bölünmesiyle tüm havzayı temsil eden tek bir yağış değeri hesaplanmıştır. Yani çalışılan her bir gün için havzayı temsil eden ortalama yağış miktarı hesaplanmıştır.

Bölge hidrolojik olarak aktif bir bölge olduğu için hem Elektrik İşleri İdaresinin (EİE) hem de Devlet Su İşlerinin (DSİ) bölgede akım gözlem istasyonları bulunmaktadır. Havzanın çıkış noktası olarak EİE-2334 No.lu akım gözlem istasyonu seçilmiştir. Seçilen istasyonun tercih edilme sebeplerinden biri uzun zaman aralığında kesintisiz veri sağlanabilmesi ve seçilen noktanın Deriner baraj gölünün başlangıcı olmasıdır. EİE 2334 No.lu akım gözlem istasyonunun konumu Şekil 7'de gösterilmiştir.



Şekil 7. EİE 2334 No.lu akım gözlem istasyonu

Akım gözlem istasyonunun bulunduğu yer ($42^\circ 02' 00''$ D - $41^\circ 12' 35''$ K) (Ardahan - F48) Artvin - Yusufeli karayolu üzerindeki Şavşat yol kavşağından yaklaşık 15 km mesafedeki Bağlık mevkiindedir. İstasyonun deniz seviyesinden yüksekliği 366 m'dir. İstasyondaki akım verilerinin süresi 1 Ocak 1989'dan 30 Eylül 2010'a kadardır. Ancak çalışmada kullanılan yağış verisinin 2003 yılından önce mevcut olmamasından dolayı 2003 - 2010 yılları arasında mevcut olan yağış verileri alınmıştır. Bu sebeple

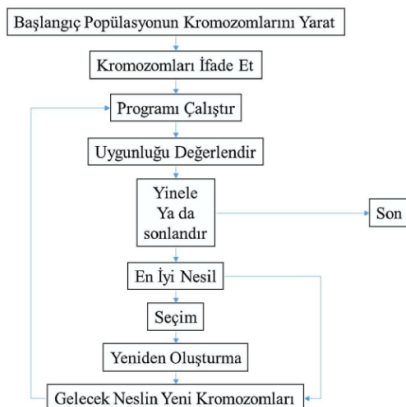
akım ve yağış verisinin kesiştiği aralık 1 Ocak 2003 tarihinden 30 Eylül 2010 tarihine kadar olan 2830 günlük akım ve yağış verisi kullanılmıştır.

Genetik İfadeli Programlama (GEP)

GEP, Genetik Algoritmalar (GA) ve Genetik Programlamanın (GP) bir alt dalıdır ve Evrimsel Algoritma ailesinin bir parçasını oluşturur. Bu algoritma ailesi, otomatik programlar oluşturarak problemlerin çözümünü gerçekleştirir. GEP, diğer Evrimsel Programlama tekniklerinden farklı olarak, bilgisayar programlarını doğrusal sabit uzunluklu bir temsil olan ifade ağaçlarına dönüştürür. GP ise genellikle doğrudan değişken boyutlu bir sözdizimi ağacı kullanır. Bu üç algoritma arasındaki temel fark, bireylerin doğasından kaynaklanır. GP'de bireyler, potansiyel çözümleri temsil eden kromozomlar olarak farklı boyutlarda ve şekillerde doğrusal olmayan varlıklardır. GA'da ise bireyler sabit uzunlukta kromozomlar olarak doğrusal dizelerdir. Her bir varlık fonksiyonuna göre farklı uygunlukları sergiler. Doğrusal olmayan varlıklar, diyagramlar veya ağaçlar şeklinde temsil edilebilirler. GEP'de ise bireyler, sabit uzunlukta doğrusal dizeler olarak kodlanmıştır ve farklı şekillerde, örneğin basit diyagram gösterimleri veya ifade ağaçları olarak ifade edilebilen doğrusal olmayan varlıklardır. [12].

GEP ile bir problemin çözümünde 5 temel adım mevcuttur. İlki, kullanılacak girdi (terminal) veri setinin belirlenmesidir. İkinci adımda; aritmetik operatörler (*, /, -, +), mantıksal ifadeler (eğer, ise, başka) ve matematiksel fonksiyonlar (tanh, sin, cos) gibi elemanlar içeren fonksiyonlar seçilir. Üçüncü adımda programın problemi çözerken referans alacağı performans değerlendirme kriterleri belirlenir. Dördüncü adımda kontrol parametreleri belirlenir. Son adımda ise çalışma sonlandırılır [13].

