

İSTANBUL TEMİZ SU TÜKETİMİNİN BULANIK ZAMAN SERİSİ YAKLAŞIMLARI İLE ÖNGÖRÜSÜ

Faruk ALPASLAN* Özge CAĞCAĞ** Damla İLTER*** Ufuk YOLCU****

ÖZET

Su tüketiminin doğru öngörülmesi, iklim değişikliklerinin son derece yoğun hissedildiği günümüzde, kısıtlı su kaynaklarının planlanması ve yönetimi açısından büyük önem arz etmektedir. Literatürde, su tüketim öngörüsünde, klasik yöntemler kullanılırken, bulanık mantık ve yapay sinir ağları da son zamanlarda etkin bir şekilde kullanılan yöntemler arasındadır. Tahminde kullanılan klasik yöntemlerin birçok varsayım içermesi nedeniyle, son yıllarda etkin ve daha iyi sonuçlar elde etmek için bulanık mantık ve yapay sinir ağları gibi yöntemlerden yararlanılmaktadır. Bu çalışmada İstanbul su tüketiminin miktarı çeşitli bulanık zaman serisi yöntemleri ile öngörülmesi amaçlanarak elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Bulanık zaman serileri, Öngörü, Su tüketimi.

1. GİRİŞ

Dünya üzerinde yaşamın kaynağı olarak tanımlayabileceğimiz su, insanlık tarihi boyunca önemini korumuş hatta yerleşim merkezlerinin kurulmasında belirleyici bir etken olmuştur. Tamamen ikame edilemeyen bir kaynak olan su, yaşayan bütün canlılar için en önemli doğal kaynaklardan biridir. Diğer bir ifadeyle su; hayatın ve canlıların kaynağıdır. Özellikle son 20 yıl içerisinde artan insan nüfusu ve bunun sonucu olarak artan su talebi, küresel bir su krizini gündeme getirmiştir. Bu nedenle ekonomik, politik ve çevresel konulardaki mücadeleler ve çekişmeler çok daha yaygın ve ciddi boyutlara ulaşmıştır. Su kaynakları; miktar, kalite ve tüm diğer sektörel kullanımlar açısından birçok ciddi sorunla karşı karşıyadır. Tüm bunların önlenmesi için su tüketiminin doğru bir şekilde öngörülmesi en temel başlangıç olacaktır. Su tüketiminin nüfus, nem, sıcaklık, ekonomik ve ticari koşullar ve yağış gibi birçok parametre tarafından etkilendiği düşünülürse, su tüketiminin doğru öngörülmesi, iklim değişikliklerinin son derece yoğun hissedildiği bu dönemde, kısıtlı su kaynaklarının planlanması ve yönetimi açısından da büyük önem arz etmektedir.

Literatürde, su talebi tahmininde, regresyon, Box-Jenkins ve ARIMA gibi birçok yöntem kullanılmaktadır (Caiado, 2007), (Caiado, 2009), (Lian vd., 2008), (Roberto vd., 2004), (Thomas vd., 2004), (Thomas vd., 2006), (Thomas vd., 2007). Ancak, bu geleneksel yöntemlerin, doğrusal model, gözlem sayısı, normal dağılım gibi birçok varsayım içermesi nedeniyle, son yıllarda bulanık mantık (Altunkaynak vd., 2005); (Froukh, 2001) yapay sinir ağları (Bougadis, 2005), (Calvo vd., 2009), (Calvo vd., 2003), (Cutore vd., 2008), (Fırat vd., 2009) ve diğer bazı farklı yöntemlerden de

*Prof. Dr., Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Samsun, e-posta: falpas@omu.edu.tr

**Dr., Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Samsun, e-posta: ozgecagcag@yahoo.com

***Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Samsun, e-posta: damlailter@yahoo.com

****Yrd. Doç. Dr., Giresun Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, İstatistik Bölümü, Giresun, e-posta: uyolcu@omu.edu.tr

(Mohamed vd., 2010), (Nieswiadomy vd., 1989), (Shang vd., 2006) sıklıkla yararlanılmaktadır. Ayrıca zaman serisi öngörüsünde son yıllarda sıklıkla kullanılan bulanık zaman serisi yöntemlerinin üstün öngörü performansı birçok çalışmada ortaya konmuştur (Alpaslan vd., 2011), (Egrioglu vd., 2009), (Uslu vd., 2010). Bu çalışmada da, İstanbul su tüketimi, bulanık zaman serisi yöntemleri ile öngörülmektedir. Böylece klasik zaman serisi yaklaşımlarındaki kısıtlamalara gerek duyulmamakta ve bulanık zaman serisi yaklaşımlarının üstün öngörü performansı ile daha doğru tahminler elde edilmesi amaçlanmaktadır.

