



Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi
Dicle University Journal of the Institute of Natural and Applied Sciences

<https://dergipark.org.tr/tr/pub/dufed>

Araştırma Makalesi / Research Article

Taşkın Verilerinin Modellenmesinde MEP Yönteminin Kullanılabilirliğinin Araştırılması

Investigation of the Usability of the MEP Method in Flood Data Modeling

Abdullah KIZILKAYA ^{1,*}, Tamer BAĞATUR ², Hüseyin FİDAN ³

^{1,3} Dicle Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, 21280, Diyarbakır, Türkiye

² Dicle Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, 21280, Diyarbakır, Türkiye

<https://doi.org/10.55007/dufed.1680507>

MAKALE BİLGİSİ

Makale Tarihi

Alınış, 20 Nisan 2025

Revize, 20 Mayıs 2025

Kabul, 02 Haziran 2025

Online Yayınlama, 03 Ekim 2025

Anahtar Kelimeler

MEP, Taşkın öteleme ve modelleme, Isparta/Sütçüler

ARTICLE INFO

Article History

Received, 20 April 2025

Revised, 20 May 2025

Accepted, 02 June 2025

Available Online, 03 October 2025

Keywords

MEP, Flood routing and modeling, Isparta/Sutculer

ÖZ

Yağış-akış süreci, mühendislik açısından su çevriminin temel bileşenlerinden biridir ve olası yağışlardan oluşabilecek akışın tahmini, su kaynaklarının planlanmasında büyük önem taşır. Bu bağlamda hem fiziksel hem de veri tabanlı birçok model geliştirilmiştir. Akış hidrografi, bir havzanın zamanla değişen akış tepkisini yansıtırken, günümüzde taşkın verilerinin yorumlanması ve modellenmesi hidrolojik çalışmaların önemli bir parçasını oluşturur. Bu çalışmada, gözlemlenmiş taşkın hidrografları ve havza özellikleri kullanılarak Çoklu İfade Programlama (MEP) yöntemiyle taşkınların modellenme potansiyeli araştırılmıştır. Çalışmanın odak noktası, Isparta Sütçüler Havzası'na ait 1995 yılı taşkın verilerinin MEP ile modellenmesidir. Geliştirilen modellerin doğruluk ve uygulanabilirlik düzeylerini değerlendirmek için Determinasyon Katsayısı (R^2) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) gibi çeşitli istatistiksel metrikler kullanılmıştır. Söz konusu çalışma neticesinde, taşkın verilerinin MEP ile modellenmesinde tek bir zaman serisi yerine daha küçük periyotlar kullanılması durumunda başarılı ve etkili sonuçlar elde edildiği, MEP yönteminin taşkın modelleme çalışmalarında yüksek doğruluk ve uygulanabilirlik sağladığı sonucuna varılmıştır. Özellikle yağış ve akış gibi elde edilmesi zor verilerin MEP ve benzeri yapay zekâ teknikleriyle işlenmesinin, debi tahminlerinin doğruluğu açısından önem arz ettiği kıymetlendirilmiştir.

ABSTRACT

The rainfall-runoff process is one of the fundamental components of the hydrological cycle from an engineering perspective, and estimating runoff resulting from potential precipitation events plays a critical role in water resources planning. In this context, numerous models, both physically

***Sorumlu Yazar**

E-posta Adresleri: kizilkaya.2635@gmail.com (Abdullah KIZILKAYA), tbagatur@dicle.edu.tr (Tamer

BAĞATUR), fdnhsyn87@gmail.com (Hüseyin FİDAN)

based and data-driven, have been developed. While the flow hydrograph reflects the time-dependent runoff response of a watershed, the interpretation and modeling of flood data today constitute a significant aspect of hydrological studies. In this study, the potential of the Multi Expression Programming (MEP) method for flood modeling was investigated using observed flood hydrographs and watershed characteristics. The main focus of the study is the modeling of the 1995 flood event in the Isparta-Sütçüler Watershed using MEP. Various statistical metrics, such as the Coefficient of Determination (R^2) and Mean Absolute Error (MAE), were used to evaluate the accuracy and applicability of the developed models. As a result of the study, it was concluded that using shorter time intervals instead of a single continuous time series in MEP-based flood modeling yielded more successful and effective results. The MEP method was found to provide high accuracy and practical applicability in flood modeling studies. It was also emphasized that processing hard-to-obtain data, such as precipitation and runoff, using MEP and similar artificial intelligence techniques is important for improving the accuracy of discharge estimations.

1. GİRİŞ

Yağışların ilk ulaştığı alanlar genellikle havzalardır ve bu yağışlar şiddetli yağmur ya da kar erimesi şeklinde olabilir. Bu durum yüksek debi ve akış hızına neden olarak, kontrolsüz olduğunda taşkınlara yol açabilir. Özellikle bahar aylarında görülen taşkınlar, yerleşim yerleri, altyapı ve sosyo-ekonomik yaşam üzerinde olumsuz etkiler yaratır. Taşkınlara ait hidrolik veriler, su yapılarının tasarımı ve güvenliği açısından kritik öneme sahiptir. Bu verilerin yapay zekâ ve matematiksel modellerle analiz edilmesi, taşkın risklerinin önceden belirlenmesini ve gerekli önlemlerin alınmasını sağlar [1].

Türkiye, topografik yapısı, jeolojik özellikleri ve yarı kurak iklimi nedeniyle taşkın, sel, heyelan ve çığ gibi doğal afetlere sıkça maruz kalmaktadır. Özellikle son yıllarda hem ülkemizde hem de dünyada erozyon kaynaklı doğal afetlerde artış gözlemlenmektedir. Artan sanayileşme ve şehirleşmeyle birlikte, akarsu havzalarında yapılan yapılaşmalar toprak-su-bitki dengesini bozmakta, bu da taşkınların afet boyutuna ulaşmasına neden olmaktadır. Bölgesel yağış farklılıkları da taşkın riskini artırmakta, özellikle kıyı bölgelerde orografik, iç bölgelerde ise konvektif yağışlar etkili olmaktadır. Bu riskleri azaltmak amacıyla baraj, sedde gibi taşkın kontrol yapıları inşa edilmekte ve Devlet Su İşleri (DSİ) bu yapıları planlayıp uygulamaktadır. Her ne kadar taşkın kontrol yapıları can kayıplarını azaltmada başarılı olsa da artan alt ve üst yapı maliyetleri sebebiyle ekonomik kayıplar hâlâ ciddi düzeydedir.

1975-2002 yılları arasında 487 taşkın sonucu 493 kişi hayatını kaybederken, 2003-2015 döneminde taşkın sayısı 722 ye çıkmasına rağmen can kaybı 227 ye düşmüştür [2]. Ancak can kaybının düşmesine rağmen ekonomik zararlar aynı oranda azalmamıştır. Son yıllarda büyük etki yaratan taşkın olayları arasında 2006 Batman-İlüh Deresi, 2009 İstanbul-Ayamama Deresi, 2010 Konya-Çarşamba

Çayı, 2012 Samsun-Yılanlı, Mert ve İncirli Dereleri, 2014 Hatay-Sarı Çay ve 2021 Kastamonu-Bozkurt Ezine Çayı taşkınları yer almaktadır.

Taşkın ötelenmesi, akarsu havzasında suyun membadan mansaba ilerlerken depolama yapılarının etkisiyle akımın zaman ve konum açısından değişimini ifade eder. Bu olgu, taşkın dalgasının mansaba doğru ilerlerken zaman ekseninde ötelenmesi ve sönümlenmesiyle karakterizedir. Taşkın dalgasının hızı (selerite) ve sönümlenme miktarı, etkileyen kuvvetler ve depolama gibi faktörlerle belirlenir. Özellikle rezervuar ve göllerden geçişte taşkın debisinin azalması, bu etkilerin doğrudan bir sonucudur. Taşkın ötelenmesi hesaplamaları, taşkın kontrolü ve su yapılarının projelendirilmesinde hayati öneme sahiptir. Bu hesaplamalar sayesinde, taşkın debileri ve su seviyeleri önceden belirlenebilir; baraj, dolusavak, batardo ve koruma yapılarının boyutlandırılması planlanabilir. Kentleşmiş alanlardaki yağmur suyu şebekeleri için de bu hesaplamalar sayesinde altyapının güzergâhı ve boyutları doğru şekilde belirlenir. Böylece, can ve mal kaybı en aza indirilebilir ve maliyet etkin projeler geliştirilebilir.

Taşkın ötelenmesi için kullanılan yöntemler, genel olarak hidrolojik ve hidrolik olmak üzere iki ana gruba ayrılır [3,4]. Hidrolojik öteleme yöntemleri, süreklilik denkleminde dayanır ve özellikle az veriyle hızlı sonuç alınabilmesi sayesinde tercih edilir [5]. Bu yöntemlerde, akarsu yatağı segmentlere bölünerek her segmentte giriş ve çıkış debileri üzerinden hesaplamalar yapılır. Muskingum ve SCS gibi yöntemler bu grupta yer alır; özellikle Muskingum Yöntemi, doğrusal depolama ilişkisi ve hesaplama kolaylığı nedeniyle yaygın olarak kullanılır [6,7].

Hidrolik öteleme yöntemleri ise, süreklilik denkleminde ek olarak hareket denkleminde de faydalanarak daha gerçekçi ve fiziksel temelli sonuçlar sunar. Kinematik Dalga, Muskingum-Cunge ve Dinamik Dalga Yöntemleri bu gruba girer [5,8,9]. Kinematik Dalga Yöntemi basit ve hızlıdır ancak bazı fiziksel varsayımlar nedeniyle sınırlıdır [10,11]. Muskingum-Cunge Yöntemi, kanal özelliklerini dikkate alarak daha doğru sonuçlar sağlar [12]. En karmaşık ama en hassas yöntem olan Dinamik Yöntem ise, Saint Venant denklemlerinin tümünü içerir ve yüksek doğruluk sunar, ancak uygulaması zor ve hesaplama açısından yoğundur [13,14].