GEP algoritmasının önemli adımları Şekil 8'de verilmiştir. Başlangıç olarak belli bir sayıdaki bireyin kromozomları rastgele üretilir. Ardından bu kromozomlar ifade edilir ve her bir bireyin uygunluğu, fitness kümesi ile değerlendirilir. Sonrasında yeni özellikleriyle üremek ve modifikasyon ile yeniden oluşmak için bireyler uygunluklarına göre seçilir. Bu seçim aşamasına, yeni bireyler de tabi tutulur. İyi bir çözüm bulunana kadar veya belirlenen sayıda işlem yinelenir [14]. Buna göre bir gen ifade programının çalışma akış şeması Şekil 8'de gösterilmiştir.



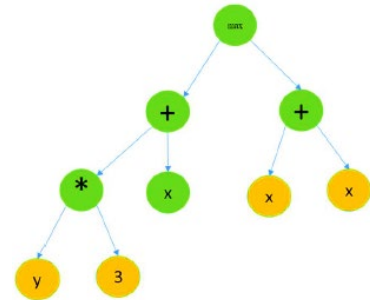
Şekil 8. Bir gen ifade programının akış şeması

Bir gen, baş ve kuyruk bölgelerinden oluşmaktadır. Şekil 9'da gösterildiği gibi baş kısmında üç tip fonksiyon (max, +, *) verilmiştir. Kuyruk kısmında ise üç terminal (x, y, 3) bulunur. Burada x ve y girdi değişkenleridir.



Şekil 9. Bir gen örneği

Verilen gen örneğinin GEP'te ifade ağacı şeklindeki gösterimi Şekil 10'da gösterilmiştir.



Şekil 10. Örnek genin ifade ağacı

Berta Suyu Havzasının yağış – akış ilişkisinin modellenmesi için yağış ve akışın çeşitli senaryoları girdi, akış verisi çıktı olarak kullanılmıştır. Performans değerlendirme ölçüsü olarak determinasyon katsayısı (R^2) ve karekök ortalama hata (KOKH) seçilmiştir. Fonksiyon setinde aritmetik operatörler (+, -, *, /) ve bazı matematiksel fonksiyonlar (exp, ln, inv, 3rt, min, max, avag) kullanılmıştır. Gen sayısı 3 ve kromozom sayısı 30 olacak şekilde baş uzunluğu 8 seçilmiştir. İfade ağaçları için 32 bağlantı operatörü olarak toplam (+) seçilmiştir. GEP model parametreleri Tablo 1'de verilmiştir. GEP modellemesinde girdi olarak kullanılan verilerin %70'i (2000) eğitim verisi kalan %30'luk (830) kısmı test verisi olarak kullanılmıştır.

Tablo 1. GEP model parametreleri

Parametre	Değer
Gen Sayısı	3
Kromozom Sayısı	30
Başlık Uzunluğu	8
Bağlantı Fonksiyonu Toplam	(+)
Mutasyon Oranı	0,05
Gen Kombinasyon Oranı	0,0277
Gen Aktarım Hızı	0,0277

Uyarlanabilir Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

Temel olarak YSA ve bulanık çıkarım sistemi olarak tanımlanan bulanık mantık (fuzzy logic) birleşimi olan hibrit bir yapay zekâ yöntemidir. ANFIS mimarisi, beş katmanlı bir ileri beslemeli sinir ağı topolojisinden ve Sugeno'nun eğer-ise kuralını öne sürdüğü bulanık çıkarım yaklaşımından oluşur [15]. ANFIS, öğrenme metodu olarak geri yayılım metodunu veya geri yayılım metodu ile en küçük kareler kestirim metodu kombinasyonunu kullanmaktadır [16].

