



Dalgacık - GEP Modeli ile Akarsularda Askıda Katı Madde Miktarı Tahmini

Özlem TERZİ*1, Tahsin BAYKAL

¹Süleyman Demirel Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Yapı Eğitimi Bölümü, 32100, Isparta

(Alınış Tarihi: 13.02.2015, Kabul Tarihi: 11.06.2015)

Anahtar Kelimeler

Askıda katı madde
Akım
Gen ifade programlama
Dalgacık dönüşümü
Kızılırmak Nehri

Özet: Çalışmada, Kızılırmak Nehri'nin askıda katı madde miktarını tahmin etmek için dalgacık dönüşümü (D) ve gen ifade programlama (GEP) yöntemleri birlikte kullanılarak modeller geliştirilmiştir. İlk olarak, katı madde miktarının tahmini için akarsu akım ölçümleri kullanılarak GEP modelleri geliştirilmiştir. Daha sonra, bu akım verileri dalgacık dönüşümü ile alt serileri ayrılmış ve akım verileri üzerinde etkili olan alt seriler belirlenmiştir. Belirlenen alt seriler girdi parametresi olarak kullanılarak D-GEP modelleri geliştirilmiştir. Katı madde miktarı ölçüm değerleri ile geliştirilen modeller kıyaslandığında, dalgacık dönüşümü ile elde edilen D-GEP modellerinin GEP modeline göre daha iyi performans gösterdiği görülmüştür.

Estimation of River Suspended Sediment with Wavelet-GEP Model

Keywords

Suspended sediment
Flow
Gene expression
programming
Wavelet transform
Kızılırmak River

Abstract: In the study, the models were developed by combining wavelet transform and gene expression programming (GEP) methods to estimate suspended sediment for the Kızılırmak River. First, the GEP models were developed by using river flow measurements for estimating sediment. Then, the flow data were decomposed into sub-series by wavelet transform and the effective sub-series on flow data were determined. The D-GEP models were developed by using the effective sub-series as inputs. When comparing the sediment measurements with the results of the developed models, it was shown that the D-GEP models had better performance than GEP model.

1. Giriş

Akarsularla taşınan katı maddenin su depolama yapılarında kapasiteyi azaltma, verimli arazilerde birikerek arazinin değerini azaltması gibi olumsuz etkileri vardır. Bunu yanı sıra, akarsu yatağını yükselterek taşkın riskini ve zararını artırmakta, su alma yapılarının girişini tıkamakta, sulama ve drenaj kanallarının kapasitesini azaltmakta ve bakım giderlerini artırmakta, balık yumurtalarını örterek balıkların çoğalmasını engellemekte, içme ve kullanma suyunu arıtma giderlerini artırmakta, tarım, sanayi ve diğer kesimlerden kaynaklanan çeşitli kirleticileri taşıyarak çevreyi kirletmektedir (Öztürk, 2002).

Katı madde miktarını belirlemek için sediment gözlem istasyonlarında yapılan ölçümler ya da katı madde taşınım denklemleri kullanılmaktadır. Askı maddesinin akarsudan ölçüm metoduyla belirlenmesi güvenilir yol olmasına rağmen zaman alan pahalı bir yöntemdir ve birçok gözlem istasyonlarından su debisi ölçülmesine karşın askı

maddesi ölçümü yapılmamaktadır. Ayrıca, literatürde bulunan detaylı akım ve katı madde özelliklerine ihtiyaç duyan katı madde denklemleri içerisinde en iyi çözümü veren denklemi belirlemek zordur. Bu denklemlerin çoğu laboratuvar ortamında geliştirildikleri için doğal akarsularda birbirlerinden farklı sonuçlar verebilmektedir (Doğan, 2009). Karşılaşılan bu zorluklardan dolayı araştırmacılar, basit ve zaman almayan, aynı zamanda doğrusal olmayan karmaşık hidrolojik problemlerin çözümünde etkin olan yapay zekâ yöntemlerine yönelmişlerdir. Bu yöntemlerden mühendislik problemlerinde başarılı uygulamaları bulunan gen ifade programlama (GEP) ile ilgili literatürde çeşitli çalışmalar mevcuttur (Zang vd., 2010; Wu ve Chau, 2010; Sivapragasam vd., 2008; Aytek ve Kişi, 2008). Savic vd. (1999) GEP ve yapay sinir ağları (YSA) yöntemini yağış-akışı modellemek için kullanmışlardır. Makkeasorn vd. (2008) global iklim değişimi etkilerini kullanarak kısa dönemli akarsu akış tahminini GEP ve YSA yöntemleri ile yapmışlardır. Zakaria vd. (2010) Malezya'da bulunan Muda, Langat ve Kurau nehirlerine ait toplam yatak