Literatürde Çoklu İfade Programlama (MEP) yöntemi kullanılarak yapılan çalışmalar incelendiğinde taşkın öteleme çalışmalarında doğrudan kullanıldığına dair bir örnek bulunmadığı görülmektedir. Ancak, MEP'in aynı evrensel hesaplama ailesinde yer alan Genetik İfadeli Programlamanın (GEP) bu alandaki başarılı uygulamaları, MEP'in de benzer şekilde etkili olabileceğini düşündürmüştür, ayrıca MEP'in çoklu ifade üretme yeteneği ve sembolik regresyon kabiliyeti, taşkın öteleme gibi karmaşık hidrolik süreçlerin modellenmesinde potansiyel avantajlar sunabileceğinden yola çıkarak bu çalışma hazırlanmıştır. Odak noktası olan 4 Kasım 1995 tarihinde Sütçüler'de meydana gelen taşkın, MEP yöntemiyle modellenmiş, modelin performansını değerlendirmek amacıyla determinasyon

katsayısı (R^2), ortalama mutlak hata (MAE), ortalama mutlak kare hata (MSE), kök ortalama kare hata (RMSE), ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) ve karekök ortalama logaritmik hata (RMSLE) istatistiksel metriklerinden yararlanılmıştır. Ayrıca, MEP modelinden elde edilen sonuçlar, odak noktası olan taşkına ait verilerinin GEP ile modellenmesi sonucu ulaşılan sonuçlar ile karşılaştırılmıştır.

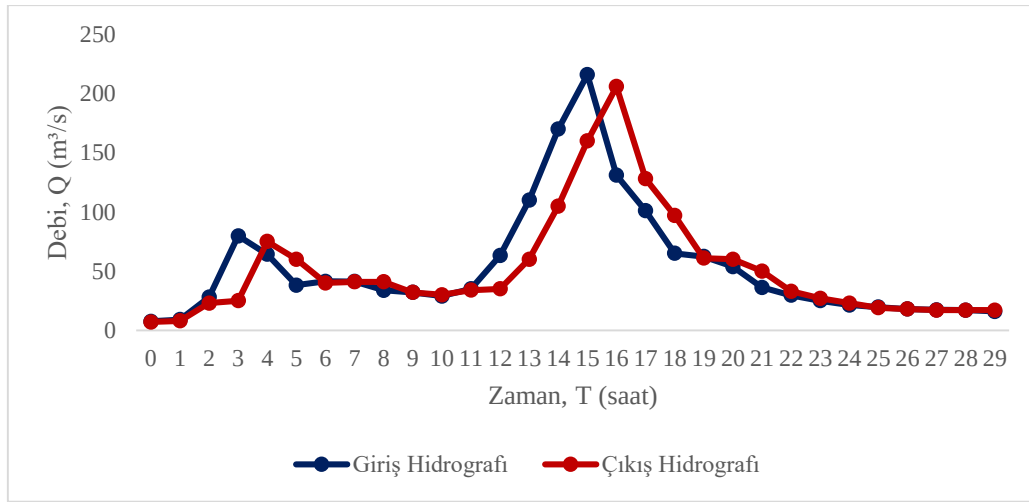
Bu alanda diğer modelleme araçları ile yapılan çalışmalar incelendiğinde; Y. Yaman ve F. Önen [15] havza yağış-akış modellemesi için GEP ve Uyarlanabilir Sinirsel-Bulanık Çıkarım Sistemini (ANFIS) kullanarak tahminlerde bulunmuş, nihai olarak yüksek doğruluk ve düşük hata payları elde ederek yapay zekâ tekniklerinin yağış-akış ilişkisini belirlemede etkili bir araç olduğu sonucuna varmışlardır. Harici olarak MEP ile farklı disiplinlerde yapılan diğer çalışmalara değinmek gerekirse; F. E. Jalal, M. Iqbal ve M. A. Khan [16] genişleyebilir toprakların, şişme basıncının hesaplanmasına yönelik yaptıkları çalışmada; GEP ve MEP modellemelerini kullanmış, söz konusu modellerin genişleyebilir toprakların şişme özelliklerini başarıyla karakterize ettiğini ve makul tahmin performansı sunduğunu değerlendirmişlerdir. Bununla birlikte, MEP modelinin GEP'e göre daha üstün bir performans sergilediğini tespit etmişlerdir. M. I. Faraz, S. U. Arifeen ve M. N. Amin [17] metakaolin çimento katkı maddesi içeren betonun basınç dayanımını tahmin etmeye yönelik yaptıkları çalışmada GEP ve MEP tekniklerini kullanmış, yaptıkları tahminlerde etkili bir analiz ve öngörü yapılmasını sağlamışlardır. Kullandıkları iki modelin performansını kıyaslamış ve MEP'in daha yüksek doğruluk tahminine sahip olduğunu belirlemişlerdir. H. L. Wang ve Z. Y. Yin [18] ise yaptıkları çalışma ile zemin sıkışma parametrelerinin tahminine yönelik olarak MEP yöntemini kullanarak yeni bir model geliştirmişlerdir. Modelin geçerliliği ve duyarlılık analizini gerçekleştirmiş, önerilen modelin veri tabanındaki tüm zemin türleri için zemin sıkışma parametrelerini yüksek doğrulukla tahmin edebildiği sonucuna ulaşmışlardır.

1. MATERYAL VE METOT

2.1 Materyal

Çalışma yapılan Sütçüler, Isparta'nın güneyinde yer alan bir ilçe olup rakımı 250-3500 metre arasında değişmektedir. Tamamen dağlık bir coğrafyaya sahip olan ilçede Batı Torosların etkisiyle engebeli bir arazi yapısı görülür. Ayrıca Köprüsü ve Aksu Deresi olmak üzere iki büyük akarsuyu barındırır. 4 Kasım 1995'te ilçede etkili olan dolu ve şiddetli yağmur sonucu meydana gelen taşkın, ciddi can ve mal kayıplarına neden olmuştur. Dört saat süren yağışta 111,4 mm yağış kaydedilmiş, Değirmendere'de su seviyesi 5,90 metreye yükselmiş ve taşkın debisi 456,64 m³/s olarak ölçülmüştür. Bu olayda köprüler yıkılmış, balık çiftlikleri zarar görmüş ve bir belediye otobüsündeki dört kişi yaşamını yitirmiştir. Taşkın Karacaören 1 Barajı'nda su seviyesini 0,81 metre yükseltmiş, yüzeysel akışlar ve heyelanlar özellikle karstik yapıli bölgelerde büyük hasar yaratmıştır.

Sütçüler ilçe merkezi ile taşkın meydana geldiği drenaj alanının en yüksek noktası arasında 320 metrelik bir kot farkı ve 50 metrelik bir mesafe bulunmaktadır. Yaklaşık olarak 2/3 oranında bir yamaç eğimine sahip olan bu alanda, taşkın oldukça yüksek bir akış hızına ulaşmış ve aynı hızla Sütçüler ilçe merkezinden geçmiştir. Daha sonra, topografyanın genişlemesiyle birlikte taşkın, ilçe merkezi ile Değirmendere arasında 220 metrelik kot farkını iki kilometrelik bir mesafede kat ederek ilerlemiştir. Bu süreçte, uzun mesafeden gelen tüm yan kollar Azmak Deresi'nde birleşmiş ve taşkın, Değirmendere'ye doğru akışını sürdürmüştür. Söz konusu taşkına ait 9-88 ve 9-89 numaralı istasyonlarda ölçülen giriş ve çıkış debi değerleri Şekil 1'de sunulmuştur.



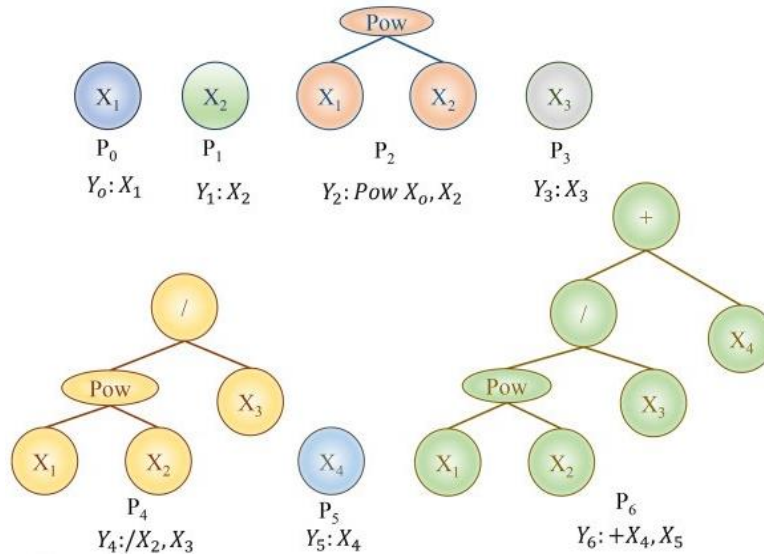
Şekil 1. 9-88 ve 9-89 Numaralı İstasyonlarının Ölçüm Değerleri [19]

2.2 Metot

2.2.1 Çoklu İfade Programlama (MEP)

Genetik Algoritma (GA), doğadan esinlenen bir optimizasyon ve arama yöntemidir. Bu algoritma, Charles Darwin'in evrim teorisindeki doğal seçim sürecinden ilham alınarak geliştirilmiştir [20]. Genetik algoritmalar, genellikle geniş ve karmaşık arama alanlarında en iyi çözümü bulmayı hedefler ve özellikle zorlu problemlerin çözümünde etkili bir yöntem olarak öne çıkar. Bu yöntemin temel kavramları, özellikleri, avantajları ve kullanım alanları incelendiğinde: Kromozom, bir bireyi temsil eden sabit uzunlukta gen dizilerinden oluşur ve genellikle ikili kodlamayla (0 ve 1) ile ifade edilir. Gen, kromozomun bir parçası olup bireyin özelliklerini tanımlayan bir birimdir. Popülasyon, bir nesilde bulunan kromozomların toplamı olarak ifade edilir ve çözüme ulaşmak için arama uzayını temsil eden potansiyel çözümler topluluğudur. Uygunluk fonksiyonu (fitness), her bireyin çözüm kalitesini değerlendiren bir fonksiyondur. Bireyin ne kadar uygun olduğunu ölçer. Seçim, daha iyi çözümler oluşturma potansiyeline sahip bireylerin belirlenip seçildiği bir süreçtir. Genellikle uygunluğu yüksek olan bireyler tercih edilir. Çaprazlama (crossover), iki bireyin genetik bilgilerini birleştirerek yeni bireyler oluşturma işlemidir. Tek noktalı veya çok noktalı çaprazlama yöntemleri sıkça kullanılır.