ANFIS, 5 katmandan oluşan YSA mimarisini kullanmaktadır. Katmalarda bulanık mantık kural sayısı kadar nöron bulunur. Şekil 11'de 2 girişli ve 2 kurallı ANFIS ağı mimarisi örneği görülmektedir. Basitlik için, incelenen bulanık çıkarım sisteminin iki x ve y girdisi ve bir z çıktısı olduğunu varsayıyoruz. Birinci dereceden bir Takagi-Sugeno bulanık modeli için, iki bulanık eğer-öyleyse kuralına sahip ortak bir kural kümesi aşağıdaki gibidir:

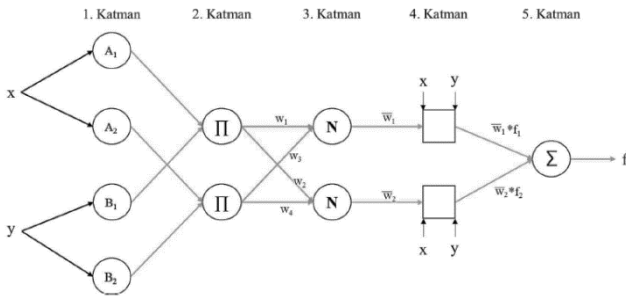
Kural 1: Eğer $x=A_1$ ve $y=B_1$ ise $f_1= p_1x + q_1y + r_1$

Kural 2: Eğer $x=A_2$ ve $y=B_2$ ise $f_2= p_2x + q_2y + r_2$

En son çıkış her bir kuralın ağırlıklarının ortalamasıdır [16].

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad (1)$$

Şeklinde hesaplanır. w ile gösterilen sistem tarafından atanan ağırlık değerleridir. Giriş ve çıkışları bilinen problem için w değeri otomatik olarak atanmaktadır.



Şekil 11. İki girişli, iki kurallı ANFIS ağı mimarisi

1.katmanda iki girdinin her birine 2 üyelik fonksiyonu tanımlandığı için katmanda 4 hücre bulunmaktadır ($i=4$).

2.katmanda cebirsel çarpım yapılarak kuralların kesinlik dereceleri bulunur.

3.katmanda kuralların normalizasyonu yapılır.

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (2)$$

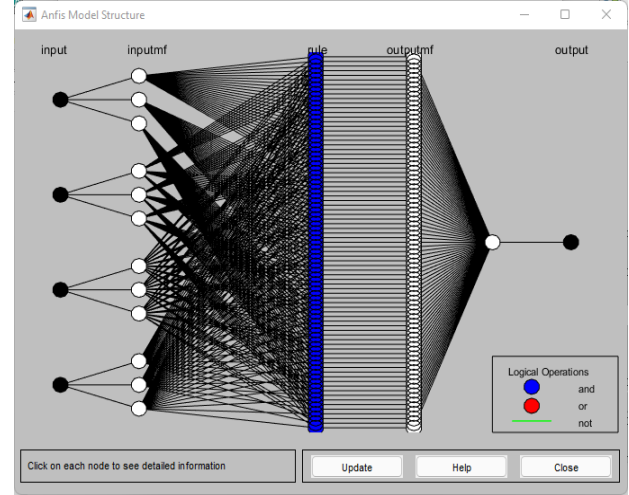
4.katmanda ise bir önceki katmanda normalizasyonu gerçekleştirilmiş olan kuralların her biri kendi çıkış fonksiyonuyla çarpılır.

$$\bar{w}_i * f_i = w_i * (p_i x + q_i y + r_i) \quad (3)$$

5.katmanda, 4. katmandan çıktılar toplanarak çıkış sayısal değerleri bulunur.

$$\sum_i^r \bar{w}_i * f_i = \frac{\sum_i^r w_i f_i}{\sum_i^r w_i} \quad (4)$$

Şekil 12'de Matlab programının Fuzzy Designer araçındaki ANFIS'in program konfigürasyon arayüzleri görülmektedir.



Şekil 12. Dört girişli ve üç kurallı ANFIS ağı mimarisi

Model Senaryoları

Modeller oluşturulurken farklı girdi birleşimleri kullanılmıştır. Tablo 2'de verilmiş olan senaryolara göre $Q(t-1)$, $Q(t-2)$, $Q(t-3)$, $Q(t-4)$ sırasıyla bir, iki, üç ve dört gün önceki akım değerlerini, $P(t-1)$ ve $P(t-2)$ değerleri ise sırasıyla bir ve iki gün önceki yağış değerlerini göstermektedir. $Q(t)$, çıktı değeri olarak gösterilmektedir.