*İlgili yazar: ozlemterzi@sdu.edu.tr

malzeme yükü tahmini için GEP kullanmışlardır. Determinasyon katsayısını 0,97 ve ortalama karesel hata değerini 0,057 olarak bulmuşlardır. GEP yönteminin geleneksel yöntemlere göre daha iyi sonuç verdiğini belirlemişlerdir. Güven ve Kişi (2011) askıda katı madde konsantrasyonu tahmininde makine-kodlu doğrusal genetik programını (LGP) kullanmışlardır. LGP sonuçlarını GEP ve YSA ile karşılaştırmışlardır. Modelleri geliştirirken Tongue Nehri üzerinde bulunan iki istasyona ait günlük akım ve askıda katı madde miktarı verilerini kullanmışlardır. LGP modelinin performansının, GEP ve YSA modellerinden daha iyi sonuçlar verdiğini ve GEP modelinin YSA yöntemine göre daha başarılı olduğunu belirtmişlerdir. Kişi ve Shiri (2012) hidrometeorolojik verileri kullanarak akarsulardaki günlük askıda katı madde konsantrasyonunu tahmin etmek için GEP yöntemini kullanmışlar ve daha hassas olan hesaplama yöntemleri olan YSA ve ANFIS ile karşılaştırmışlardır. Askıda katı madde miktarı tahmini için günlük yağış ve akım değerlerini kullanmışlardır. Karşılaştırma sonucunda, GEP yönteminin diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verdiğini görmüşlerdir.

Ayrıca, yapay zekâ teknikleri ile kararlı olmayan verilerin tahmininde daha hassas ve güvenilir sonuçlar elde edebilmek için son zamanlarda veri ön işleme tekniklerine ihtiyaç duyulmuştur. Bu yöntemlerden biri, yaklaşık 10 - 15 yıl önce matematikçiler tarafından ortaya atılmış bir sinyal işleme tekniği olan dalgacık dönüşümü tekniğidir (Partal ve Cığızoğlu 2008; Kişi ve Shiri 2011; Kişi 2009; Wang ve Ding, 2003; Anctil ve Tape, 2004). Mehr vd. (2013) aylık nehir akımlarının tahmini için dalgacık-YSA ve LGP modelleri geliştirmişlerdir. Okkan (2012) aylık rezervuara giriş akımı tahmini için dalgacık sinir ağı modelinin kullanılabilirliğini araştırmıştır. Aylık meteorolojik verileri alt serilere ayırarak akım üzerinde etkili alt bileşenleri seçmiştir. Bu etkili bileşenleri kullanarak geliştirdiği D-SA modelinin dalgacık-regresyon ve sinir ağı modellerinden daha iyi sonuçlar verdiğini belirtmiştir. Terzi vd. (2013) dalgacık dönüşümü ve YSA yöntemlerini kullanarak Kızılırmak Nehri'nin askıda katı madde miktarı için modeller geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri modelleri kıyasladıklarında, dalgacık dönüşümünün YSA modellerinin performansını arttırdığını belirtmişlerdir.

Bu çalışmada, askıda katı madde miktarı tahmini için dalgacık-GEP (D-GEP) modelinin uygulanabilirliği araştırılmış ve GEP modelleri ile kıyaslanmıştır. Bunun için Kızılırmak Nehri üzerinde bulunan Salur Köprüsü istasyonuna ait olan akım değerleri girdi olarak kullanılmıştır. Daha sonra, en uygun D-GEP modeli için elde edilen matematiksel formül verilmiştir.