Mutasyon ise, yeni çeşitlilik oluşturmak amacıyla kromozomların bazı genlerinin rastgele değiştirilmesidir. MEP algoritma yapısını tanımlayan tipik kromozomlar Şekil 2’de sunulmuştur.



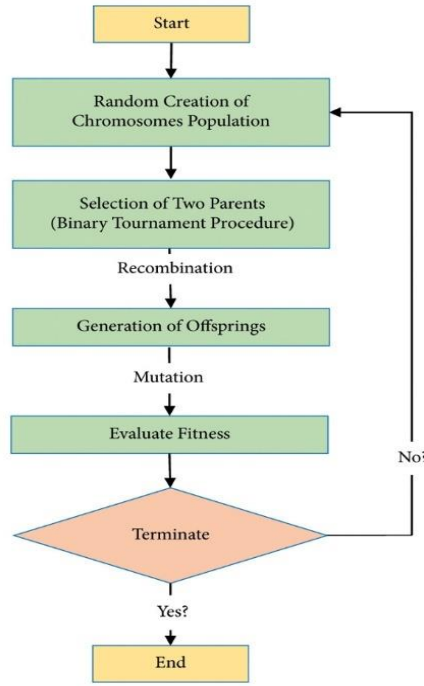
Şekil 2. MEP Algoritma Yapısını Tanımlayan Tipik Kromozomlar [21]

MEP modellemesinin performansında, algoritma parametrelerinin uygun şekilde ayarlanması büyük önem arz eder. Bu nedenle, parametre optimizasyonu, modelin doğruluğu, genellenabilirliği ve hesaplama verimliliği açısından kritik bir adımdır. MEP algoritmasında optimize edilmesi gereken temel parametreler ve etkileri incelendiğinde;

- **Popülasyon Büyüklüğü:** Popülasyon, bir jenerasyondaki toplam kromozom sayısını ifade eder. Popülasyon büyüklüğünün artırılması, arama uzayının daha geniş bir bölümünün keşfedilmesini sağlar; ancak bu durum hesaplama maliyetini de yükseltir. Düşük popülasyon büyüklüğü ise hızlı sonuç üretir ancak yerel minimumlara takılma riskini artırır. Optimum popülasyon değeri, probleme ve veri setinin karmaşıklığına bağlı olarak belirlenmelidir.
- **Kromozom Uzunluğu (gen sayısı):** MEP kromozomları sabit uzunluktadır ve her gen bir alt ifade (sub-expression) üretir. Kromozom uzunluğu, çözüm ifadesinin karmaşıklığını belirler. Çok kısa kromozomlar modelin ifade gücünü sınırlarken, çok uzun kromozomlar aşırı öğrenmeye (overfitting) yol açabilir. Uygun uzunluk, test doğruluğu ve model sadeliği arasında denge sağlanarak optimize edilmelidir.
- **Operatör Seti (fonksiyonlar ve terminal değerler):** MEP algoritmasında kullanılacak matematiksel operatörler (örneğin, $+$, $-$, $*$, $/$, pow , $\sin$, $\log$ vb.) ve terminal seti (girdi değişkenleri ve sabitler), ifadenin yapısını ve çözüm kalitesini doğrudan etkiler. Operatör setinin genişliği, çözüm uzayının çeşitliliğini artırırken hesaplama karmaşıklığını da beraberinde getirir. Problemin doğasına uygun operatörler seçilmelidir.

- Çaprazlama Oranı (crossover rate): Crossover, genetik materyalin bir sonraki nesle aktarılmasında temel işlemdir. Crossover oranı genellikle %70–90 arasında seçilir. Bu oranın çok düşük olması genetik çeşitliliği sınırlar; çok yüksek olması ise iyi çözümlerin bozulmasına neden olabilir.
- Mutasyon Oranı (mutation rate): Mutasyon, yeni çözümlerin ortaya çıkmasını sağlayan mekanizmadır. Düşük mutasyon oranı, evrimin istikrarını sağlar ancak çeşitliliği azaltır. Yüksek oran ise rastgeleliğin artmasına neden olur. Genellikle %1–5 arasında tutulur.
- Seçilim Yöntemi: En yaygın kullanılan seçilim stratejilerinden biri olan ikili turnuva seçimi (binary tournament selection), uygunluğu yüksek bireylerin daha sık seçilmesini sağlar. Bu yöntem, elitizmle desteklendiğinde daha kararlı bir evrimsel süreç elde edilir.
- Durdurma Kriteri (termination criteria): MEP algoritması genellikle belirli bir nesil sayısı (iteration) sonunda ya da belirli bir uygunluk değeri elde edildiğinde durdurulur. Uygun durdurma koşulları hem zaman verimliliği hem de aşırı öğrenmeyi önlemek açısından önemlidir.

Şekil 3’te belirtildiği üzere genetik algoritma süreci, öncelikle rastgele olarak farklı bireylerden (kromozomlardan) oluşan bir başlangıç popülasyonunun oluşturulmasıyla başlar. Her kromozom, potansiyel bir matematiksel ifade olup, birden fazla alt ifade içerebilir. Bu özelliği ile MEP, klasik genetik programlamadan ayrılmaktadır çünkü her kromozom tek bir çözüm değil, çoklu ifadeler içerir ve bunlardan en uygun olanı seçilir. Ardından, ikili turnuva yöntemi kullanılarak popülasyondan iki ebeveyn birey seçilir. Bu yöntem, rastgele seçilen iki bireyin uygunluk (fitness) değerlerini karşılaştırarak daha uygun olanı seçme prensibine dayanır. Ebeveyn bireyler üzerinde yeniden kombinasyon (rekombinasyon) işlemi gerçekleştirilir. Bu işlem, ebeveynlerin genetik bilgilerini birleştirerek yeni bireyler (offspring) oluşturmayı sağlar. Bu süreçte, matematiksel ifadeler yeniden düzenlenerek daha iyi çözümler elde edilmeye çalışılır. Yeni oluşan bireyler üzerinde mutasyon işlemi uygulanır. Mutasyon, bireylerdeki bazı genlerin rastgele değiştirilmesi ile gerçekleştirilir ve popülasyona çeşitlilik kazandırır. Bu çeşitlilik, algoritmanın yerel minimumlara sıkışmadan küresel optimum çözüme ulaşabilmesini kolaylaştırır. Her yeni bireyin uygunluğu (fitness değeri), önceden tanımlı bir performans kriterine göre değerlendirilir. Bu değerlendirme genellikle kök ortalama kare hata (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE) veya determinasyon katsayısı (R^2) gibi istatistiksel ölçütlerle yapılır. Değerlendirme sonrasında, algoritmanın sonlandırma kriteri kontrol edilir. Bu kriter genellikle maksimum nesil sayısı veya belirli bir hata eşik değerine ulaşılması şeklinde tanımlanır. Kriter sağlanmamışsa, döngü yeniden başlatılarak popülasyon güncellenir; sağlanmışsa algoritma sonlandırılır.



Şekil 3. MEP Modelleme Yaklaşımının Çalışma Mekanizması [22]

Sonuç olarak, MEP algoritması veri setine en uygun matematiksel ifadeyi veya ifadeleri evrimsel süreçler yardımıyla otomatik olarak türetir [23]. MEP, genetik algoritmalarından türetilmiş bir yöntem olduğu için evrimsel hesaplama ile ilgilenen araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılır. Özellikle karmaşık matematiksel ifadelerin optimize edilmesi gereken durumlarda oldukça etkili bir yaklaşımdır.

2.2.2 MEP ve GEP Yapısal Özelliklerinin Karşılaştırılması

Araştırma sonucunda model sonuçlarının karşılaştırıldığı GEP, rastgele oluşturulan sabit uzunluktaki kromozomları matematiksel ifadelere dönüştürerek, uygunluk fonksiyonu aracılığıyla en iyi çözümü evrimsel olarak arayan bir algoritmadır. Bu süreçte kromozomlar ifade ağaçlarına çevrilir, seçim ve genetik operatörlerle geliştirilen yeni nesillerle optimum modele ulaşılır. GEP ve MEP genetik programlama tabanlı evrimsel algoritmalar olup, matematiksel modelleme, tahmin ve optimizasyon problemlerinde sıkça kullanılır. Ancak yapısal olarak bazı benzerlikleri olduğu gibi önemli farkları da vardır. Benzer özellikleri aşağıda sıralanmış, yapısal farklılıkları ise Tablo 1’de sunulmuştur.

- Evrimsel Temel: Her iki yöntem de genetik algoritmaların temel prensiplerini (seçim, çaprazlama, mutasyon) kullanır.
- Amaç: Karmaşık ilişkileri açıklayan matematiksel modeller üretmek ve veri odaklı tahminlerde bulunmak için geliştirilmişlerdir.

- Fonksiyon ve Terminal Setleri: Her iki yöntemde de bir fonksiyon kümesi (örn. +, -, *, /) ve terminal kümesi (giriş değişkenleri ve sabitler) tanımlanır.
- Fitness Değerlendirmesi: Bireylerin başarısı, genellikle hata ölçütleri (örneğin RMSE, MAE) ile ölçülür.

Tablo 1. MEP ve GEP Yapısal Farklılıklarının Karşılaştırılması

Özellik	GEP	MEP
Kromozom Yapısı	Sabit uzunlukta kromozomlar, her kromozom birden fazla gen içerir.	Tek bir doğrusal kod dizisi (lineer), ifadeler ardışık olarak saklanır.
Model Temsili	Kromozomlar ifade ağaçlarına (ET) dönüştürülür.	Her genetik ifade doğrudan kodlanır, ağaç yapısına dönüşmez.
Çıktı İfadesi	Kromozomdan tek bir matematiksel denklem elde edilir.	Her birey birden çok ifade içerir, en uygun olanı seçilir.
Çözüm Stratejisi	Genler ağaç yapısında birleşir.	Kodlanmış çoklu ifadelerden en iyisi değerlendirilir.
Kararlılık ve Hız	Genellikle daha kararlı ve görsel yorumlanabilir.	Daha hızlı çalışır, ancak model ifadesi GEP kadar açık olmayabilir.

