



Aşağı Sakarya Nehrindeki Askı Maddesi Miktarının Esnek Yöntemler ile Tahmini

Estimation by Using Soft Computing Methods of Suspended Sediment Load in Lower Sakarya River

Gökmen Çeribaşı¹, Emrah Doğan²

¹Sakarya Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü, Sakarya, Türkiye

²Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Müh. Bölümü, Sakarya, Türkiye

Öz

Akarsu yapılarının planlanıp projelendirilmesinde, akarsudaki katı madde miktarının doğru şekilde tahmin edilmesi akarsu üzerine yapılacak hidrolik yapıların ekonomik ömrünün belirlenmesi açısından önem arz etmektedir. Katı madde miktarı iki farklı yöntem ile belirlenmektedir. Birincisi, sediment gözlem istasyonlarından yapılan ölçümler ile ikinci yöntem olarak ise, literatürde olan katı madde taşınım formülleriyle belirlenmektedir. Askı maddesi miktarı, akarsudan ölçüm metoduyla belirlenmesi en güvenilir yol olmasına rağmen zaman alan ve maliyetli bir yöntemdir. Birçok gözlem istasyonunda su miktarı ölçümü yapılırken askı maddesi ölçümü yapılmamaktadır. Bu durumlarda askıda katı madde miktarını belirlemek için alternatif yöntemler mevcuttur. Bu çalışma için literatürde esnek yöntemler (soft computing) olarak ifade edilebilecek bu grup içerisinde bulunan; Yapay Sinir Ağları (YSA), Mamdani ve Sugeno Bulanık Mantık (Mamdani-BM, Sugeno-BM), Adaptif Sinirsel Bulanık Sistemi (ASBS) gibi yöntemler Aşağı Sakarya Nehrinde askı maddesi miktarının tahmini için kullanılmıştır. Bu modeller içerisinde ASBS yöntemi model oluşturma aşamasında kolaylıklar sağladığı gibi, aynı zamanda direkt olarak ölçülen askı maddesi debisi değerlerine de en yakın sonucu verdiği gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Askı maddesi, Aşağı Sakarya Nehri, Bulanık mantık, Esnek yöntem, Yapay sinir ağları

Abstract

In water resources management and projects, correct estimation of suspended sediment load being carried by a river is very important in the determination of economical lifetime of facilities built on rivers. The suspended sediment load of the river is generally determined from direct measurement of the sediment load or from sediment transport equations. Although direct measurement is the most reliable method, it is very expensive and cannot be conducted for as many streams as the measurement of water discharge. In this study because of the complexity of the phenomena soft computing methods which are the powerful tool for input-output mapping are used, these are Artificial Neural Networks (ANNs), Fuzzy Logic (FL) that is Mamdani Fuzzy Interference System (FIS-Mamdani), Sugeno Fuzzy Interference System (FIS-Sugeno) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) approaches used to estimate suspended sediment load values. This application is modeled to predict suspended sediment load in Lower Sakarya River in Sakarya, Turkey. The results show that ANFIS technique is found to be significantly superior to others and to ease the model building process.

Keywords: Suspended load, Lower Sakarya River, Fuzzy logic, Soft Computing, Artificial neural networks

1. Giriş

Akarsu yapılarının planlanıp projelendirilmesinde, akarsudaki katı madde miktarının doğru şekilde tahmin edilmesi akarsu üzerine yapılacak hidrolik yapıların ekonomik ömrünün belirlenmesi açısından önem arz etmektedir. Çünkü katı madde miktarının tahmini, baraj ölü hacminin belir-

lenmesi, stabil kanalların dizaynı ve su yapılarının çevreye olan etkilerinin belirlenmesi gibi geniş bir alanda kullanılmaktadır (Ozturk vd. 2001, Ceribasi vd. 2013). Literatürde katı madde miktarının tahmini üzerine yapılmış çalışmalar mevcuttur.

Ülke vd. (2011) Gediz Nehri askıda katı madde miktarının tahmini için en uygun ampirik bağıntının belirlenmesi ve Ege Bölgesi Gediz Havzası için bulunan bu bağıntının genetik algoritma ile iyileştirilmesini amaçlamışlardır. Çalışma sonucunda, genetik algoritma ile iyileştirilmiş Brooks yönteminin Gediz Havzasının askıda katı madde

*Sorumlu yazarın e-posta adresi: gceribasi@sakarya.edu.tr

miktarının tahmininde uygulanabileceğini belirlemiştir (Ülke vd. 2011).

Terzi vd. (2012) son yıllarda su kaynakları mühendisliğinde kullanım alanı geniş olan Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemini katı madde miktarı tahmininde kullanmışlardır. Katı madde tahmini için Kızılırmak Nehri'nde bulunan Yamula gözlem istasyonuna ait 1973-2003 yılları arasında bulunan akım verileri girdi parametresi olarak kullanmışlar ve çeşitli YSA modelleri geliştirilmişlerdir. Geliştirilen modeller incelendiğinde, YSA yönteminin katı madde tahmininde kullanılabilirliğini göstermişlerdir (Terzi vd. 2012).

Terzi vd. (2015) Kızılırmak Nehri'nin askıda katı madde miktarını tahmin etmek için Dalgacık Dönüşümü (D) ve Gen İfade Programlama (GEP) yöntemleri birlikte kullanılarak modeller geliştirilmişlerdir. Geliştirilen bu modeller kıyaslandığında, dalgacık dönüşümü ile elde edilen D-GEP modellerinin GEP modeline göre daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuşlardır (Terzi vd. 2015).