2. Materyal ve Yöntem

2.1. Çalışma Alanı ve Veriler

Kızılırmak Nehri, 1182 km uzunluğu ile Türkiye'nin kendi sınırları içinde denize ulaşan en uzun nehridir. Sivas'ın İmranlı İlçesi'nden doğup Samsun'un Bafra İlçesi'nde batıda kollara ayrılan ırmak Bafra Burnu'ndan Karadeniz'e dökülür. Burada 560 km²'lik yüzölçümü ile Türkiye'nin en büyük delta ovalarından olan Bafra Ovası'nı oluşturur. Kızılırmak Nehri'nin başlıca kolları Delice Suyu, Devrez Çayı ve Gökırmak'tır. Bafra yakınlarında yapılan ölçümlere göre en kurak zamanda nehrin genişliği 46 m, derinliği 1.30 m'dir. Saniyede 21 m³ su akıtır. Akış hızı ise saatte 4 ila 6 km arasındadır (Anonim, 2014). Bu çalışmada Elektrik İşleri Etüt İdaresi'nden alınan 1528 numaralı Salur Köprüsü istasyonuna ait 1972-1997 yılları arasında bulunan akım ve katı madde miktarı değerleri ile modeller geliştirilmiştir. 1528 numaralı istasyonun katı madde miktarını tahmin etmek için aynı istasyona ait aylık akım değerleri dalgacık dönüşümü ile alt serilere ayrılmış ve bu alt seriler girdi olarak kullanılmıştır. Verilerin ilk % 80'lik kısmı modellerin eğitimi için, kalan % 20'lik kısmı ise modellerin geçerliliğini test etmek için kullanılmıştır.

2.2. Gen İfade Programlama (GEP)

İlk olarak Koza (1992) tarafından önerilen Genetik Programlama (GP), matematiksel ifadeler, karar ağaçları, polinom yapılar, mantıksal ifadeler vb. bilgisayar programlarını içeren bir arama tekniğidir. GP, Genetik Algoritmaların (GA) genelleştirilmiş bir halidir (Goldberg, 1989). GP, problemin yapısına uygun fonksiyon ve terminallerden oluşan bilgisayar programlarının bir başlangıç popülasyonu ile başlar. GA ve GP gibi gen ifade programlama (GEP), bireylerin popülasyonlarını kullanır, uygunluklarına göre onları seçer. Bir veya daha fazla genetik operatör kullanarak genetik varyasyon tanıttığı için genetik algoritmaya benzer (Aytekin ve Kişi, 2008). Üç algoritma arasındaki temel fark bireylerin doğasında yatmaktadır: GA'da bireyler, sabit uzunlukta (kromozomlar) doğrusal dizelerdir. GP'de bireyler farklı boyutlarda ve şekillerde (potansiyel çözümleri temsil eden kromozomlar) doğrusal olmayan varlıklardır. Her bir varlık amaç fonksiyonuna göre farklı uygunlukları sergiler ve bu doğrusal olmayan varlıklar diyagramlar ya da ağaçlar şeklinde temsil edilebilir. GEP'de ise bireyler, farklı boyutlarda ve şekillerde (basit diyagram gösterimleri veya ifade ağaçları) doğrusal olmayan varlıklar olarak ifade edilen sabit uzunlukta (kromozomlar) doğrusal dizeler olarak kodlanmıştır (Ferreira, 2001).

Genetik programlama ile bir problemi çözmek için beş önemli adım vardır. İlk adım, popülasyonda bilgisayar programlarında kullanılmak üzere terminal setini tespit etmektir. Terminal, bilgisayar programının girdisidir. Program tarafından bu

girdilere karşılık çıktılar üretilir. İkinci önemli adım, fonksiyonları belirlemektir. Fonksiyon seti, aritmetik operatörler (*, /, -, +), matematiksel fonksiyonlar (sin, cos, log), mantıksal ifadeler (eğer-daha sonra-başka) ve boolean operatörler (ve, ya da, yoksa) veya başka bir kullanıcı tarafından tanımlanmış fonksiyonlardan oluşur. Terminaller ve fonksiyonlar, popülasyondaki bilgisayar programlarını oluşturan unsurlardır. Üçüncüsü, verilen bilgisayar programının eldeki problemi çözmekte ne kadar başarılı olduğunu değerlendirme şeklinin belirlenmesidir. Dördüncü adımda ise, çalışma aşamasını kontrol etmek için sayısal parametrelerin ve nitel değişkenlerin değerleri olan kontrol parametrelerini içerir. Beşinci adımda, çalışmayı sonlandırma kriteri ve sonuç tayini için bir kriter belirlenir (Koza, 1992).