Tablo 2. Yağış-Akış ilişkisinin belirlenmesinde kullanılan senaryolar

Senaryo	Girdi	Çıktı
K1	$P(t), Q(t-1)$	$Q(t)$
K2	$P(t), Q(t-1), Q(t-2)$	$Q(t)$
K3	$P(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$	$Q(t)$
K4	$P(t), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4)$	$Q(t)$
K5	$P(t), P(t-1), Q(t-1)$	$Q(t)$
K6	$P(t), P(t-1), Q(t-1), Q(t-2)$	$Q(t)$
K7	$P(t), P(t-1), Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$	$Q(t)$
K8	$P(t), P(t-1), P(t-2), Q(t-1)$	$Q(t)$
K9	$P(t), P(t-1), P(t-2), Q(t-1), Q(t-2)$	$Q(t)$

Bu senaryoların oluşturulmasındaki temel amaç akım tahmini yapılacak günün akımı, önceki günlerin akımının bir fonksiyonudur. Buna ek olarak eklenen önceki gün yağışları topraktaki nem miktarını etkileyen bir parametre olmasından ötürü senaryolara eklenmiştir.

Performans Değerlendirme Kriterleri

Modellerin performans değerlendirme kriterleri olarak eğitim ve test süreçlerinin karekök ortalama karesel hata (KOKH) ve determinasyon katsayısı (R^2) değerleri karşılaştırılmıştır. KOKH değerinin 0'a, R^2 değerinin 1'e yakın olması, model tarafından tahmin edilen değerlerin gerçek değere yakınsadığı anlamına gelir. Buna göre N toplam veri sayısı olmak üzere;

$$KOKH = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_{ölç.} - Q_{tah.})^2} \quad (5)$$

Burada, " $Q_{ölç.}$ " ölçülen akım değeri ve " $Q_{tah.}$ " tahmin edilen değerdir.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Q_{ölç.} - Q_{ort.})^2 - \sum_{i=1}^N (Q_{ölç.} - Q_{tah.})^2}{\sum_{i=1}^N (Q_{ölç.} - Q_{ort.})^2} \quad (6)$$

Şeklinde hesaplanır. Burada " $Q_{ölç.}$ ", gözlenen akım değerini, " $Q_{ort.}$ ", ortalama akım değerini, " $Q_{tah.}$ " ise tahmin edilen akım değerini ifade etmektedir.

Bulgular ve Tartışma

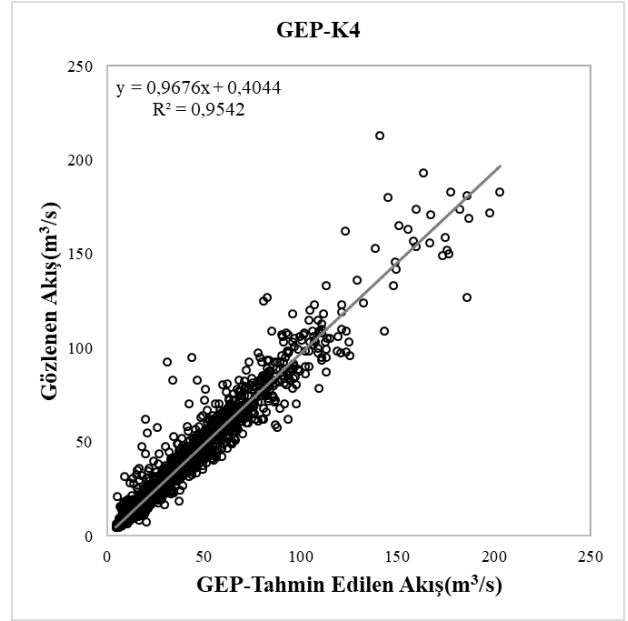
Yapılan çalışmada EİE – 2334 No.lu AGİ 2830 günlük akış verileri ve CHRS PERSIANN-CCS uydu kaynaklı günlük ortalama yağış verilerinin farklı kombinasyonlarından elde edilen girdi senaryoları kullanılarak gözlenen akışla eşleştirilmiştir. GEP ve ANFIS'te elde edilen modellerin akım değerleri gözlenen akış değerleriyle karşılaştırılmıştır. En yüksek yüksek determinasyon katsayısı değerlerine ve en düşük karekök ortalama karesel hata değerine sahip senaryolar seçilmiştir.