Bu çalışmada, Aşağı Sakarya Nehrindeki askı maddesi miktarının Esnek Yöntemler ile tahmin edilmeye çalışılmaktadır. Esnek Yöntemler olarak ifade edilebilecek grup içerisinde bulunan; Yapay Sinir Ağları (YSA), Mamdani ve Sugeno Bulanık Mantık (Mamdani-BM, Sugeno-BM), Adaptif Sinirsel Bulanık Sistemi (ASBS) gibi yöntemler Aşağı Sakarya Nehrinde askı maddesi miktarının tahmini için kullanılmaktadır.

2. Gereç ve Yöntem

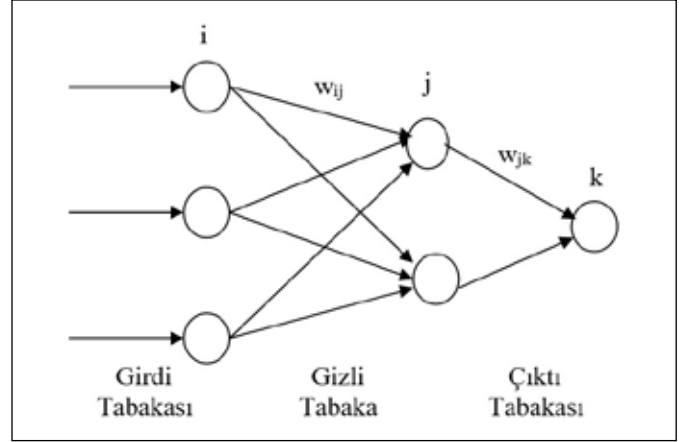
Bu çalışmada nehrin, aylık su debileri ile aylık askı maddesi miktarları arasındaki ilişkinin kurulmasında Botbaşı (1243) ve Adatepe (1257) Sediment Gözlem İstasyonlarından (SGİ) alınan ölçümler kullanılmıştır. Botbaşı'na (SGİ) ait ölçüm kayıtları 1964-2001 yıllarını kapsamakta olup, Adatepe (SGİ)'ye ait olan verilerde 2001-2004 yılını kapsamaktadır. 2001 yılında Botbaşı istasyonun kapanmasından sonra yine aynı yıl içerisinde Adatepe istasyonu açılmıştır. Adatepe istasyonunun Botbaşı istasyonuna benzer özellik göstermesinden dolayı 2001 yılından sonraki veri kayıtları bu istasyondan elde edilmiştir.

2.1. Esnek Yöntemler

2.1.1. Yapay Sinir Ağları (YSA) Yöntemi

YSA yöntemi sırasıyla i (girdi), j (gizli) ve k (çıkıtı) gösterecek şekilde oluşturulmuştur. Şekil 1'de üç tabakalı ileri beslemeli

bir YSA modeli görülmektedir. Burada i ve k değerleri 1 olup, j değerleri 3, 5, 10, 15 ve 20 değerleri alınarak YSA modelleri oluşturulmuştur. Bu çalışmada transfer fonksiyonu olarak Sigmoid Fonksiyonu, YSA eğitimi için de genelleştirilmiş delta kuralına dayalı olan Geri Yayılım Algoritması kullanılmıştır.



Şekil 1. Üç tabakalı ileri beslemeli YSA modeli.

Öncelikle modelin uygulanması için tüm veriler 0,1 ile 0,9 arasında normalize edilmiştir.

$$x_i = 0.8.(X_i - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) + 0.1 \quad (1)$$

Burada, x_i normalize edilmiş değerleri göstermektedir. X_{\max} ve X_{\min} maksimum ve minimum ölçülen değerlerdir. Normalizasyon yapılarak veriler boyutsuz hale getirilmiş olur.

2.1.2. Bulanık Mantık (BM) Yöntemi

Yöntem, bir bulanık küme mantığına dayanır. Bulanık kümede küme'ye aitlik derecesi, probleme bağlı olarak oluşturulan üyelik fonksiyonlarınca belirlenir. Klasik küme kavramında bir eleman bir kümenin üyesidir veya değildir. Bulanık mantıkta küme'ye üyelik derecesi μ ; 0 ile 1 arasında değişir. 0 küme'ye ait olmamayı, 1 ise kesin olarak küme'ye ait olmayı gösterir. Genel olarak Bulanık Mantık'ta model oluşturma süreci dört adımdan oluşmaktadır. Bu sürecin gelişimi Şekil 2'de gösterilmiştir.

Literatürde bulanık kural tabanında modelleme çeşitleri iki tanedir. Bunlardan biri Mamdani yöntemidir (Mamdani-BM) diğeri ise Sugeno yöntemidir (Sugeno-BM). Mamdani yöntemi genelde uzman sistemlerin geliştirilmesi için kullanılırken, veriden hareketli yaklaşımda ise Sugeno-BM modeli daha çok uygulanmaktadır, Sugeno-BM bulanık modeli sonuç kısmında kesin fonksiyon bulundurmaktadır.

2.1.2.1. Mamdani-BM Yöntemi

Mamdani tipi bulanık modelleme, bulanık modellemelerde en çok kullanılan yöntemdir. Bu yöntem, sözel bulanık model “eğer- o halde” kuralları şeklinde (yarı-) nitel bilginin kullanılabilmesi için olanak sağlamaktadır. Kuralların oluşturulmasından sonra elde edilen bulanık çıktılar ağırlık merkezi, ortalama merkezi, en büyüklerin ortası, açığortay yöntemleri gibi çeşitli metotlar kullanılarak durulanmış çıktı haline getirilirler. İyi bir durulama stratejisi seçmek için sistematik bir işlem yoktur ve problemin özelliklerini dikkate alan bir yöntem seçilmelidir.