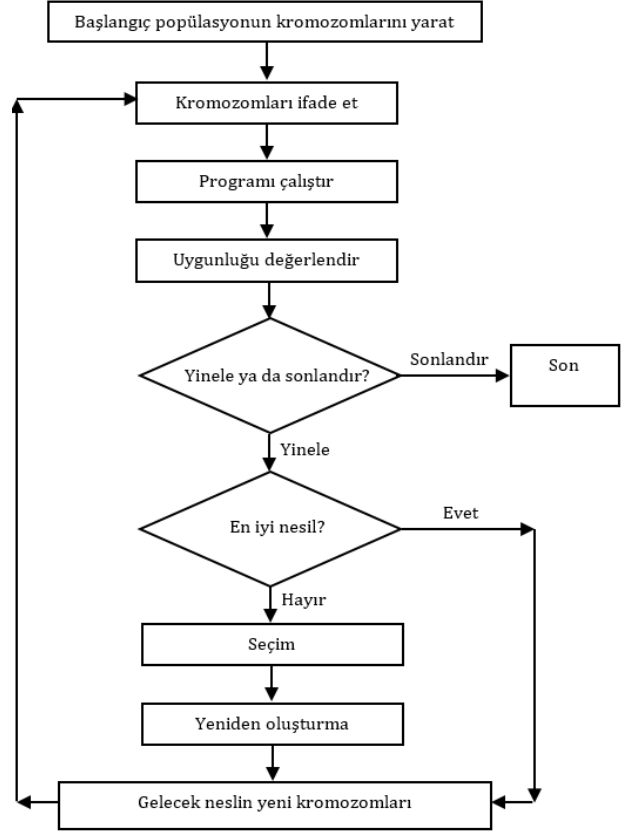
GEP'in temel adımları şematik olarak Şekil 1'de verilmiştir. İşleme belli bir sayıda bireyin kromozomlarının rastgele üretilmesi ile başlanır. Daha sonra bu kromozomlar ifade edilir ve her bir bireyin uygunlukları fitness kümesi ile değerlendirilir. Daha sonra yeni özellikleri ile üremek ve modifikasyon ile yeniden oluşmak için bireyler uygunluklarına göre seçilir. Bu yeni bireyler de aynı gelişme sürecine tabi tutulur: ifade genomları, seçim ortamının karşılaştırılması, seçim ve modifikasyon ile üretilir. İşlem belirli bir sayıda ya da iyi bir çözüm bulunana kadar yinelenir (Ferreira, 2006).

GEP'in bireyleri, ifade ağaçlarına dönüştürülen doğrusal kromozomlarda kodlanmıştır. Bu durumda, GEP'de genotip (doğrusal kromozomlar) ve fenotip (ifade ağaçları) hem yapısal hem de işlevsel olarak birlikte çalışan farklı varlıklardır. Analog hücrel gen ifadenin aksine GEP oldukça basittir. GEP, kromozomlar ve kromozomlarda kodlanan genetik bilgiyi ifade eden ifade ağaçları olmak üzere iki temel kısımdan oluşur (Grosan ve Abraham, 2006).

2.3. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dalganın küçük bir parçasıdır ve süresi sınırlı bir titreşim işaretidir. Kısa süreli Fourier dönüşümünde sabit genişlikteki bir pencere fonksiyonuyla çarpılan işaret, dalgacık dönüşümünde ise dalgacık adı verilen, zamanda ötelenebilen, genişliği değiştirilebilen bir fonksiyonla çarpılır (Küçük, 2006).

Sürekli Dalgacık Dönüşümü ile bütün ölçeklerde hesaplanan dalgacık katsayıları çok büyük veri yığını oluşmasına neden olur. Bu verilerin bütünü üzerinde hesaplama yaparak çalışma yapılması çok büyük zorluklar içermektedir. Bu noktada bütün ölçek ve konum değerlerinde hesaplama yapmak yerine, bu ölçek ve konum değerlerinin işimize yarayacağını düşündüğümüz alt kümeleri ile çalışma fikri Ayrık Dalgacık Dönüşümü'nün çıkış noktasını oluşturmaktadır.



Şekil 1. Bir gen ifade algoritmasının akış şeması (Ferreira, 2006)

Ayrık dalgacık dönüşümünde sırasıyla ölçek ve konum parametreleri, ayrıklaştırma işlemine uğrayarak denklem 1 ve 2'deki eşitlikler haline gelirler.

$$a = a_0^m \quad (1)$$

$$u = nb_0 a_0^m \quad (2)$$

Bu eşitliklerdeki m ve n birer tamsayıdır. Yeni elde edilen bu ölçek ve konum parametreleri ile dalgacık fonksiyonu aşağıdaki halini alır.

$$\Psi_{m,n}(t) = a_0^{\frac{m}{2}} \Psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad (3)$$

Bu denklemde tamsayı olan m ve n değerleri sırasıyla frekansın ve zamanın yerini belirtir. Ayrıklaştırma işleminin bu noktasında genellikle ölçek ve konum parametreleri ikinin kuvvetleri ile gösterim fikrini temel almaktadır. İkili ölçek ve konumlar olarak adlandırılan bu seçim, yapılan analizlerin çok daha verimli ve doğru olmasını sağlar. İkili ölçek ve konum belirleme işlemi $a_0=2$ ve $b_0=1$ alınıp denklem 1 ve 2'ye uygulanmasıyla aşağıdaki denklemler elde edilir.