Tablo 3'de verilmiş olan sonuçlara göre üzere en yüksek determinasyon katsayısı ve en düşük karekök ortalama karesel hata değerlerine sahip GEP modeli GEP-K4 olarak gözlenmiştir.

Tablo 3. GEP eğitim ve test sonuçları

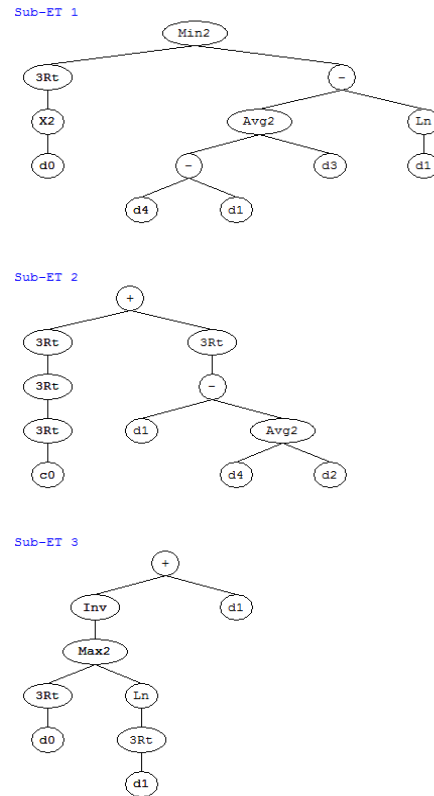
Durum	Eğitim- R^2	Eğitim-KOKH	Test- R^2	Test-KOKH
K1	0,952	5,964	0,948	5,666
K2	0,949	6,124	0,932	5,818
K3	0,943	6,490	0,933	6,166
K4	0,954	5,815	0,954	5,524
K5	0,952	5,941	0,942	5,644
K6	0,954	5,841	0,944	5,549
K7	0,953	5,880	0,953	5,586
K8	0,953	5,885	0,953	5,591
K9	0,953	5,869	0,953	5,576

GEP-K4 modeli için gözlenen akış değerleri ve model sonucu elde edilen tahmin değerlerini gösteren grafik Şekil 13'te gösterilmiştir.



Şekil 13. En yüksek determinasyon katsayısı değerine sahip GEP-K4 modelinin gözlenen değerlerle korelasyonu

GEP-K4 için elde edilen ifade ağacı Şekil 14'te görüldüğü gibidir.



Şekil 14. GEP-K4 modelinin ifade ağacı

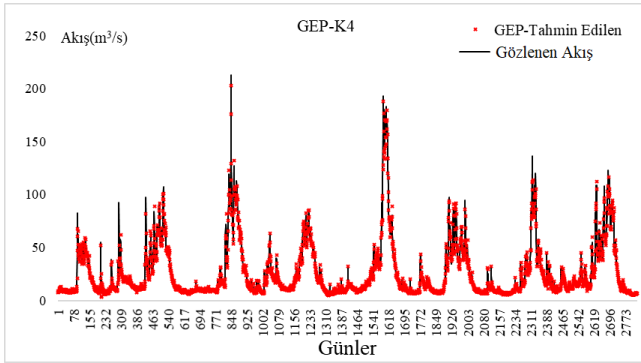
Bu ifade ağacından elde edilen modelin denklemi (7)'deki gibidir. Denklemdaki değişkenlere karşılık gelen girdiler Tablo 4'te belirtildiği gibidir.

$$\min \left[\left(\sqrt[3]{(d0^2)} \right), \left(\frac{(d4-d1+d3)}{2} + \ln \ln (d1) \right) \right] + \sqrt[3]{d1 - \frac{(d4+d2)}{2}} + \sqrt[2]{c0} + \ln \ln [\max (\sqrt[3]{d0}, \ln \ln \sqrt[3]{d1})] + d1 \quad (7)$$

Tablo 4. GEP ifade ağaçlarındaki değişkenlere karşılık gelen girdi değişkenleri

d0:	P(t)
d1:	Q(t-1)
d2:	Q(t-2)
d3:	Q(t-3)
d4:	Q(t-4)
c0:	-7,44

Model tahmin sonucu ve gözlenen akış değerlerinin zaman serisi grafiği Şekil 15'te verilmiştir.