2.2.3 Modellerin Değerlendirmesine Yönelik İstatistiksel Ölçümler

Geliştirilen modellerin doğruluk ve uygulanabilirlik düzeylerini değerlendirmek için çeşitli istatistiksel metrikler hesaplanır. Bunlar arasında; Determinasyon Katsayısı (R^2), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Ortalama Mutlak Kare Hata (MSE), Kök Ortalama Kare Hata (RMSE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE) ve Karekök Ortalama Logaritmik Hata (RMSLE) gibi ölçütler yer alır. Bu metrikler üzerinden yapılan analizlerle modelin performansı incelenir. Özellikle, R^2 değeri, modelin uygulanabilirliği açısından en güvenilir göstergelerden biri olarak öne çıkar. Geliştirilen modelin değerlendirilmesinde kullanılan istatistiksel göstergelerin tanımı ve formülleri aşağıdaki gibi verilmiştir.

2.2.3.1 Determinasyon katsayısı (R^2)

Mükemmel uyumlu bir sonuç için R^2 en yüksek değeri 1'dir. 1'e yaklaştıkça model daha iyi sonuçlar verecektir. R^2 için değerlendirme ölçütleri şu şekildedir; Mükemmel: $0,90 \leq R^2$; İyi: $0,80 \leq R^2 < 0,90$; Orta: $0,65 \leq R^2 < 0,80$; Zayıf: $0,50 \leq R^2 < 0,65$; Çok Zayıf: $R^2 < 0,50$ dir [24]. Formülasyonu Denklem (1) ile gösterilmiştir.

$$1 - \frac{\sum_{j=1}^k (P_j - M_j)^2}{\sum_{j=1}^k (P_j - \bar{M}_j)^2} \quad (1)$$

Burada; " $(P_j - M_j)^2$ " Modelin tahmin ettiği değerlerle gerçek değerler arasındaki farkın karesini ifade eder. " $(P_j - \bar{M}_j)^2$ " ise gerçek değerlerle, gerçek verilerin ortalaması arasındaki farkın karesini yani bağımlı değişkenlerin toplam varyansını gösterir.

2.2.3.2 Ortalama mutlak hata (MAE)

Bir modelin tahmin ettiği değerlerle gerçek değerler arasındaki farkın mutlak değerlerinin ortalamasını hesaplayan bir hata metriğidir. Formülasyonu Denklem (2) ile belirtilmiştir. MAE, bir modelin tahminlerinin ne kadar doğru olduğunu yorumlamak için kullanılır ve ölçüt olarak oldukça sezgiseldir çünkü hataların ortalama büyüklüğünü doğrudan verir. MAE sonuçlarının değerlendirilmesi için veri setinin büyüklüğü ve ortalama değerin birlikte kıymetlendirilmesi gerekmekte olup daha anlamlı yorum yapabilmek için Denklem (3) ile belirtilen normalize MAE (nMAE) kullanılmalıdır. nMAE değerlendirme ölçütleri şu şekildedir; Mükemmel: $nMAE \leq \%10$; İyi: $\%10 < nMAE \leq \%20$; Orta: $\%20 < nMAE \leq \%30$; Zayıf: $\%30 < nMAE \leq \%50$; Çok Zayıf: $nMAE > \%50$ 'dir [25].

$$\frac{\sum_{j=1}^k |P_j - M_j|}{k} \quad (2)$$

Burada; “ (P_j) ” modelin tahmin ettiği değeri, “ (M_j) ” gerçek değeri, “ k ” ise gözlem sayısını ifade eder.

$$nMAE = \frac{MAE}{\bar{y}} \times 100 \quad (3)$$

Burada; “ $(\bar{y})$ ” gerçek değerlerin ortalamasını ifade eder.

2.2.3.3 Ortalama mutlak kare hata (MSE)

Bir modelin tahmin ettiği değerlerle gerçek değerler arasındaki farkın mutlak değerlerinin karesinin ortalamasını hesaplayan bir hata metriğidir. Formülasyonu Denklem (4) ile belirtilmiştir. MSE, bir modelin veya tahminin performansını değerlendirerek modelin doğruluğu, tahmini sapması, hata dağılımı gibi konularda fikir verir. MSE sonuçlarının değerlendirilmesi için veri setinin büyüklüğü ve ortalama değerin birlikte kıymetlendirilmesi gerekmekte olup bu amaçla MSE'nin daha yorumlanabilir hali olan RMSE esas alınır [26].

$$\frac{\sum_{j=1}^k |P_j - M_j|^2}{k} \quad (4)$$

Burada; “ (P_j) ” modelin tahmin ettiği değeri, “ (M_j) ” gerçek değeri, “ k ” ise gözlem sayısını ifade eder.

2.2.3.4 Kök ortalama kare hata (RMSE)

Bir modelin tahmin ettiği değerler ile gerçek değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasının karekökünü alan bir hata ölçütüdür. Formülasyonu Denklem (5) ile belirtilmiştir. RMSE, tahmin hatalarının büyüklüğünü ölçmek ve modelin doğruluğunu değerlendirmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. RMSE sonuçlarının değerlendirilmesi için veri setinin büyüklüğü ve ortalama değerler birlikte kıymetlendirilmesi gerekmekte olup daha anlamlı yorum yapabilmek için Denklem (6) ile belirtilen normalize RMSE (nRMSE) kullanılmalıdır. nRMSE değerlendirme ölçütleri şu şekildedir; Mükemmel: $nRMSE \leq 10\%$; İyi: $10\% < nRMSE \leq 20\%$; Orta: $20\% < nRMSE \leq 30\%$; Zayıf: $30\% < nRMSE \leq 50\%$; Çok Zayıf: $nRMSE > 50\%$ dir [26].

$$\sqrt{\sum_{j=1}^k (P_j - M_j)^2 / k} \quad (5)$$

Burada; “ (P_j) ” modelin tahmin ettiği değeri, “ (M_j) ” gerçek değeri, “ k ” ise gözlem sayısını ifade eder.

$$nRMSE = \frac{RMSE}{\bar{y}} \times 100 \quad (6)$$

Burada; “ $(\bar{y})$ ” gerçek değerlerin ortalamasını ifade eder.

2.2.3.5 Ortalama mutlak yüzde hata (MAPE)

Tahminlerin gerçek değerlerle ne kadar uyumlu olduğunu değerlendiren bir hata metriğidir. MAPE, tahmin hatalarının yüzdesini ölçer ve bu yüzdelere ortalamasını alarak modelin performansını değerlendirir. Formülasyonu Denklem (7) ile belirtilmiştir. Genellikle tahmin modelinin doğruluğunu ve hatalarını anlamak için kullanılmaktadır. MAPE için değerlendirme ölçütleri şu şekildedir; Mükemmel: $0 \leq MAPE \leq 10\%$; İyi: $10\% \leq MAPE \leq 20\%$; Orta: $20\% \leq MAPE < 50\%$; ve Zayıf: $50\% \leq MAPE$ dir [27].

$$\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \left| \frac{P_j - M_j}{P_j} \right| \times 100 \quad (7)$$

Burada; “ (P_j) ” modelin tahmin ettiği değeri, “ (M_j) ” gerçek değeri, “ k ” ise gözlem sayısını ifade eder.

2.2.3.6 Karekök ortalama logaritmik hata (RMSLE)

Bir modelin tahmin ettiği değerler ile gerçek değerler arasındaki farkı değerlendirmek için kullanılan bir hata metriğidir. Formülasyonu Denklem (8) ile belirtilmiştir. Özellikle tahmin edilen değerlerin ölçek farklarının olduğu durumlarda veya orantılı hataların önemli olduğu durumlarda kullanışlıdır. RMSLE, tahmin ve gerçek değerlerin logaritmalarını alarak hatayı ölçer, bu da küçük hataları ve orantılı farklılıkları vurgulamaktadır. RMSLE için değerlendirme ölçütleri şu şekildedir; Mükemmel: $RMSLE < 0,25$; İyi: $0,25 \leq RMSLE < 0,50$; Orta: $0,50 \leq RMSLE < 0,75$; Zayıf: $0,75 \leq RMSLE < 1,00$; Çok Zayıf: $RMSLE \geq 1,00$ 'dir [28].

$$\sqrt{\left[\sum_{j=1}^k [\log(M_j + 1) - \log(P_j + 1)]^2 \right] / k} \quad (8)$$

Burada; " (P_j) " modelin tahmin ettiği değeri, " (M_j) " gerçek değeri, " k " ise gözlem sayısını ifade eder.

2.2.4 Belirsizlik Analizi

Bu çalışmada, tahmine dayalı bir modelin genel belirsizliğini incelemek amacıyla niceliksel regresyon (QR) yöntemi kullanılmıştır. Niceliksel regresyon analizi, bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki niceliksel ilişkiyi değerlendirmek için kullanılan bir istatistiksel yöntemdir [29]. Bu yöntem, değişkenler arasındaki ilişkileri modellemek ve geleceğe yönelik tahminler yapmak amacıyla yaygın bir şekilde uygulanmaktadır. Her bir çeyrek dilim için, ölçülen ve tahmin edilen debi değerleri arasındaki matematiksel ilişki Denklem (9) ile belirlenir.

$$M = a_q P + b_q \quad (9)$$

Burada; " a_q " ve " b_q ", artıklar toplamının minimizasyonu Denklem (10) vasıtasıyla türetilmiş ve hesaplanmış doğrusal regresyon katsayılarıdır. Her bir çeyrek dilim " q " için, ölçülen " M " ve tahmin edilen " P " debi değerleridir.

$$\min \sum_{j=1}^k p_q (M_j - (a_q P_j + b_q)) \quad (10)$$

Burada; " M_j " ve " P_j ", toplam j gözlemleri arasından j 'inci gözlemlerdir ve " ρ_q ", niceliksel regresyon için kullanılan fonksiyon, Denklem (11) ile gösterilmiştir.

$$P_q^*(\varepsilon_j) = \begin{pmatrix} (q-1) * \varepsilon_j, \varepsilon_j \leq 0 \\ q * \varepsilon_j, \varepsilon_j \geq 0 \end{pmatrix} \quad (11)$$

Burada; “ ε_j ”ölçülen ile tahmin edilen değer arasındaki fark olarak tanımlanan hatayı ifade etmektedir.