$$a = 2^m \quad (4)$$

$$u = n2^m \quad (5)$$

Bu yeni oluşan ölçek ve konum parametreleri denklem 3'te yerine yazılarak ikili ölçekleme ve

konumlamaya dayanan ADD uygulamalarında kullanılan dalgacığa denklem 6'da verilen şekli ile ulaşılmış olur (Duran, 2013).

$$\Psi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}}\Psi(2^{-m}t - n) \quad (6)$$

3. Bulgular

Çalışmanın ilk kısmında, askıda katı madde miktarı tahmini için Salur Köprüsü istasyonuna ait akım değerleri ile GEP modeli geliştirilmiştir. GEP modeli geliştirilirken beş önemli adım vardır. Bu adımlardan ilki, uygunluk fonksiyonunun seçilmesi aşamasında korelasyon katsayısı (R) ve karekök ortalama hata (KOH) değerleri tercih edilmiştir. İkinci adımda, terminal (T) ve fonksiyon (F) setleri seçilir. Bu çalışmada bağımsız değişkenlerden oluşan terminal setini akım miktarı oluşturur. Fonksiyon setinde ise, aritmetik operatörler (*, /, -, +) ve bazı matematiksel fonksiyonlar ($\sqrt{\quad}$, e^x) kullanılmıştır. Üçüncü önemli adımda, başlık uzunluğu 8 ve kromozom başına düşen gen sayısı 3 olacak şekilde kromozom mimarisi belirlenmiştir. Dördüncü adımda, toplam (+) bağlantı fonksiyon türü seçilmiştir. GEP'in kullanımında en önemli son adım ise, Tablo 1'de verilen genetik operatörler setinin seçimidir. Bu verilen temel adımlar uygulandıktan sonra geliştirilen GEP modelinin eğitim ve test setlerine ait R değerleri sırasıyla 0,746 ve 0,781 olarak bulunmuştur.

Tablo 1. GEP model parametreleri

Kromozom sayısı	50
Gen sayısı	3
Bağlantı fonksiyonu	+
Başlık uzunluğu	8
Mutasyon oranı	0,044
Tek noktada rekombinasyon oranı	0,3
İki noktada rekombinasyon oranı	0,3
Gen rekombinasyon oranı	0,1
Gen aktarım hızı	0,1

Çalışmanın ikinci kısmında, girdi olarak kullanılan akım değerlerine ayrık dalgacık dönüşüm tekniğinde en çok kullanılan Haar, DMeyer (Dmey) ve Daubechies (db) dalgacıkları uygulanarak bu akım değerleri 8 adet detay (2-4-8-16-32-64-128-256) ve 1 adet yaklaşıklık bileşenlerine ayrılmıştır. Bileşenlerine ayrıştırma seviye sayısı, veri sayısı ile belirlenebilmektedir. Bu çalışmada 290 adet veri bulunduğu için en fazla 8 seviyeye ($2^8 = 256$) kadar ayrıştırılmıştır. Bu dalgacıklardan en iyi model sonucunu db dalgacığı verdiği için, burada db dalgacığı ile elde edilen alt seriler kullanılarak geliştirilen D-GEP modelleri değerlendirilmiştir. Dalgacık dönüşümü ile elde edilen alt seriler ile katı madde miktarı değerleri arasındaki korelasyon katsayıları hesaplanmış ve Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Akım alt serileri ile katı madde miktarı ile arasındaki ilişki

Alt Bileşenler	Korelasyon
D₁	0,427
D₂	0,321
D₃	0,327
D₄	0,145
D₅	0,250
D₆	0,135
D₇	0,078
D₈	-0,003
Yaklaşıklık (A₈)	-0,048