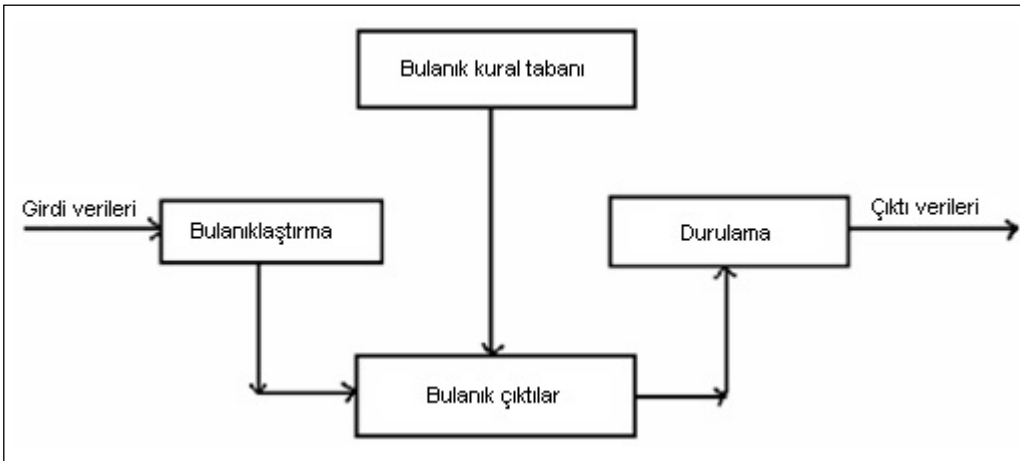
2.1.2.2. Sugeno-BM Yöntemi

Mamdani modeli, genelde uzman sistemlerin geliştirilmesi için kullanılırken, veriden hareketli yaklaşımda ise Sugeno-BM modeli daha çok uygulanmaktadır. Mamdani metodunda sözel bulanık önermeler “eğer o” halde kuralları

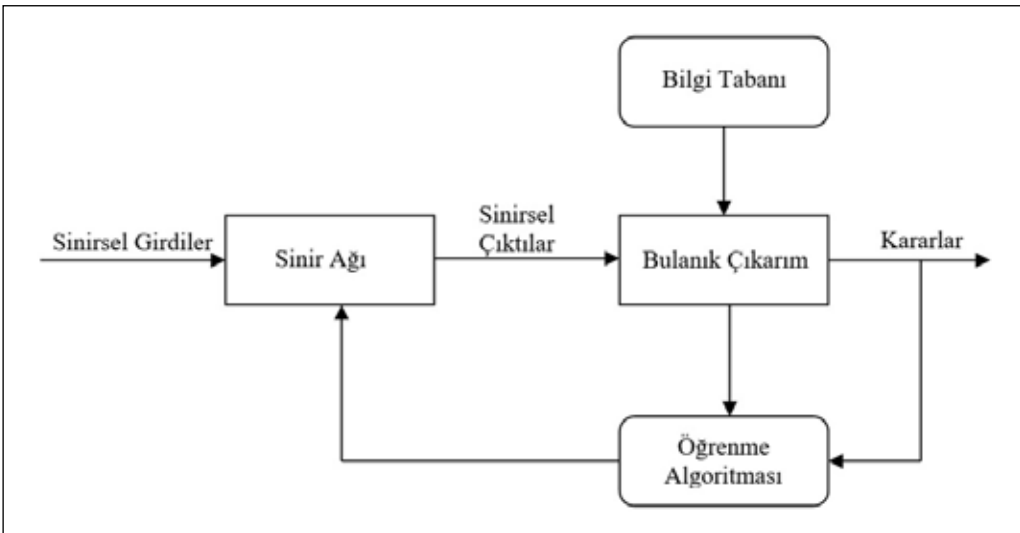
ile tanımlanırken, Sugeno bulanık modeli sonuç kısmında kesin fonksiyon bulundurmaktadır. Bu nedenle, sözel modelle matematiksel regresyonun bir kombinasyonu olarak görülebilir. Sugeno-BM yönteminin Mamdani-Sugeno yöntemi ile arasındaki en belirgin fark, Sugeno modeli çıktısı üyelik fonksiyonlarının lineer ya da sabit olmasıdır.

2.1.3. Adaptif Sinirsel Bulanık Sistemler (ASBS) Yöntemi

Bu yaklaşımda, bulanık mantık kavramları, klasik sinir ağlarının bilgi sunum yeteneklerini zenginleştirmek için kullanılmaktadır. Bu yaklaşımda, Belirlenen girdi-çıkı çiftleri için, en uygun üyelik fonksiyonlu kuralların oluşturulmasında yapay sinir ağlarının eğitim algoritması kullanılır. Temelini yapay sinir ağlarından alan bu tür bulanık mantık modellemelerine ASBS denir. Bulanık sinir sisteminin yapısı ve işleyişi Şekil 3’de gösterilmiştir.



Şekil 2. Bulanık mantıkla modelleme aşamalarının şematik gösterimi.



Şekil 3. Adaptif sinirsel bulanık sistemin yapısı.