Denklem (10) ile ölçülen değerler (M_j) ile belirtilen yüzdelik dilim için tahmin edilen doğrusal QR ($a_qP + b_q$) arasındaki fark olarak tanımlanabilecek hatayı (ε_j) hesaplamak için kullanılır (%5–95) [30]. QR yönteminin performans değerlendirmesini, yani Tahmin Edici Aralık Kapsama Olasılığını (prediction interval coverage probability-picip) kullanarak belirsizlik göstergesi önerilmektedir (%5–95). PICP, 1'e eşit olduğu durumlarda belirsizlik yoktur. Denklem (12) ile PICP hesaplanmıştır. Tahmin aralığının ortalama genişliği (belirsizlik bandı), alt tahmin sınırı (PL_j^{lower}) ile üst tahmin sınırı (PL_j^{upper}) arasındaki aralıktır.

$$PCIP = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k c \quad (12)$$

Burada; “*PCIP*” Tahmin edilen bir aralığın gerçek gözlemi kapsama olasılığını ölçen bir değerlendirme ölçüsüdür. “*k*” toplam örnek sayısı, “*C*” ise gözlemin tahmin edilen aralıkta olup olmadığını belirleyen gösterge fonksiyonudur (0 veya 1). Nasıl elde edildiği Denklem (13) ile gösterilmiştir.

$$C = \begin{pmatrix} 1, PL_j^{Lower} < P_j < PL_j^{Upper} \\ 0, \text{Tersi} \end{pmatrix} \quad (13)$$

Burada; “ PL_j^{lower} ” gözlem için tahmin edilen alt sınırı, PL_j^{Upper} ise üst sınırı belirtir.

2.2.5 MEP Modeli Algoritmik Parametrelerinin Ayarlanması

MEP algoritmasında yaygın olarak ayarlanan parametreler şunlardır: Popülasyon büyüklüğü, popülasyondaki birey sayısını oluşturur. Büyük popülasyonlar daha geniş bir çözüm uzayını kapsar ancak daha fazla hesaplama gücünü gerektirir. Generasyon sayısı, algoritmanın çalıştırılacağı döngü sayısını ifade eder. Yeterince uzun bir süre çalıştırıldığında, algoritma daha iyi çözümler bulabilir. Mutasyon oranı, bireylerin genetik yapısını ne sıklıkla değiştirileceğini belirler. Yüksek mutasyon oranları çeşitliliği artırabilir, ancak aşırıya kaçmak adaptasyonu zorlaştırabilir. Çaprazlama oranı, iki bireyin genetik materyallerinin karşılaştırarak yeni bir birey oluşturma sıklığını belirler. Bu, iyi çözümleri birleştirerek daha iyi çözümler elde etmeyi sağlar. Seçilim stratejisi, hangi bireyin üremeye devam edeceğini belirler. Turnuva seçimi gibi stratejiler kullanılabilir. Uygunluk fonksiyonu, her

bireyin problemin çözümüne ne kadar uygun olduğunu değerlendiren fonksiyondur. İyi tasarlanmış bir uygunluk fonksiyonu, doğru çözümleri teşvik eder.

Algoritmanın başarılı bir şekilde uygulanabilmesi için bu parametrelerin dikkatlice ayarlanması gerekmektedir [31]. Parametrelerin seçimi, problem alanına ve kullanılan veri setine bağlı olarak değişiklik gösterebilir. Genellikle, bu parametrelerin optimize edilmesi, deneysel bir süreç gerektirir ve algoritmanın performansını değerlendirmek için çapraz doğrulama gibi teknikler kullanılabilir. Sütçüler taşkın verileri için en iyi MEP modelleri (Debi Değerleri) için en uygun sonuçları veren algoritmik parametreler Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Geliştirilen MEP Modelinin Ayarlanmış Algoritmik Parametreleri

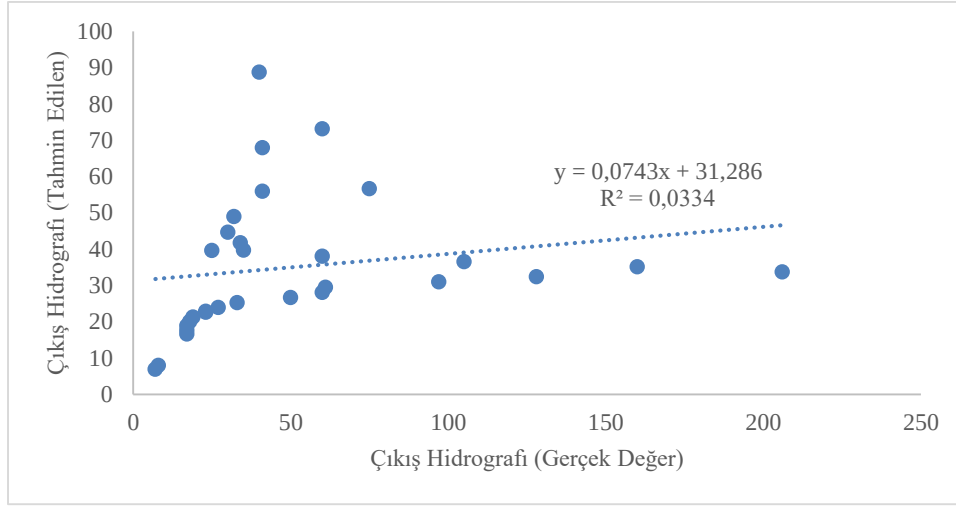
Hyper Parameters (hiper parametreler)	Optimized Setting (optimum ayarlar)
Operators (operatörler)	Addition (toplama), subtraction (çıkarma), multiplication (çarpma), division (bölme), power (üslü alma), sqrt (karekök), exp (Üstel), floor (taban), abs (taban değer), min (minimum), max (maksimum)
Num subpopulations (alt popülasyon sayısı)	10
Subpopulation size (alt popülasyon büyüklüğü)	100
Code length (kod uzunluğu)	50
Crossover probability (çaprazlama olasılığı)	0,9
Crossover type (çaprazlama türü)	Uniform
Mutation probability (mutasyon olasılığı)	0,01
Tournament size (turnuva büyüklüğü)	2
Operators probability (operatör olasılığı)	0,5
Variables probability (değişken olasılığı)	0,4
Num generations (nesil sayısı)	100

3. ARAŞTIRMA BULGULARI

3.1 MEP Modelleme Sonuçları ve Tartışma

Sütçüler taşkınına ait 30 saatlik çıkış hidrografi değerleri bütün olarak MEP ile modellendiğinde, elde edilen sonuçlar kullanılarak Şekil 4'te sunulan regresyon grafiği oluşturulmuştur. Oluşturulan grafikte R^2 değeri 0,334 olarak tespit edildiğinden, bu sonuca göre modelin bütün olarak ele alındığında kötü bir uyum sağladığı görülmüştür. Veriler arasındaki farkın fazla olması modelin bütünüyle çalışmasında yüksek hatalar oluşturduğundan yola çıkarak modeli daha uyumlu bir hale

getirmek için Sütçüler taşkınına ait çıkış hidrografi verileri, her bir periyot 10 saatlik akım verilerinden oluşmak kaydıyla üç periyot şeklinde incelenmiştir. 01-10 saat aralığı birinci periyot, 11-20 saat aralığı ikinci periyot ve 21-30 saat aralığı üçüncü periyot olarak belirtilmiştir.



Şekil 4. 01-30 Saat Aralığına Ait MEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi Regresyon Eğrisi

Geliştirilen Debi-MEP modelinin doğruluğunu değerlendirmek için, Sütçüler taşkınının istatistiksel hata ölçümleri (R^2 , MAE, MSE, RMSE, MAPE ve RMSLE) sırasıyla, Tablo 3, Tablo 4 ve Tablo 5’te gösterilmiştir. Model performans ölçümü istatistiksel metriklerin değerlendirme ölçütleri dikkate alınarak Tablo 6’da sunulmuştur. Model performansının değerlendirilmesinde MAE ve RMSE belirli bir öneme sahiptir. MSE’nin daha yorumlanabilir hali olan RMSE, hata bakımından önemli farklara sahip daha büyük hatalara ağırlık vermektedir. Bunun aksine, MAE daha küçük hata değerlerini tespit etmek için önemlidir [32]. Bundan dolayı daima RMSE’ den küçüktür ($MAE < RMSE$) [33].

Tablo 3. Birinci Periyot Debi Değerleri için Geliştirilen Doğrusal Olmayan Regresyon Modeli İstatistiksel Hata Ölçümü

Gerçek Debi Değerleri (m³/s)	Tahmin Edilen Debi Değerleri (m³/s)	Hata	Mutlak Hata	Hatanın Karesi	Mutlak Hatanın Gerçek Değerlere Oranı	
A _t	F _t	A _t -F _t	[A _t -F _t]	(A _t -F _t) ²	[(A _t -F _t)/A _t]	
7	7	0	0	0	0	
8	8	0	0	0	0	
23	22,81	0,190	0,190	0,036	0,008	
25	24,81	0,190	0,190	0,036	0,008	
75	71,24	3,761	3,761	14,144	0,050	
60	58,69	1,314	1,314	1,727	0,022	
40	47,42	-7,415	7,415	54,988	0,185	
41	39,90	1,105	1,105	1,220	0,027	
41	34,69	6,311	6,311	39,831	0,154	
32	30,97	1,025	1,025	1,051	0,032	
Toplam		6,481	21,312	113,034	0,486	
n	R ²	MAE	MSE	RMSE	MAPE	RMSLE
10	0,974	2,131	11,303	3,362	4,862	0,077

Tablo 4. İkinci Periyot Debi Değerleri için Geliştirilen Doğrusal Olmayan Regresyon Modeli İstatistiksel Hata Ölçümü

Gerçek Debi Değerleri (m ³ /s)	Tahmin Edilen Debi Değerleri (m ³ /s)	Hata	Mutlak Hata	Hatanın Karesi	Mutlak Hatanın Gerçek Değerlere Oranı	
A _t	F _t	A _t -F _t	A _t -F _t	(A _t -F _t) ²	(A _t -F _t)/A _t	
30	30	0	0	0	0	
34	34	0	0	0	0	
35	41,499	-6,499	6,499	42,241	0,186	
60	68,195	-8,195	8,195	67,161	0,137	
105	119,776	-14,776	14,776	218,330	0,141	
160	177,249	-17,249	17,249	297,528	0,108	
206	197,256	8,744	8,744	76,458	0,042	
128	155,295	-27,295	27,295	745,017	0,213	
97	93,440	3,561	3,561	12,677	0,037	
61	73,319	-12,319	12,319	151,748	0,202	
Toplam		-74,029	98,638	1611,160	1,065	
n	R ²	MAE	MSE	RMSE	MAPE	RMSLE
10	0,968	9,864	161,116	12,693	10,652	0,120