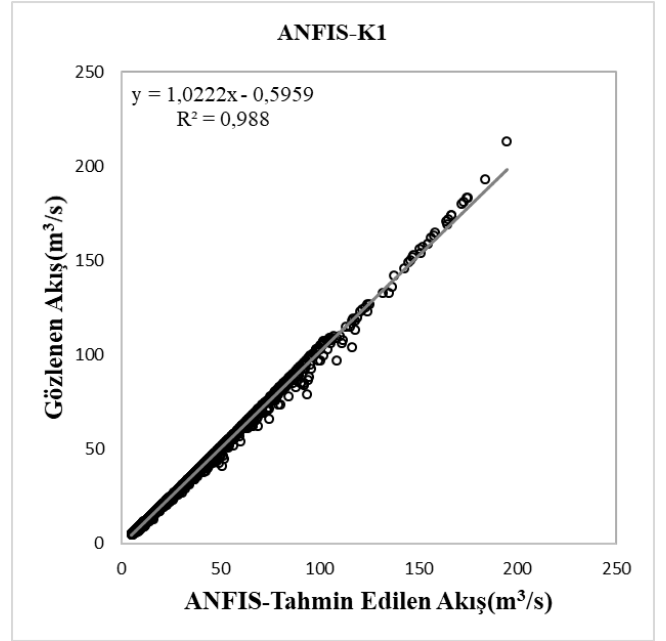
Şekil 15. Gözlenen akış değerleri ve GEP-K4 modeli ile tahmin edilen akış değerlerinin zaman serisi

Tablo 5'te verilmiş olan sonuçlara göre üzere en yüksek determinasyon katsayısı ve en düşük karekök ortalama karesel hata değerlerine sahip ANFIS modeli ANFIS-K1 olarak gözlenmiştir.

Tablo 5. ANFIS eğitim ve test sonuçları

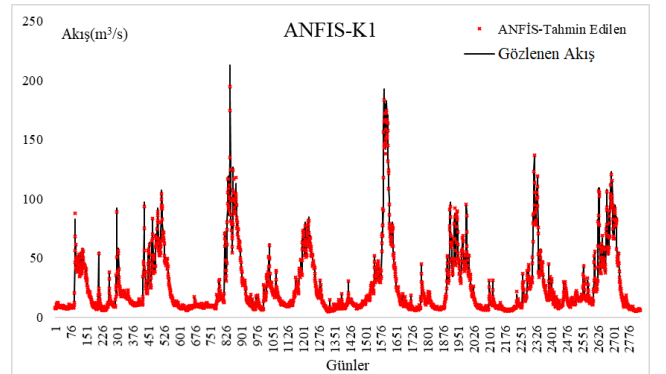
Durum	Eğitim-R ²	Eğitim-KOKH	Test-R ²	Test-KOKH
K1	0,988	4,770	0,959	4,675
K2	0,977	5,263	0,944	5,157
K3	0,955	4,994	0,889	4,894
K4	0,936	4,804	0,835	4,708
K5	0,983	5,763	0,949	5,648
K6	0,965	5,153	0,904	5,050
K7	0,942	5,926	0,848	5,808
K8	0,979	5,562	0,941	5,451
K9	0,948	4,886	0,863	4,788

ANFIS-K1 modeli için gözlenen akış değerleri ve model sonucu elde edilen tahmin değerlerini gösteren grafik Şekil 16'te gösterilmiştir.



Şekil 16. En yüksek determinasyon katsayısı değerine sahip ANFIS-K1 modelinin gözlenen değerlerle korelasyonu

Model tahmin sonucu ve gözlenen akış değerlerinin zaman serisi grafiği Şekil 17'de gösterilmiştir.