3. Yöntemlerin Uygulanması ve Sonuçları

3.1. YSA Yönteminin Uygulanması ve Sonuçları

Bir girdi vektörü (su debisi) ve bir çıktı vektöründen (askı maddesi miktarı) oluşan 356 verinin analizi göz önüne alınmıştır. Bu 356 veri çifti, denklem 1’de verilen metotla 0,1-0,9 arasında normalize edilerek eğitim ve test setlerini oluşturmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Eğitim seti 277, geriye kalan 79 adet veri seti ise programın gerçek değerlere yaklaşım performansının değerlendirmesinde test seti olarak kullanılmıştır. Hataların değerlendirilmesi için, Ortalama Karesel Hata (OKH), Korelasyon Katsayısı (R^2), Ortalama Mutlak Hata (OMH) ve hatası %10’dan küçük olan değerlerin yüzdesi kullanılmıştır (Tutarlılık analizi TA_{10}). YSA modelleri ile elde edilen performans değerleri çizelge 1’de verilmiştir.

Gizli katman nöron sayısı çeşitli denemelerden sonra test seti performans değerlerinden, çizelge 1’de gösterildiği gibi 3 olarak belirlenmiştir. Performansı en yüksek olan YSA (1 3 1) modelinin yapısı şekil 4’de gösterilmiştir. Gizli katman sayısı 1 alınmıştır. Çünkü YSA modeli 1 girdi ve 1 çıktı üzerine dayalıdır ve daha önceki çalışmalardan yola çıkarak 1 alınmıştır (ASCE 2000, Jain 2001, Cigizoglu 2002a, Cigizoglu 2002b).

3.2. Bulanık Mantık (BM) Yönteminin Uygulanması ve Sonuçları

3.2.1. Mamdani-BM Yönteminin Uygulanması ve Sonuçları

Sediment gözlem istasyonlarından elde edilen su debisi (Q_w ,

m^3/s) girdi, askı maddesi miktarı (Q_a , ton/gün) ise çıktı olarak, minimum ($Q_{wmin}=15 m^3/s$, $Q_{amin}=60 ton/gün$) ve maksimum ($Q_{wmax}=350 m^3/s$, $Q_{amax}=23.500 ton/gün$) değerleri arasında 9 ayrı alt kümeye ayrılmıştır. Her bir alt kümenin aralığı problemin özelliğine göre belirlenmiştir. Alt kümelerin oluşturulmasında üçgen üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Bu alt kümeler çok çok az (CCA), çok az (CA), az (A), az orta (AO), orta (O), yüksek (Y), orta yüksek (OY), çok yüksek (CY), çok çok yüksek (CCY) olarak tanımlanmış ve şekil 5 ve şekil 6’da gösterilmiştir.

Su debisi ve askı maddesi miktarı arasında ilişkiye dayalı oluşturulan alt kümelerden yola çıkarak kurallar tanımlanmıştır. Örneğin, “eğer su debisi Q_w , CCA ise, askı maddesi miktarı Q_a ’da CCA’dır.” YSA modellemesine benzer şekilde girdi ve çıktı parametreleri olan su debisi ve askı maddesi miktarı iki gruba ayrılmıştır. Birinci grup 277 veriden oluşmakta olup modelin kurulmasında kullanılmıştır. Kalan 79 veri de ikinci grubu oluşturmaktadır ve oluşturulan modelin test edilmesinde kullanılmıştır. Test grubunun sonuçlarının performansı değerlendirildiğinde, sırasıyla OKH ve R^2 değerleri $5,55.E+06$ ve $0,794649$ olarak hesaplanmıştır.

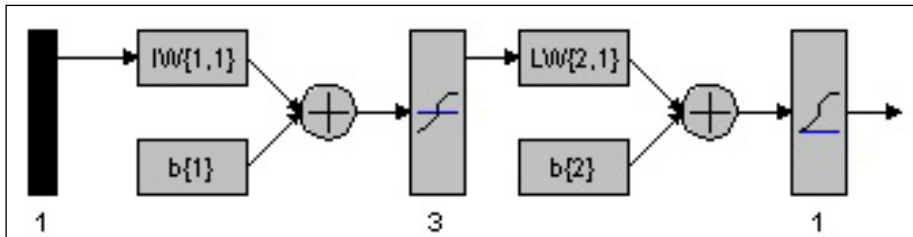
3.2.2. Sugeno-BM Yönteminin Uygulanması ve Sonuçları

Hesaplamalar her bir alt kümelerdeki matematiksel ilişkilere dayanmaktadır. Yöntemin oluşturulmasında kullanılan 277 girdi-çıkıtı arasındaki değişim şekil 7’de sunulmuştur. Bu çalışmada veri dağılımı göz önünde bulundurularak 6 adet alt küme oluşturulmuş, her bir alt kümenin doğru denklemleri elde edilmiş ve bu alt kümelerin dağılımı şekil 8-13’de verilmiştir.

Çizelge 1. YSA yönteminin test seti performansları.

Model	OKH	R^2	OMH	TA_{10}
YSA (1 3 1)	4,70E+06*	0,780870	0,68194*	0,151899*
YSA (1 5 1)	4,78E+06	0,782788*	0,68482	0,151899
YSA (1 10 1)	6,00E+06	0,767115	0,69479	0,101270
YSA (1 15 1)	6,27E+06	0,760190	0,70113	0,101270
YSA (1 20 1)	6,96E+06	0,738007	0,69753	0,139241

Not: En iyi sonuçlar (*) ile gösterilmiştir.



Şekil 4. YSA (1 3 1) modeli.

Girdiler için oluşturulan alt kümelerin üyelik fonksiyonları ile üyelik derecesi değişimleri Şekil 14’de verilmiştir.