Tablo 5. Üçüncü Periyot Debi Değerleri için Geliştirilen Doğrusal Olmayan Regresyon Modeli İstatistiksel Hata Ölçümü

Gerçek Debi Değerleri (m ³ /s)	Tahmin Edilen Debi Değerleri (m ³ /s)	Hata	Mutlak Hata	Hatanın Karesi	Mutlak Hatanın Gerçek Değerlere Oranı	
A _t	F _t	A _t - F _t	[A _t - F _t]	(A _t - F _t) ²	[(A _t - F _t)/A _t]	
60	60	0	0	0	0	
50	50	0	0	0	0	
33	32,796	0,204	0,204	0,042	0,006	
27	26,332	0,668	0,668	0,447	0,025	
23	23,003	-0,003	0,003	0,000	0,000	
19	19,444	-0,444	0,444	0,197	0,023	
18	18,414	-0,414	0,414	0,171	0,023	
17	17,642	-0,642	0,642	0,412	0,038	
17	18,099	-1,099	1,099	1,208	0,065	
17	17,251	-0,250	0,250	0,063	0,015	
Toplam		-1,980	3,725	2,540	0,195	
n	R ²	MAE	MSE	RMSE	MAPE	RMSLE
10	0,999	0,373	0,254	0,504	1,946	0,025

Tablo 6. Model Sonuçlarının İstatistiksel Metrikler ile Değerlendirilmesi

	$\bar{y}$ (m ³ /s)	R ²	nMAE (%)	nRMSE (%)	MAPE (%)	RMSLE
Birinci Periyot Değerlendirme	35,2	0,974	6,055	9,551	4,862	0,077
İkinci Periyot Değerlendirme	91,6	0,968	10,768	13,857	10,652	0,120
Üçüncü Periyot Değerlendirme	28,1	0,999	1,326	1,794	1,946	0,025
		Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel
		Mükemmel	İyi	İyi	İyi	Mükemmel
		Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel

Birinci periyotta, MAE değeri 2,131 m³/s ve RMSE değeri 3,362 m³/s'dir. İkinci periyot MAE değeri 9,864 m³/s ve RMSE değeri 12,693 m³/s'dir. Üçüncü periyot MAE değeri 0,373 m³/s ve RMSE değeri 0,504 m³/s'dir. Üç periyot da belirtilen şartı sağlamaktadır. Modelleme sonucunda birinci ve üçüncü periyotlarda tüm istatistiksel hata ölçümlerinin mükemmel olarak değerlendirildiği, netice olarak modellemenin birinci ve üçüncü periyotlarda çok başarılı sonuçlar verdiği, gelecekteki verileri daha yüksek doğruluk ve minimum hata oranları ile etkili bir biçimde tahmin edebileceği kıymetlendirilmiştir.

İkinci periyot sonuçları değerlendirildiğinde; R² ve RMSLE değerlerinin mükemmel, nMAE, nRMSE ve MAPE değerlerinin mükemmel ölçütlerine yakın seviyede iyi olarak ölçüldüğü görülmüştür. Periyodun ortalama debisinin yüksek olması ve aynı zamanda maksimum ve minimum debiler arasındaki farkın büyük olması ölçülen değerleri doğrudan etkilemiş ve diğer periyotlara göre kısmen daha yüksek hata payları elde edilmesine sebep olmuştur.

Her üç periyodun veri setlerinin tümü göz önüne alındığında, Sütçüler taşkınına ait gerçek değerlerle ile MEP ile tahmin edilen değerler arasındaki mutlak hata, MEP yapay zekâ programı ile hesaplanmış olup, sırasıyla Şekil 5, Şekil 6 ve Şekil 7'de gösterilmiştir. Mutlak hatanın minimum ve maksimum değerleri birinci periyot için minimum 0, maksimum 7,415, ikinci periyot için minimum 0, maksimum 27,295 ve üçüncü periyot için minimum 0 ve maksimum 1,099'dur. Ayrıca her üç periyot için de RMSLE değeri neredeyse sıfıra eşittir ve daha büyük, ölçülen/tahmin edilen değerlerin etkin bir biçimde optimize edip, kopyalanarak çoğalmasını sağlamaktadır.

Training	Validation	Test	Predictions
#	Output0	Target0	Abs. Diff.0
1		7	
2		8	
3	22.8098	23	0.190206
4	24.8098	25	0.190206
5	71.2392	75	3.76082
6	58.6857	60	1.31431
7	47.4154	40	7.41538
8	39.8953	41	1.1047
9	34.6888	41	6.31121
10	30.9748	32	1.02521

Şekil 5. Birinci Periyot Çıkış Hidrografi ve MEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi ile Hata Değeri

Training	Validation	Test	Predictions
#	Output0	Target0	Abs. Diff.0
1		30	
2		34	
3	41.4993	35	6.49933
4	68.1952	60	8.19516
5	119.776	105	14.7757
6	177.249	160	17.2493
7	197.256	206	8.74394
8	155.295	128	27.2949
9	93.4395	97	3.56054
10	73.3186	61	12.3186

Şekil 6. İkinci Periyot Çıkış Hidrografi ve MEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi ile Hata Değeri

Training	Validation	Test	Predictions
#	Output0	Target0	Abs. Diff.0
1		60	
2		50	
3	32.7957	33	0.204337
4	26.3317	27	0.668289
5	23.0033	23	0.00333421
6	19.4436	19	0.443551
7	18.4141	18	0.414144
8	17.642	17	0.641999
9	18.0993	17	1.09932
10	17.2505	17	0.250477

Şekil 7. Üçüncü Periyot Çıkış Hidrografi ve MEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi ile Hata Değeri

Gerçek değerler ve MEP ile tahmin edilen değişkenler için Pearson korelasyon katsayısı değerleri, her üç periyot için sırasıyla Tablo 7, Tablo 8 ve Tablo 9'da gösterilmiş, ayrıca Şekil 8, Şekil 9 ve Şekil 10'da her üç periyot için sırasıyla, regresyon dağılım grafiği sunulmuştur.

Tablo 7. Birinci Periyot Çıkış Hidrografi ve MEP Değişkenleri için Pearson Korelasyon Katsayısı

Gerçek Debi Değerleri (m ³ /s)	Tahmin Edilen Debi Değerleri (m ³ /s)
7	7
8	8
23	22,81
25	24,81
75	71,24
60	58,69
40	47,42

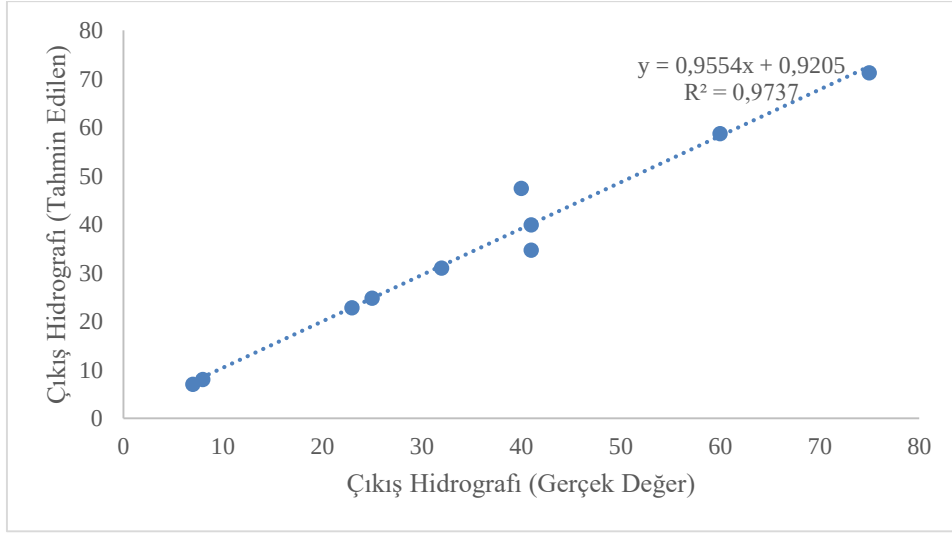
41	39,90
41	34,69
32	30,97
Pearson Korelasyon Katsayısı: 0,974	

Tablo 8. İkinci Periyot Çıkış Hidrografi ve MEP Değişkenleri için Pearson Korelasyon Katsayısı

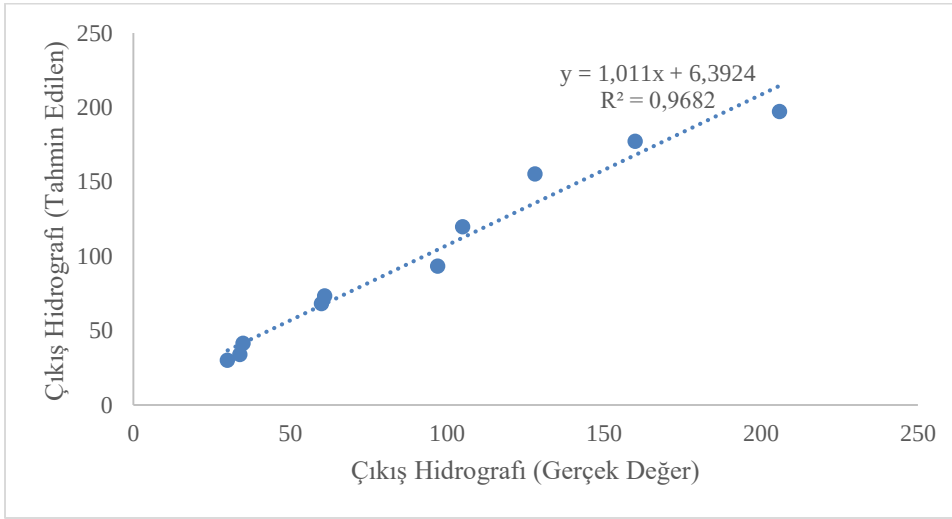
Gerçek Debi Değerleri (m ³ /s)	Tahmin Edilen Debi Değerleri (m ³ /s)
30	30
34	34
35	41,499
60	68,195
105	119,776
160	177,249
206	197,256
128	155,295
97	93,440
61	73,319
Pearson Korelasyon Katsayısı: 0,968	