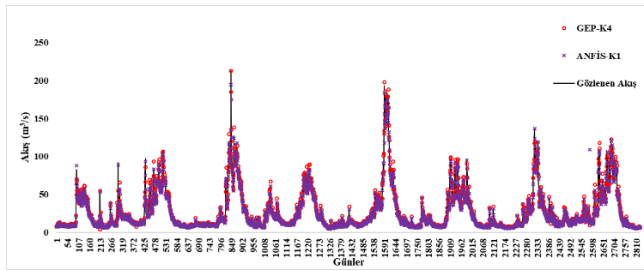
Şekil 17. Gözlenen akış değerleri ve ANFIS-K1 modeli ile tahmin edilen akış değerlerinin zaman serisi

Sonuçlar

Yapay zekâ teknikleri, su kaynakları sistemlerinin boyutlandırılması ve yönetilmesinde önemli bir rol oynayabilir. Bu teknikler, tahmin ve optimizasyon modelleri oluşturmak için kullanılabilir. Böylece su kaynakları yönetimi konusunda daha doğru ve etkili kararlar alınabilir. Bu nedenle, su kaynakları yönetimi konusunda yapay zekâ ve makine öğrenimi teknikleri kullanmak, hem su kaynakları yönetimi hem de çevre yönetimi açısından büyük bir potansiyele sahiptir.

Bu çalışmada, yağış ve akış arasındaki ilişkiyi modellemek için önceki günlerdeki yağış ve akış değerleri kullanılarak farklı senaryolar oluşturulmuştur. Bu senaryolar, yapay zekâ yöntemleri olan GEP ve ANFIS ile modellenmiş ve tahmin

sonuçları elde edilmiştir. Gözlenen akış ve modeller aracılığıyla elde edilen tahmin akış değerlerinin korelasyonunu gösteren Şekil 13 ve Şekil 16'da verilen saçılma diyagramları incelendiğinde ANFIS-K1 modelin GEP-K4 modeline göre daha az saçılma gösterdiği görülmektedir. Bu durum, ANFIS'in gerçek sonuçlara daha yakın tahminler yaptığını göstermektedir. Elde edilen model sonuçları ile gözlenen akışın zaman serisi grafiği üzerinde gösterilmesi Şekil 18'de gösterildiği gibidir. Grafikten anlaşılacağı üzere GEP ve ANFIS ile elde edilen tahmin akış, gözlenen akış ile uyumlu sonuçlar vermiştir. Özellikle GEP-K4 modeli, akışın maksimum olduğu dönemleri başarılı bir şekilde tahmin etmiştir. Bu, modelin yağış ve akış arasındaki ilişkiyi doğru bir şekilde yakaladığını ve bu ilişkiyi kullanarak gelecekteki akış değerlerini tahmin etmek için etkili bir araç olduğunu göstermektedir.



Şekil 18. Gözlenen akış ile modellerden elde edilen tahmini akışın zaman serisi

GEP modellemesi için belirli parametreler seçilmiştir, örneğin gen sayısı 3, kromozom sayısı 30 ve başlık uzunluğu 8 olarak belirlenmiştir. Ayrıca, toplam (+) bağlantı operatörü seçilmiş ve aritmetik operatörler ve matematiksel fonksiyonlar kullanılmıştır. Elde edilen GEP modellerinden en yüksek $R^2 = 0,954$ ve en düşük KOKH=5,524 değerleriyle en iyi performans gösteren modeli K4 olarak belirlenmiştir.

ANFIS modellemesi için ise ileri beslemeli 5 katmanlı bir YSA ağı kullanılmış ve her değişken girdisi için 3 kural tanımlanmıştır. Üyelik fonksiyonu olarak üçgen (triangle) tipi fonksiyon seçilmiştir. En iyi performansı gösteren ANFIS-K1 modeli, girdi olarak tahmin edilen günün yağış değeri ve önceki günün akış değeri gibi parametreleri kullanmış ve en yüksek $R^2=0,988$ ve en düşük KOKH=4,770 değerlerini elde etmiştir. Elde edilen değerler ANFIS'in GEP'e göre daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Bu çalışma, yağış ve akış ilişkisini modelleme konusunda yapay zeka yöntemlerinin etkisini göstermektedir. GEP ve ANFIS gibi yapay zeka teknikleri, hidroloji alanında akış tahmini gibi önemli uygulamalarda kullanılacak güçlü araçlar olarak ortaya çıkmaktadır. Bu çalışmanın sonuçları, su kaynaklarının yönetimi, su baskını tahmini ve hidrolojik planlama gibi alanlarda karar vericilere yardımcı olabilecek değerli bilgiler sunmaktadır.