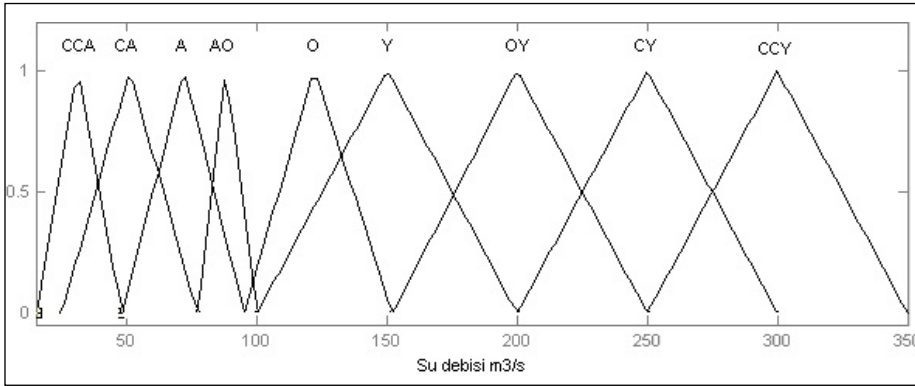
277 girdi-çıkıtı eğitimi ile kurulan modele 79 adet su debisine karşılık gelen askı maddesi miktarları tahmin edilmiştir. Tahminlerin performansları değerlendirildiğinde sırasıyla, OKH ve R^2 değerleri $5,08.E+06$ ve $0,810163$ olarak hesaplanmıştır.

Sugeno-BM yaklaşımı, Mamdani-BM yaklaşımından daha etkili sonuçlar vermektedir. Ayrıca Sugeno-BM yaklaşımı

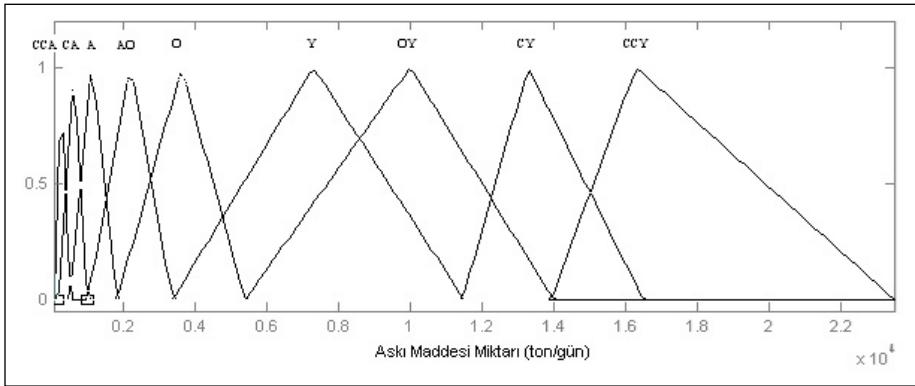
ile bulanık mantık modelinin oluşturulması, Mamdani-BM yöntemine göre daha kolaydır.

3.3. ASBS Yönteminin Uygulanması ve Sonuçları

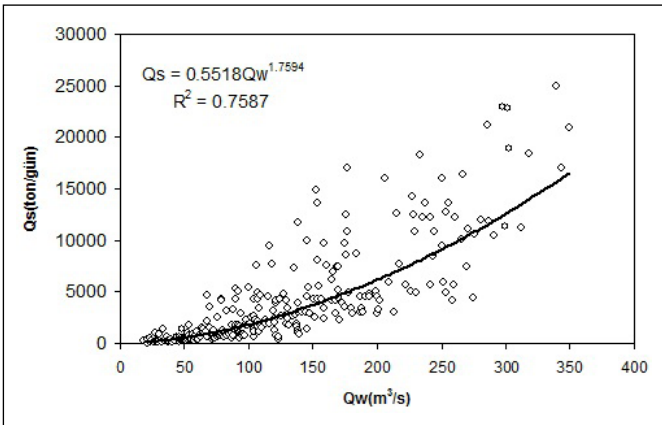
Üyelik fonksiyonu parametrelerinin güncellenmesi için hibrid öğrenme algoritması seçilmiştir. Eğitimin sona erdirilmesi için hata toleransı 0 alınmış, eğitim döngüsü ise 5 seçilmiştir. Bulanık çıktıları sayısal çıktılara dönüştürmek için ağırlıklı ortalama yöntemi kullanılmıştır. Girdiler için model tarafından oluşturulan alt kümelerin üyelik



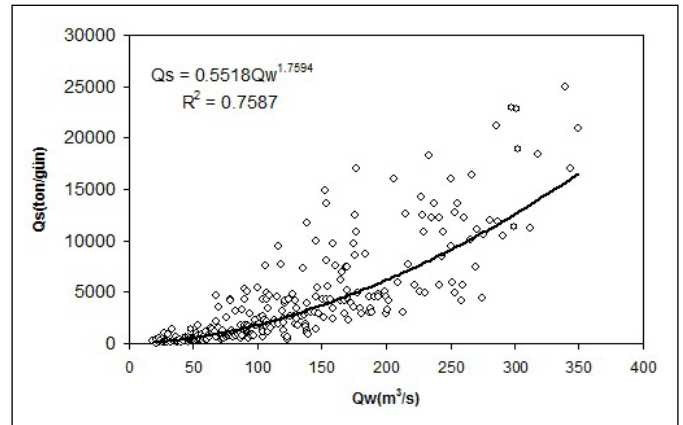
Şekil 5. Bulanık alt kümeler su debisi (m^3/s).