Tablo 9. Üçüncü Periyot Çıkış Hidrografi ve MEP Değişkenleri için Pearson Korelasyon Katsayısı

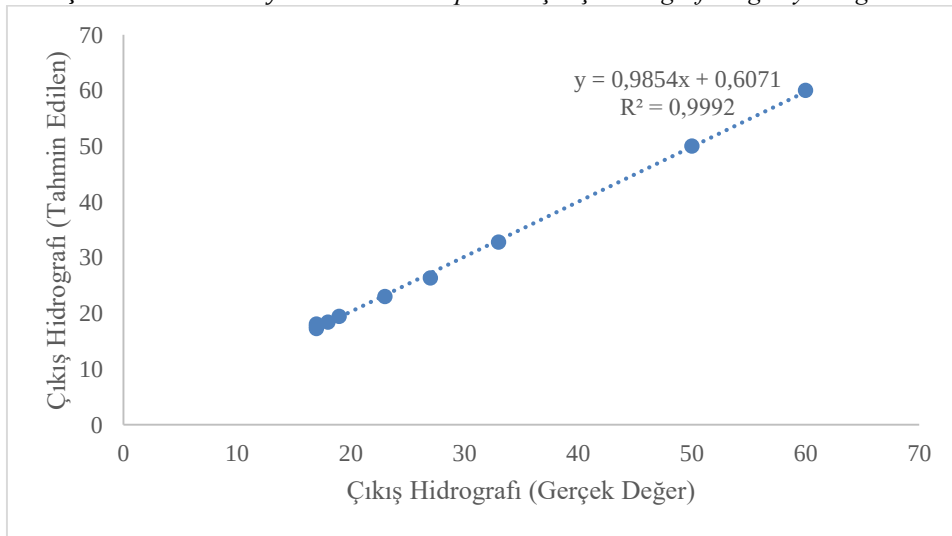
Gerçek Debi Değerleri (m ³ /s)	Tahmin Edilen Debi Değerleri (m ³ /s)
60	60
50	50
33	32,796
27	26,332
23	23,003
19	19,444
18	18,414
17	17,642
17	18,099
17	17,251
Pearson Korelasyon Katsayısı: 0,999	



Şekil 8. Birinci Periyot MEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi Regresyon Eğrisi



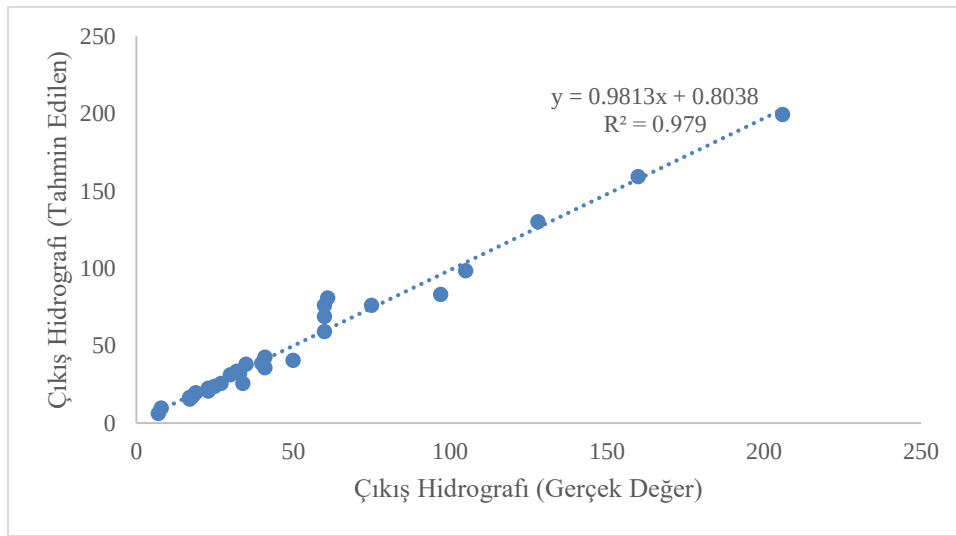
Şekil 9. İkinci Periyot MEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi Regresyon Eğrisi



Şekil 10. Üçüncü Periyot MEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi Regresyon Eğrisi

3.2 MEP ve GEP Modelleme Sonuçlarının Karşılaştırılması

MEP ile elde edilen istatistiksel doğrulama araçları olan R^2 ve RMSE model değerleri, Sütçüler taşkını için Ş.O. Oral ve F. Önen [19] tarafından GEP evrimsel algoritması kullanılarak geliştirilen modele ait sonuçlar ile karşılaştırıldığında; yapılan çalışmada GEP modelinin $0 \leq T \leq 10$ (Model I-a), $10 < T \leq 29$ (Model I-b) zaman aralığı dikkate alınarak iki periyot olarak incelendiği ve model sonuçlarının birleştirildiği, R^2 ve RMSE değerlerinin sırasıyla 0,979 ve 42,74 m³/s olarak hesaplandığı görülmüştür. GEP ile hesaplanan çıkış hidrografi regresyon eğrisi Şekil 11 ile gösterilmiştir. MEP model yaklaşımında ise söz konusu değerler üç periyot olarak incelenmiş ve sırasıyla birinci periyot $R^2 = 0,974$; RMSE = 3,362 m³/s, ikinci periyot $R^2 = 0,968$; RMSE = 12,693 m³/s ve üçüncü periyot $R^2 = 0,999$; RMSE = 0,504 m³/s olarak hesaplanmıştır. MEP ve GEP model sonuçları Tablo 10 ile karşılaştırılmıştır.



Şekil 11. GEP ile Hesaplanan Çıkış Hidrografi Regresyon Eğrisi [19]

Tablo 10. MEP ve GEP Model Sonuçlarının Karşılaştırılması

MEP						GEP	
1	2	3					
R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
0,974	3,362	0,968	12,693	0,999	0,504	0,979	42,74

Sütçüler taşkınına yönelik daha önce gerçekleştirilen hidrolik ve hidrolojik modelleme çalışmalarından biri olan GEP ve bu çalışmada MEP yardımıyla elde edilen tahmini veriler karşılaştırıldığında; genel olarak R^2 değerinin iki modelde de birbirine yakın ve başarılı sonuçlar verdiği fakat RMSE değerinin ise MEP modellerinde daha düşük hata payı ile elde edildiği görülmüştür.

4. SONUÇLAR

Bu çalışmada, MEP yöntemi kullanılarak debi değerlerinin modellenmesi ele alınmıştır. Evrimsel algoritmalarından biri olan MEP'in, karmaşık hidrolik sistemlerin modellenmesindeki etkinliği ortaya konmuştur. Araştırmada, 4 Kasım 1995 tarihinde Sütçüler havzasında meydana gelen taşkına ait debi verileri kullanılarak MEP tabanlı modeller oluşturulmuş ve bu modellerin performansı, gözlemsel verilerle karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. MEP parametreleri ve C/C++ ile Phyton programlama fonksiyonları kullanılarak oluşturulan modellerin güvenilirliği, doğruluğu ve genelleme yeteneği; R^2 , MAE, MSE, RMSE, MAPE ve RMSLE gibi istatistiksel metrikler kullanılarak analiz edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, modellerin performansını değerlendirmek amacıyla Geleneksel Çoklu Doğrusal Olmayan Regresyon (NRLM) modelleriyle karşılaştırılmıştır.

Sütçüler taşkınına ait 30 saatlik debi değerleri tek bir zaman serisi kullanılarak MEP ile modellendiğinde R^2 , 0,334 gibi kötü bir sonuç çıkmaktadır. Veriler arasındaki farkın fazla olması modelin bütünüyle çalışmasında yüksek hatalar oluşturduğundan yola çıkarak modeli daha uyumlu bir hale getirmek için 30 saatlik tek bir periyodu, 10 saatlik üç periyoda ayırıp MEP ile modellenmesi sonucu; birinci periyot için R^2 : 0,974 ikinci periyot için R^2 : 0,968 ve üçüncü periyot için R^2 : 0,999 olması her üç periyot için de mükemmel bir uyum olduğunu göstermiştir. Ayrıca, hata istatistikleri en düşük seviyeye indirilerek modellerin genelleme yeteneği ve güvenilirlik performansı iyileştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar MEP yönteminin, veriler arasındaki farkın fazla olması durumunda birbirine yakın seyreden verileri kendi özelinde değerlendirerek daha başarılı ve etkili sonuçlar sunduğunu göstermektedir.

GEP ve MEP model sonuçları karşılaştırıldığında; genel olarak R^2 değerinin iki modelde de birbirine yakın ve başarılı sonuçlar verdiği fakat RMSE değerinin MEP modellemelerinde daha düşük hata payı ile elde edildiği görülmüştür. Debi değerleri arasındaki farkın elde edilen sonuçları doğrudan etkilediği görülmekte, bu amaçla model performanslarının iyileştirilmesi için yüksek debi farklarının bulunduğu dönemlerin kendi özelinde değerlendirilmesinin modelin genel performansı açısından daha uygun olacağı kıymetlendirilmiştir.

Çalışma bulguları, MEP yönteminin taşkın modellemede yüksek doğruluk sağladığını ortaya koymaktadır. Elde edilen sonuçlar doğrultusunda; MEP'in, genetik programlamaya dayanması ve birçok farklı model yapısını aynı anda değerlendirerek en uygun matematiksel ifadeyi otomatik olarak oluşturabilmesinden ötürü mühendislik çalışmalarının uzun süreli deneme-yanılma süreçlerini azaltarak daha hızlı çözüm üretilmesini sağlayacağı, taşkın tahmini, baraj işletme stratejileri, erken uyarı sistemleri ve taşkın risk haritaları gibi karar destek sistemlerinde etkin şekilde kullanılabileceği nihai olarak mühendislik uygulamalarında daha hızlı, güvenilir, esnek ve uygulanabilir çözümler sunacağı

değerlendirilmiştir. Bu çalışmanın önemli bir diğer bulgusu, MEP yöntemi ile oluşturulan modellerin farklı zaman dilimlerinde ve değişen çevresel koşullara rağmen kararlılığını koruyabilmesidir. Bu durum, gelecekteki taşkın öteleme yönetimi ve planlama süreçlerinde MEP'in öngörü yeteneğini artırabileceğini göstermektedir.