Ancak, bu çalışmanın bazı sınırlamaları da vardır. Örneğin, modelleme sürecinde kullanılan veri setinin sınırlı bir zaman aralığını kapsaması ve bölgesel farklılıkları dikkate almaması gibi sınırlamalar mevcuttur. Bu nedenle, gelecekteki

çalışmalarda daha geniş veri setleri kullanılması ve farklı bölgelerdeki verilerin de dikkate alınması önerilmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma, GEP ve ANFIS gibi yapay zeka yöntemlerinin yağış ve akış tahmini konusunda etkili bir araç olabileceğini göstermektedir. Bu yöntemlerin daha fazla araştırılması ve geliştirilmesi, su kaynaklarının yönetimi ve hidrolojik planlama gibi alanlarda daha doğru ve güvenilir tahminler yapabilmemize yardımcı olabilir.

Kaynaklar

- [1] O. Fıstıkoğlu ve E. Biberöglü, *Küresel İklim Değişikliğinin Su Kaynaklarına Etkisi ve Uyum Önlemleri*, Ankara, 2008.
- [2] M. Bayazıt, *Hidrolojik Modeller*, İstanbul: İTÜ İnşaat Fakültesi Matbaası, 1998.
- [3] M. Bayazıt, *Hidroloji*, İstanbul: İTÜ İnşaat Fakültesi Matbaası, 1995.
- [4] V. V. Nabyev, *Yapay Zeka: İnsan-Bilgisayar Etkileşimi*, Ankara: Seçkin Yayıncılık, 2012.
- [5] A. Aytekin, M. Alp ve M. Asce, An application of artificial intelligence for rainfall-runoff modeling, *Journal of Earth System Science*, 117, pp. 145-155, 2008.
- [6] K. E. Lafdani, A. M. Nia, A. Pahlavanravi, A. Ahmadi ve J. Milad, Daily Rainfall-Runoff Prediction and Simulation Using ANN, ANFIS and Conceptual Hydrological MIKE11/NAM Models, *International Journal of Engineering & Technology Sciences*, 1(1), pp. 32-50, 2013.
- [7] S. K. T. Kuni ve M. C. Rainfall Runoff Modelling Using ANN and ANFIS, *International Symposium on Integrated Water Resources Management*, Kozhikode, 2014.
- [8] İ. H. İfşaat, V. Gümüş ve O. Şimşek, Evaluation of Gene Expression Method for Rainfall-Runoff Relationship: Case study of the E21A057 Station, 7. *International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science*, Şanlıurfa, 2019.
- [9] N. N. C. Razali, N. A. Ghani, S. I. Hisham, S. Kasim, N. S. Widodo ve T. Sutikno, Rainfall-Runoff Modelling Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 17(2), pp. 1117-1126, 2020.
- [10] R. Gerger, V. Gümüş ve S. Dere, Dicle Havzasının Yağış Akış İlişkisinin Belirlenmesinde Farklı Yapay Zeka Yöntemlerinin Değerlendirilmesi, *BŞEÜ Fen Bilimleri Dergisi*, 8(1), pp. 300-311, 2021.

- [11] ALOS PALSAR – Coverage Maps, [Çevrimiçi]. Available: <https://asf.alaska.edu/data-sets/sar-data-sets/alos-palsar/alos-palsar-coverage-maps/>. [Erişildi: 6 Mayıs 2023].
- [12] C. Ferreira, Gene Expression Programming: A New Adaptive Algorithm for Solving Problems, *Complex Systems*, 13(2), pp. 87-129, 2001.
- [13] J. R. Koza, Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
- [14] C. Ferreira, Gene-expression programming: Mathematical modeling by an artificial intelligence., Berlin, Heidelberg: Springer, 2006.
- [15] L.-Y. Wei, A Hybrid ANFIS Model Based on Empirical Mode Decomposition For Stock Time Series Forecasting, *Applied Soft Computing*, pp. 368-376, 2016.
- [16] J. Jang, ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System, *IEEE Transactions on Systems*, pp. 665-685, 1993.
- [17] M. Waqas, M. Saifullah, S. Hashim, M. Shoaib, A. Naseem ve M. Khan, Modelling of Rainfall-runoff process by GEP, RBF-SVM and M5 model tree in Jhelum River Basin, Pakistan, *CEWRE/ICHWR*, 21(16), pp. 105-115, 2021.