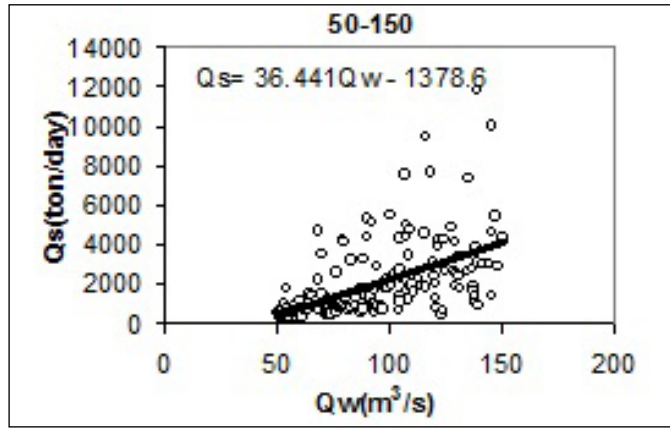
Şekil 6. Bulanık alt kümeler askı maddesi miktarı (ton/gün).



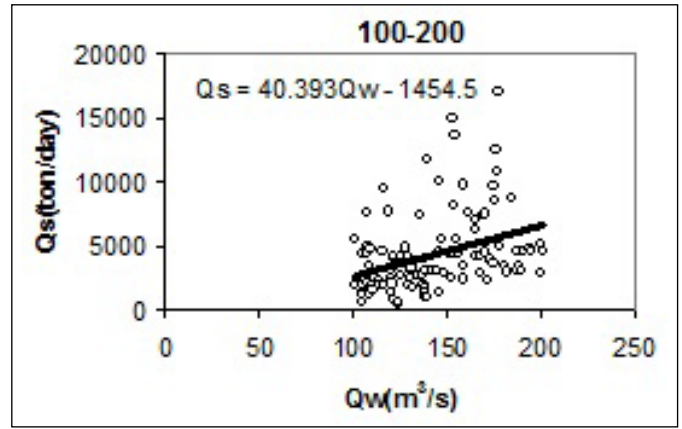
Şekil 7. Su debisi ile askı maddesi miktarı arasındaki ilişki (sediment anahtar eğrisi).



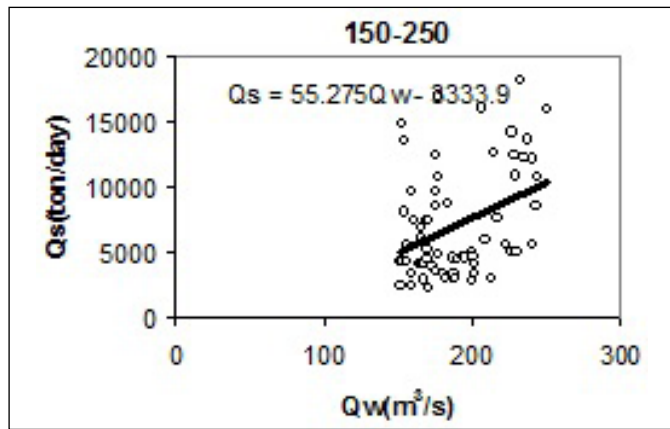
Şekil 8. 10 -100 m^3/s Q_w değerleri.



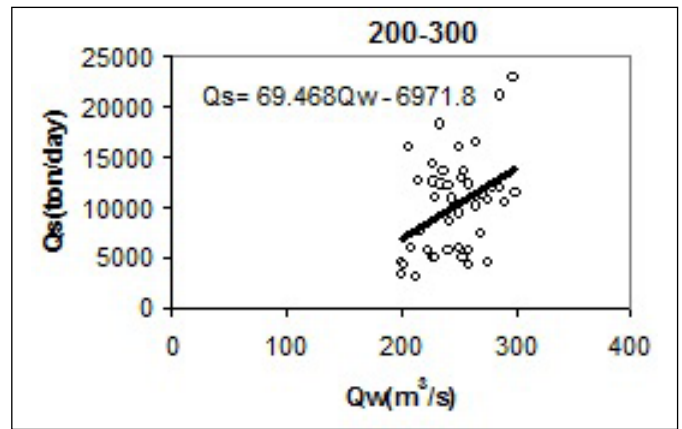
Şekil 9. 50-150 m³/s Q_w değerleri.



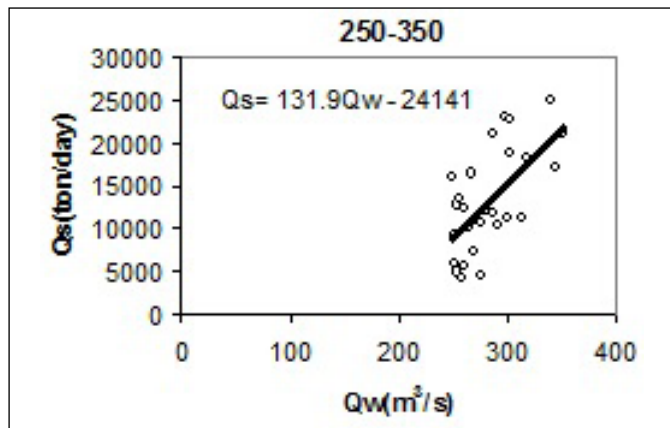
Şekil 10. 100 -200 m³/s Q_w değerleri.



Şekil 11. 150-250 m³/s Q_w değerleri.



Şekil 12. 200 -300 m³/s Q_w değerleri.



Şekil 13. 250-350 m³/s Q_w değerleri.

fonksiyonları ile üyelik derecesi değişimleri şekil 15'de verilmiştir.