Bulanık zaman serisi öngörü yöntemleri, üzerinde birçok çalışma yapılan, bulanıklaştırma, bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve durulaştırma aşamalarından oluşur. Bulanıklaştırma aşamasında genellikle sübjektif olarak belirlenen evrensel küme parçalanmaları kullanılmakla birlikte, zaman serisinin mutlak ilk farklar serisine bağlı ortalamaya ve dağılıma dayalı yaklaşımların yanında, klasik optimizasyon, genetik algoritmalar, parçacık sürü optimizasyonu ve evrensel küme parçalanmasını kullanmayan bulanık kümeleme gibi sübjektif kararlara ihtiyaç duymayan yöntemlerin kullanıldığı çalışmalar da mevcuttur. Bulanık ilişkilerin belirlenmesinde ise, ilk çalışmalarda karmaşık matris işlemleri kullanılmış, bu çalışmaları bulanık mantık grup ilişki tablolarının ve son yıllarda da yapay sinir ağlarının kullanıldığı çalışmalar izlemiştir. Durulaştırma aşamasında hemen tüm çalışmalarda merkezileştirme yöntemi kullanılmaktadır.

Çalışmanın ikinci bölümünde, temel bulanık zaman serisi tanımları verilmiş, üçüncü bölümde ise uygulamada çözümlemesi yapılacak bulanık zaman serisi öngörü yöntemleri tanımlanmıştır. Dördüncü bölümde “İstanbul temiz su tüketim miktarı” zaman serisi literatürde kullanılan beş farklı bulanık zaman serisi yöntemiyle çözümlenerek uygulama sonuçları verilmiştir. Son bölümde ise elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir.

2. BULANIK ZAMAN SERİLERİ

Bulanık zaman serisi tanımı ilk olarak, Song ve Chissom tarafından yapılmıştır (Song vd., 1993). Bazı temel bulanık zaman serisi tanımları aşağıdaki gibi verilebilir.

$U = \{u_1, u_2, \dots, u_b\}$, evrensel küme ve evrensel kümenin belirlenen bir sabit aralık uzunluğuna göre parçalanması ile elde edilen u_i 'ler alt aralıklar ve b alt aralık sayısı olmak üzere bulanık kümeler,

$$A_i = f_{A_i}(u_1)/u_1 + f_{A_i}(u_2)/u_2 + \dots + f_{A_i}(u_b)/u_b \quad (1)$$

şeklinde tanımlanır. Burada, f_{A_i} , A_i bulanık kümesinin üyelik fonksiyonunu gösterir ve $f_{A_i} : U \rightarrow [0,1]$ olacaktır. $f_{A_i}(u_a)$ ise u_a alt aralığının A_i bulanık kümesine ait olmasının üyelik derecesidir ve $1 \leq a \leq b$ olmak üzere $f_{A_i}(u_a) \in [0,1]$ olacaktır.

Tanım 1. $Y(t)(t = \dots, 0, 1, 2, \dots)$ reel değerli zaman serisine uygun evrensel küme tanımı ve alt aralıkların tespit edilmesinden sonra bunlara bağlı olarak elde edilen A_i bulanık

kümelerinden oluşan yeni zaman serisi, $F(t)$ bulanık zaman serisi olarak adlandırılır [22].

Tanım 2. “*” herhangi bir operatörü ve R bulanık ilişki matrisini göstermek üzere, eğer $F(t)$ bulanık zaman serisi yalnızca bir gecikmeli $F(t-1)$ bulanık zaman serisinden etkilenmekte ise, $F(t)$ ile $F(t-1)$ bulanık zaman serisi arasındaki bulanık ilişki,

$$F(t) = F(t-1) * R(t, t-1) \quad (2)$$

şeklinde ifade edilir ve birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli olarak adlandırılır. Bu ilişki Song ve Chissom tarafından aşağıdaki gibi tanımlanmıştır (Song vd., 1993).

$$F(t-1) \rightarrow F(t) \quad (3)$$

Sonuç olarak $F(t-1) = A_i$ ve $F(t) = A_j$ olduğunda $F(t)$ ile $F(t-1)$ bulanık zaman serisi arasındaki bulanık ilişki, (4) ifadesi ile verilebilir.