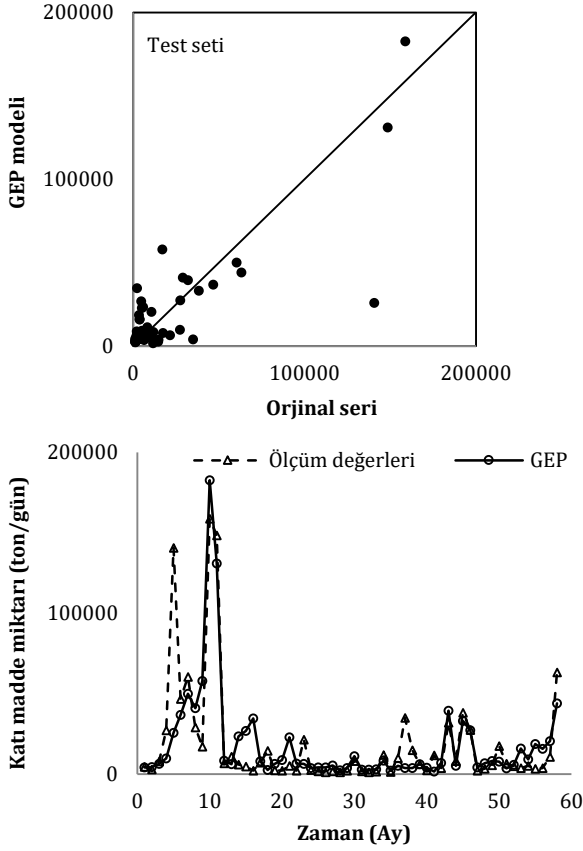
Tablo 2 incelendiğinde katı madde miktarı üzerinde D₁, D₂, D₃ ve D₅ bileşenlerinin diğerlerine göre daha etkili oldukları görülmüştür. Etkili olan bu bileşenlerin çeşitli kombinasyonlar (1-, 2-, 3- ve 4-girdili) oluşturularak D-GEP modelleri geliştirilmiştir. D₁, D₂, D₃ ve D₅ dalgacık alt serileri kullanılarak 1-, 2-, 3- ve 4-girdili olarak geliştirilen D-GEP modelleri içerisinde en iyi korelasyon katsayısı değerini veren model D₁, D₂, D₃ ve D₅ bileşenlerinin toplanması ile elde edilen 1-girdili (D-GEP₁) modeldir. Bu modelin test seti için R değeri 0,795 olarak elde edilmiştir. Ayrıca, akım verilerinin etkili alt bileşenlerin yanında girdi olarak kullanılmasının modelin performansını daha da arttıracakı düşünüldüğünden D-GEP₂ modeli geliştirilmiştir. D-GEP₂ modelinin test seti için R değeri 0,823 olarak belirlenmiştir. GEP ve D-GEP modellerinin eğitim ve test setlerine ait R ve KOH değerleri Tablo 3'de verilmiştir.

Tablo 3. Geliştirilen modellere ait parametreler

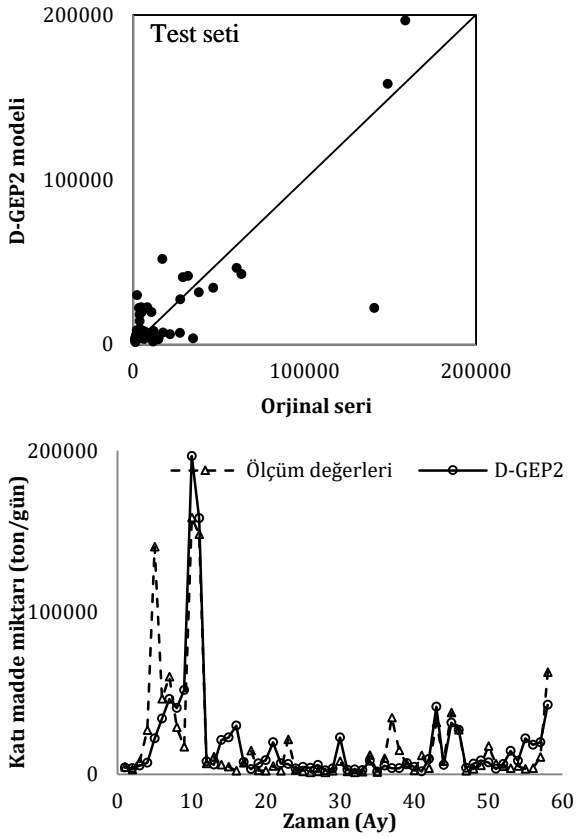
MODEL	EĞİTİM		TEST	
	R	KOH (t/gün)	R	KOH (t/gün)
GEP	0,746	30631	0,781	26811
D-GEP₁	0,755	29973	0,795	24258
D-GEP₂	0,782	29018	0,823	19753

Orijinal akım serileri ile geliştirilen GEP modelinin test setine ait R değeri 0,781 iken dalgacık dönüşümü uygulandıktan sonra D-GEP₂ modelinin R değeri 0,823'e yükselmiştir. GEP ve D-GEP₂ modellerinin test setlerine ait saçılma diyagramları ve zaman serisi grafikleri Şekil 2 ve 3'de verilmiştir. Geliştirilen D-GEP modellerinin GEP modeline göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

En iyi modelin ifade ağacı ve formülü genetik kod kurallarından çıkarılmaktadır. Şekil 4 en iyi D-GEP₂ modelinin ifade ağacını göstermektedir. Ayrıca, D-GEP₂ modelinin formülü (denk. 7) aşağıda verilmiştir. Burada, KM katı madde miktarı, D, D₁, D₂, D₃ ve D₅ alt bileşenlerinin toplamından elde edilen değerdir. A ise akım değerini gösterir.