Kurulan ASBS modelinde, 79 adet test setinin içerdiği, su debisine karşılık gelen askı maddesi miktarları tahmin edilmiştir. Tahminlerin performansları değerlendirildiğinde

sırasıyla, OKH ve R² değerleri 4.65 E+06 ve 0.819921 olarak hesaplanmıştır. Sonuçlar değerlendirildiğinde, bu metodun diğer esnek yöntemlerden daha iyi performans gösterdiği görülmektedir. Ayrıca oluşturulan modelin kendisinin bulanık mantık kurallarını ataması dolayısıyla kullanıcıya zaman kazandırarak hesaplamalarda kolaylık sağlar.

4. Esnek Yöntemlerin Karşılaştırılması

Esnek yöntemlerin performanslarının sonuçları çizelge 2'de verilmiştir.

Bütün kurulan modellerin performanslarının birbirine yakın olduğu Çizelge 2'den görülmektedir. Oluşturulan bu esnek modeller arasında ölçülen askı maddesi miktarına en yakın sonucu veren yöntemin ASBS olduğu Çizelge 2 ve Şekil 16-19'den anlaşılmaktadır.

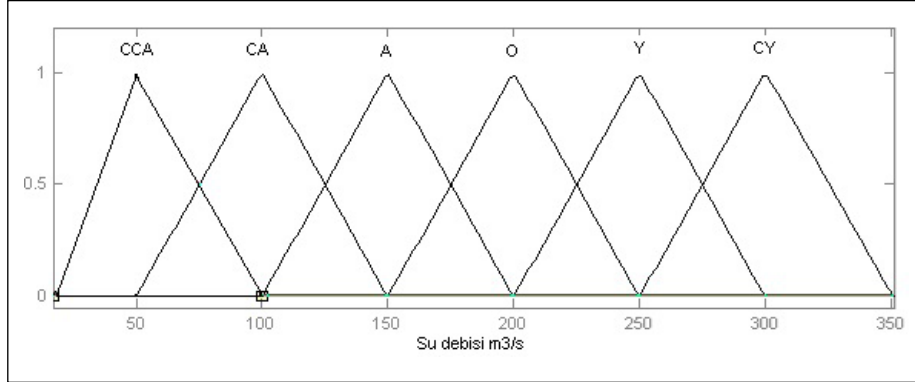
5. Sonuçlar

Bu çalışmada; YSA, Mamdani-BM, Sugeno-BM ve ASBS esnek modelleme yöntemleri kullanılarak, Aşağı

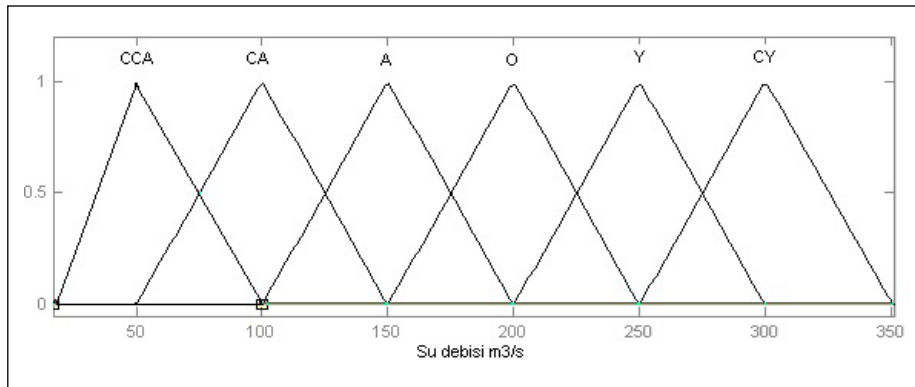
Çizelge 2. Kurulan modellerin performanslarının karşılaştırılması.

	YSA (1 3 1)	Mamdani - BM	Sugeno - BM	ASBS
OKH	4698500	5547300	5075200	4654200*
R ²	0.781	0.795	0.810	0.820*
OMH(%)	68.194*	76.198	78.579	75.534
TA ₁₀ (%)	13.924	13.924	16.456*	16.456*

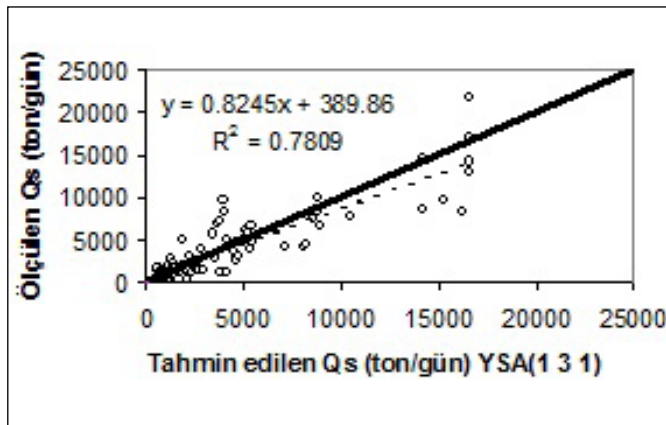
Not: En iyi sonuçlar () ile gösterilmiştir.*



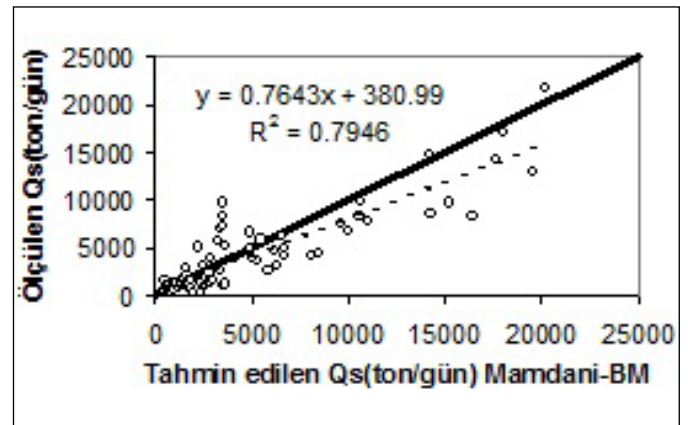
Şekil 14. Su debisinin alt kümelerinin üyelik fonksiyonları ve derecelerinin değişimi.