Bu çalışma ile geliştirilen MEP tabanlı taşkın tahmin modeli, Sütçüler gibi küçük ve veri yetersizliği olan havzalarda erken uyarı sistemleri için alternatif bir çözüm sunabilir. Modelin düşük hata düzeyi, yerel belediyeler ve DSİ gibi kurumlar tarafından kullanılabilecek basit tahmin araçlarına entegre edilebilir. Ayrıca, modelin çıkarılabilir ifadeler üretmesi sayesinde karar vericiler MEP'in temel avantajı olan sembolik ifade üretimi, yapay zekâ modelleriyle birleşerek daha güçlü tahmin sistemleri oluşturabilir. Gelecekte, MEP ile elde edilen alt ifadeler bir yapay sinir ağı (YSA) modeline girdi olarak sunulabilir. Bu şekilde hem açıklanabilirlik hem de tahmin gücü birleştirilebilir. Ayrıca, genetik programlamayla birlikte kullanılan hata düzeltici regresyon modelleri (örneğin XGBoost) ile hibrit tasarımlar da değerlendirilebilir.

ÇIKAR ÇATIŞMASI

Bu çalışmada yer alan yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

ETİK BEYANI

Bu çalışmada, yazarlar “Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesi” kapsamındaki tüm kurallara uyduklarını, ilgili yönergenin “Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiğine Aykırı Eylemler” olarak belirtilen başlığı altındaki eylemlerden hiçbirini gerçekleştirmediklerini taahhüt ederler.

YAZARLARIN KATKILARI

Yazarların makaleye katkıları eşit orandadır.

KAYNAKLAR

- [1] N. Ağralıoğlu, “Akarsu Havzaları İçin Birleşik Bir Akış Modeli,” Doçentlik tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 1981.
- [2] T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı Su Yönetimi Genel Müdürlüğü, *Taşkın Yönetimi*. (2017). Erişim Tarihi: 17.03.2025. [Online]. https://www.tarimorman.gov.tr/SYGM/Belgeler/Ta%C5%9Fk%C4%B1n%20Dairesi%20Sunum/Ta%C5%9Fk%C4%B1n_kitap.pdf.

- [3] V. T. Chow, D. R. Maidment and L. W. Mays, *Applied Hydrology*. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 1988.
- [4] C. C. Choi, “Coupled Hydrologic and Hydraulic Models and Applications,” M.S. thesis, Dept. of Civil and Environmental Engineering, The University of Iowa, Iowa City, IA, USA, 2013.
- [5] J. Y. Cheng, “Modification of Kinematic Wave Cascading Model for Low Impact Watershed Development,” Ph.D. dissertation, Dept. of Civil Engineering, Univ. of Colorado, Denver, CO, USA, 2011.
- [6] Y. K. Tung, “River flood routing by nonlinear Muskingum method,” *J. Hydraul. Eng.*, vol. 111, no. 12, pp. 1447-1460, 1985, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9429(1985)111:12(1447).
- [7] M. Sarıgöl, “Taşkın Ötelenmesinde Kullanılan Bazı Hidrolojik ve Hidrolik Yöntemlerinin Performanslarının Karşılaştırılması,” Doktora tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Trabzon, Türkiye, 2018.
- [8] H. Karahan ve G. Gürarlan, “Kinematik dalga yaklaşımı kullanılarak taşkın öteleme problemlerinin modellenmesi: Sütçüler örneği,” VII. Ulusal Hidroloji Kongresi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta, Türkiye, 26–27 Eyl. 2012.
- [9] A. O. Ogunlela and M. Y. Kasali, “Kinematic flood routing of Asa River,” *Int. J. Eng. Technol. Res.*, vol. 2, no. 3, pp. 13-17, 2014, doi: 10.5281/zenodo.1094627.
- [10] O. Atalay, “Taşkın Hidrografının Elde Edilmesiyle İlgili Yöntemlerin Karşılaştırılması,” Yüksek lisans tezi, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimler Enstitüsü, Kocaeli, Türkiye, 2008.
- [11] G. Akbari and B. Firoozi, “Implicit and explicit numerical solution of Saint-Venant equations for simulating flood wave in natural rivers,” in *Proceedings of the 5th National Congress on Civil Engineering*, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran, May 4–6, 2010.
- [12] D. A. Barry and K. Bajracharya, “On The Muskingum-Cunge Flood Routing Method,” *Environ. Int.*, vol. 21, no. 5, pp. 485-490, 1995, doi: 10.1016/0160-4120(95)00033-9.
- [13] J. G. Chatila, “Application and Comparison of Dynamic Routing Models For Unsteady Flow in Simple and Compound Channels,” M.S. thesis, University of Ottawa, Ottawa, ON, Canada, 1992.
- [14] E. A. Soentoro, “Comparision of Flood Routing Methods,” M.S. thesis, University of British Columbia, Vancouver, BC, Canada, 1991.
- [15] Y. Yaman ve F. Önen, “Yağış-Akış ilişkisinin GEP ve ANFIS ile modellenmesi,” *Dicle Üniv. Müh. Fak. Müh. Dergisi*, c. 14, sayı. 3, ss. 489–498, 2023, doi: 10.24012/dumf.1297714.
- [16] F. E. Jalal, M. Iqbal, M. A. Khan, B. A. Salami, S. Ullah, H. Khan, and M. Nabil, “Indirect estimation of swelling pressure of expansive soil: GEP versus MEP modelling,” *Adv. Mater. Sci. Eng.*, vol. 2023, no. 1, pp. 1–12, 2023, Art. no. 1827117, doi: 10.1155/2023/1827117.
- [17] M. I. Faraz, S. U. Arifeen, M. N. Amin, A. Nafees, F. Althoey and A. Niaz, “A comprehensive GEP and MEP analysis of a cement-based concrete containing metakaolin,” *Structures*, vol. 53, pp. 937–948, 2023, doi: 10.1016/j.istruc.2023.06.042.
- [18] H. L. Wang and Z. Y. Yin, “High performance prediction of soil compaction parameters using multi expression programming,” *Eng. Geol.*, vol. 276, Art. no. 105758, 2020, doi: 10.1016/j.enggeo.2020.105758.
- [19] Ş. Ok Oral ve F. Önen, “Genetik İfadeli Programlama ile Taşkın Öteleme Modellemesi,” Yüksek lisans tezi, Dicle Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Diyarbakır, Türkiye, 2017.
- [20] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms*, New Delhi, India: Pearson Education India, 2013.

- [21] A. Aldrees, M. F. Javed, A. T. B. Taha, A. M. Mohamed, M. Jasiński, and M. Gono, “Evolutionary and ensemble machine learning predictive models for evaluation of water quality,” *J. Hydrol.: Reg. Stud.*, vol. 46, Art. no. 101331, 2023, doi: 10.1016/j.ejrh.2023.101331.
- [22] M. F. Iqbal, M. F. Javed, M. Rauf, I. Azim, M. Ashraf, J. Yang and Q. F. Liu, “Sustainable utilization of foundry waste: forecasting mechanical properties of foundry sand based concrete using multi-expression programming,” *Sci. Total Environ.*, vol. 780, Art. no. 146524, 2021, doi: 10.1016/j.scitotenv.2021.146524.
- [23] M. Oltean and C. Grosan, “A comparison of several linear genetic programming techniques,” *Complex Syst.*, vol. 4, no. 14, pp. 285-314, 2003, doi: 10.25088/ComplexSystems.14.4.285.
- [24] M. Taşan, S. Taşan, and Y. Demir, “Estimation and uncertainty analysis of groundwater quality parameters in a coastal aquifer under seawater intrusion: A comparative study of deep learning and classic machine learning methods,” *Environ. Sci. Pollut. Res.*, vol. 30, no. 2, pp. 2866–2890, 2023, doi: 10.1007/s11356-022-23152-6.
- [25] C. J. Willmott and K. Matsuura, “Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance,” *Clim. Res.*, vol. 30, no. 1, pp. 79–82, 2005, doi: 10.3354/cr030079.
- [26] D. N. Moriasi, J. G. Arnold, M. W. Van Liew, R. L. Bingner, R. D. Harmel ve T. L. Veith, “Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations,” *Trans. ASABE*, vol. 50, no. 3, pp. 885–900, 2007, doi: 10.13031/2013.23153.
- [27] S. Makridakis ve M. Hibon, “Accuracy of forecasting: An empirical investigation,” *Int. J. Forecast.*, vol. 1, no. 2, pp. 111–153, 1995, doi: 10.1016/0169-2070(85)90023-3.
- [28] T. Chai and R. R. Draxler, “Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature,” *Geosci. Model Dev.*, vol. 7, pp. 1247–1250, 2014, doi: 10.5194/gmd-7-1247-2014.
- [29] F. Althoey, N. Sor, H. Hadidi, S. Shah, A. Alaskar, S. Eldin and M. Javed, “Crack width prediction of self-healing engineered cementitious composite using multi-expression programming,” *J. Mater. Res. Technol.*, vol. 24, pp. 918-927, 2023, doi: 10.1016/j.jmrt.2023.03.036.
- [30] D. L. Shrestha and D. P. Solomatine, “Experiments with AdaBoost. RT, an improved boosting scheme for regression,” *Neural Comput.*, vol. 18, no. 7, pp. 1678-1710, 2006, doi: 10.1162/neco.2006.18.7.1678.
- [31] S. M. Mousavi, A. H. Alavi, A. H. Gandomi, M. A. Esmaeili and M. Gandomi,, “A data mining approach to compressive strength of CFRP-confined concrete cylinders,” *Struct. Eng. Mech.*, vol. 6, no. 36, pp. 759-783, 2010, doi: 10.12989/sem.2010.36.6.759.
- [32] G. Acar, “Zaman Serisi Yöntemleri ve Xgboost Algoritması ile Kömür Satış Tahmini: Türkiye Tarım Kredi Kooperatifleri Uygulaması,” Yüksek lisans tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, Türkiye, 2022.
- [33] Y. Gültepe, “A comparative evaluation on air pollution prediction with machine learning algorithms,” *Eur. J. Sci. Technol.*, vol. 16, pp. 8-15, 2019, doi: 10.31590/ejosat.530347.