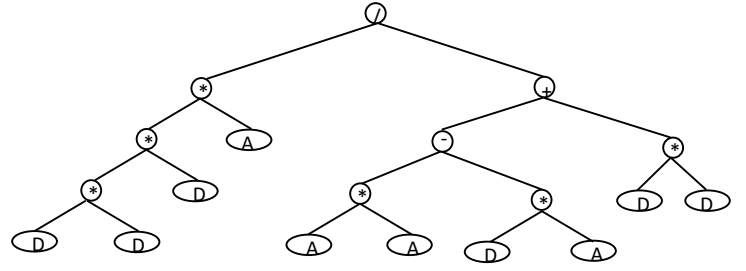
Şekil 2. GEP modeline ait saçılma diyagramı ve zaman serisi



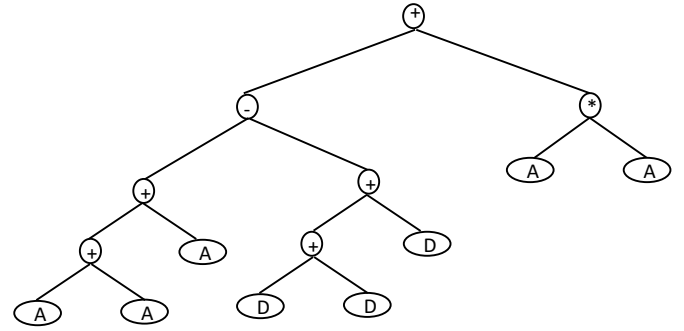
Şekil 3. D-GEP₂ modeline ait saçılma diyagramı ve zaman serisi

$$KM = \frac{D^3 A}{A^2 - DA + D^2} + 3A - 3D + A^2 + \frac{A}{A-D} * (A - 3D) \quad (7)$$

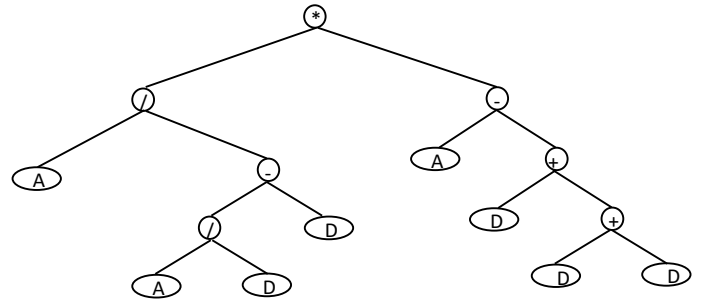
Alt İfade Ağacı 1



Alt İfade Ağacı 2



Alt İfade Ağacı 3



Şekil 4. D-GEP₂ modelinin ifade ağacı

4. Tartışma ve Sonuçlar

Bu çalışmada, Kızılırmak Nehri üzerinde bulunan Salur Köprüsü istasyonunda ölçülen askıda katı madde miktarı tahmini için dalgacık dönüşümü ve GEP yöntemi birlikte kullanılarak modeller geliştirilmiştir. GEP modelini geliştirmek için Salur Köprüsü istasyonuna ait ölçülmüş akım değerleri

kullanılmıştır. D-GEP modelleri için ölçülmüş akım değerleri dalgacık dönüşümü kullanılarak sekiz adet detay bileşenine ve bir adet yaklaşıklık bileşenine ayrılmıştır. Bu alt serilerden etkili olanlar D-GEP modellerinde girdi parametreleri olarak kullanılmıştır. Ölçülen akım değerleri kullanılarak geliştirilen GEP modeli ile D-GEP modelleri kıyaslandığında, D-GEP modellerinin GEP modeline göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Sonuç olarak, dalgacık dönüşüm tekniğinin GEP modelinin performansını arttırdığı görülmüştür.

Kaynaklar

Anctil, F., Tape, D.G., (2004). An exploration of artificial neural network rainfall runoff forecasting combined with wavelet decomposition. *Journal of Environmental Engineering and Science*, 3, 121-129.