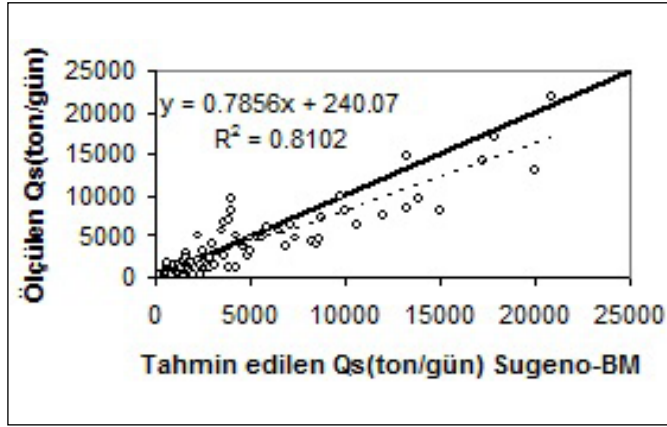
Şekil 15. Su debisinin alt kümelerinin üyelik fonksiyonları ve derecelerinin değişimi.



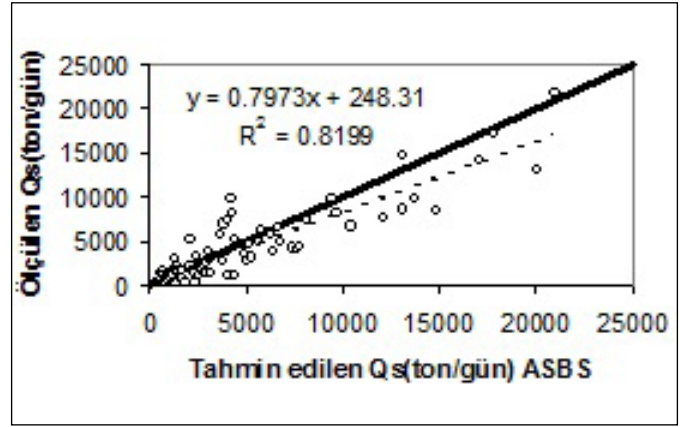
Şekil 16. YSA Q_s ve ölçülen Q_s.



Şekil 17. Mamdani-BM Q_s ve ölçülen Q_s.



Şekil 18. Sugeno-BM Q_s ve ölçülen Q_s .



Şekil 19. ASBS Q_s ve ölçülen Q_s .

Sakarya Nehrinde ölçülen su debisi ve askı maddesi miktarları arasındaki ilişki incelenmiştir. Test setlerinin performans derecelerine bakıldığında en uygun modelin ASBS olduğu görülmüştür. Ayrıca ASBS metodunun diğer bahsedilen metotlara göre kurulmasının kolay olması ve zaman almaması diğer bir avantajı olarak ortaya çıkmıştır. Çalışma kapsamında bir girdiye karşılık bir girdi çıktı alınmasına karşın ASBS'nin problemi iyi bir şekilde analiz etmesi ve sonuçlar vermesi hidroloji de diğer alanlara uygulanabilirliğini göstermiştir.

6. Kaynaklar

- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology. 2000. Artificial Neural Networks in Hydrology. I: Preliminary Concepts. *J. Hyd. Eng.*, 5: 15-123.
- Ceribaşı, G., Doğan, E., Sonmez, O. 2013. Evaluation of Sakarya River Streamflow and Sediment Transport with Rainfall Using Trend Analysis. *FEB.*, 22: 846-852.

- Cigizoglu, K.H. 2002a. Suspended Sediment Estimation and Forecasting Using Artificial Neural Networks. *J. Hyd. Eng.*, 26: 15-25.
- Cigizoglu, K.H. 2002b. Suspended Sediment Estimation for Rivers Using Artificial Neural Networks and Sediment Rating Curves. *J. Hyd. Eng.*, 26: 27-36.
- Jain, S.K. 2001. Development of Integrated Sediment Rating Curves Using ANNs. *J. Hyd. Eng.*, 127: 30-37.
- Ozturk, F., Apaydin, H., Walling, D.E. 2001. Suspended Sediment Loads Through Flood Events for Streams of Sakarya Basin. *Turk. J. Eng. Env.*, 25: 643-650.
- Terzi, Ö., Baykal, T. 2012. Akarsulardaki Katı Madde Miktarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini: Kızılırmak Nehri Örneği. *SDU Int. Tech. Sci.*, 4: 8-14.
- Terzi, Ö., Baykal, T. 2015. Dalgacık - GEP Modeli ile Akarsularda Askıda Katı Madde Miktarı Tahmini. *SDU Fen Bil. Ens. Derg.*, 19: 38-45.
- Ülke, A., Özkul, S., Tayfur, G. 2011. Ampirik Yöntemlerle Gediz Nehri İçin Askıda Katı Madde Yüğü Tahmini. *İMO Teknik Derg.*, 348: 5387-5407.