Anonim, 2014. <http://www.samsun.gov.tr/?bolum=samsun-sehri&kategori=6> (Erişim Tarihi: 04.12.2014).

Aytek A., Kişi O., 2008. A genetic programming approach to suspended sediment modeling, *Journal of Hydrology* 351, 288– 298.

Doğan, E., 2009. Katı Madde Konsantrasyonunun Yapay Sinir Ağlarını Kullanarak Tahmin Edilmesi. *İMO Teknik Dergisi*, 302, 4567-4582.

Duran, K., 2013. Rüzgar Karakteristiklerinin Dalgacık Dönüşümü ile Ortaya Konması. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 142s, İstanbul.

Ferreira, C., 2001. Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems, *Complex Systems* 13(2), 87–129.

Ferreira, C., 2006. Gene-expression programming: Mathematical modeling by an artificial intelligence. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Goldberg, D.E., 1989. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison-Wesley.

Grosan, C., Abraham, A., 2006. Evolving computer programs for knowledge discovery, *International Journal of System Management* 4(2), 7–24.

Güven, A., Kişi, Ö., 2011. Estimation of Suspended Sediment Yield in Natural Rivers Using Machine-coded Linear Genetic Programming. *Water Resour Manage*, 25, 691–704.

Kişi, Ö., 2009. Neural network and wavelet conjunction model for intermittent streamflow forecasting. *Journal of Hydrological Engineering*, 14(8), 773-782.

Kişi, Ö., Shiri, J., 2011. Precipitation Forecasting Using Wavelet-Genetic Programming and Wavelet-Neuro-Fuzzy Conjunction Models. *Water Resour Manage*, 25, 3135–3152.

Kişi, Ö., Shiri, J., 2012. River suspended sediment estimation by climatic variables implication: Comparative study among soft computing techniques. *Computers & Geosciences*, 43, 73–82.

Koza J.R., 1992. Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, A Bradford Book The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England.

Küçük, M., Ağırlioğlu, N., 2006. Dalgacık Dönüşüm Tekniği Kullanılarak Hidrolojik Akım Serilerinin Modellenmesi. *İTÜ Mühendislik Dergisi*, 5 (2), 69-80.

Makkeasorn A., Chang N.B., Zhou X., 2008. Short-term streamflow forecasting with global climate change implications – A comparative study between genetic programming and neural network models, *J Hydrol* 352, 336–354.

Mehr A.D., Kahya E., Olyaie E., 2013. Streamflow prediction using linear genetic programming in comparison with a neuro wavelet technique, *J Hydrol* 505 , 240–249.

Okkan, U., 2012. Wavelet neural network model for reservoir inflow prediction. *Scientia Iranica*, 19(6), 1445-1455.

Öztürk, F., 2002. Yüzey Akış ve Sediment Miktarının AGNPS Modeli ile Belirlenmesi. Bilimsel Araştırma Projesi Kesin Raporu, Ankara Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri, Ankara.

Partal, T., Cıgızoğlu, H.K., 2008. Estimation And Forecasting of Daily Suspended Sediment Data Using wavelet–Neural Networks. *Journal of Hydrology* 358, 317– 331.

Savic D.A., Walters G.A. and Davidson J.W., 1999. A Genetic programming approach to rainfall-runoff modelling, *Water Resour Manag* 13, 219–231.

Sivapragasam, C., Maheswaran R., and Venkatesh V., 2008. Genetic programming approach for flood routing in natural channels, *Hydrological Processes* 22(5), 623–628.

Terzi, Ö., Barak, M., Baykal, T., 2013. Akarsularda Askıda Katı Madde Miktarı Tahmini İçin Dalgacık-Sinir Ağı Modeli. VII. Ulusal Hidroloji Kongresi, 26-27 Eylül 2013, SDÜ Isparta, 232-239.

Wang, W., Ding J., (2003). Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology. *Nature and Science*, 1(1), 67-71.

Wu C.L., Chau K.W., 2010. Data-driven models for monthly streamflow time series prediction, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 23, 1350–1367.

Zakaria, N. A., Azamathulla, H. Md., Chang, C.K., Ghani, A.Ab., 2010. Gene expression programming for total bed material load estimation—a case study. *Science of the Total Environment*, 408, 5078–5085.

Zhang, F.X., Wai, W.H.O., Jiang, Y.W., 2010. Prediction of sediment transportation in deep bay (Hong Kong) using genetic algorithm, *J Hydrodyn* 22(5), 599–604.

Semboller

A	akım (m ³ /sn)
D	dalgacık alt bileşeni
KM	katı madde miktarı (ton)