$$A_i \rightarrow A_j \quad (4)$$

Tanım 3. $F(t)$ bulanık zaman serisi olsun. Eğer $F(t)$, $F(t-1)$, $F(t-2)$, ..., $F(t-n)$ gecikmeli bulanık zaman serilerinden etkileniyor ise bulanık mantık ilişki takipteki gibi ifade edilebilir ve n 'nci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modeli olarak adlandırılır [10].

$$F(t-n), \dots, F(t-2), F(t-1) \rightarrow F(t) \quad (5)$$

3. UYGULAMADA KULLANILAN ZAMAN SERİSİ YÖNTEMLERİ

İlk olarak Song ve Chissom (Song vd., 1993) tarafından ortaya konan bulanık zaman serileri, son yıllarda üzerinde oldukça yoğun çalışılan bir alan haline gelmiştir. Bulanıklaştırma, bulanık ilişkilerin belirlenmesi ve durulaştırma gibi üç temel aşamadan oluşan bulanık zaman serilerinin bu üç aşaması üzerine de birçok yaklaşım önerilmiştir. Song ve Chissom ilk bulanık zaman serisi tanımını yapmasının yanında bulanık ilişkileri bulanık ilişki matrisini elde ettiği matris işlemleri ile gerçekleştirmektedir (Song vd., 1993). Chen ise, bulanık ilişkileri belirlemede hem birinci dereceden hem de yüksek dereceden yöntemlerde kullanılan bulanık mantık ilişki ve grup ilişki tablolarından yararlanmıştır (Chen, 1996), (Chen, 2002). Aladağ vd. ise bulanık ilişkilerin belirlenmesinde yapay sinir ağlarını (YSA) kullanmışlardır (Aladağ vd., 2009). Bulanık ilişkilerin belirlenmesi üzerine katkılar sağlayan bu çalışmaların yanında, bulanıklaştırma aşamasında, Huarng everensel küme parçalanmasında belirlenen aralık uzunluklarının yöntemin öngörü performansı üzerinde etkin bir rol oynadığını göstermiş ve aralık uzunluklarının ortalamaya ve dağılıma dayalı olarak belirlendiği iki yaklaşım ortaya koymuştur (Huarng, 2001). Bunun yanında Eğrioğlu vd. ise, aralıkların belirlenmesinde optimizasyonu temel alan bir yaklaşım önermişlerdir (Eğrioğlu vd., 2010).

“İstanbul temiz su tüketim miktarı” zaman serisinin öngörülmesinde kullanılan yöntemler çözümleme aşamalarının bazılarında benzerlik gösterirken, bazılarında da farklı yaklaşımlar içermektedir. Bu bakımdan tüm yöntemlere ait tek bir algoritma farklı aşamaları belirtilerek aşağıdaki gibi verilebilir.

ADIM 1: Evrensel küme ve alt aralıklar tanımlanır. Veri setindeki en büyük ve en küçük değer sırasıyla D_{\min} ve D_{\max} , ayrıca D_1 ve D_2 keyfi pozitif sayı olmak üzere evrensel küme aşağıdaki gibi belirlenir.

$$U = [D_{\min} - D_1, D_{\max} + D_2]. \quad (6)$$

Bu adımda aralıkları Eğrioğlu vd. öngörü hatasını en küçük yapacak şekilde (Egrioglu vd., 2010), Huarng zaman serisinin mutlak ilk farklarına bağlı olarak ortalamaya ve dağılıma dayalı yaklaşımlarla (Huarng, 2001) belirlerken çözümlemesi yapılan diğer yöntemler subjektif olarak belirlemektedir (Aladag vd., 2009), (Chen, 1996), (Chen, 2002), (Huarng, 2001).

ADIM 2: Evrensel küme ve parçalanmalara bağlı olarak bulanık kümeler tanımlanır.

$$A_j = a_{j1} / u_1 + a_{j2} / u_2 + \dots + a_{jb} / u_b, \quad (7)$$

$$a_{jk} = \begin{cases} 1 & , k = j \\ 0.5 & , k = j-1, j+1 \\ 0 & , \text{aksi halde} \end{cases}, \quad j=1, \dots, b \quad (8)$$

ADIM 3: Gözlemler bulanıklaştırılır.

Her bir veri bulunduğu aralığın en büyük üyelik değerine sahip olduğu bulanık küme ile eşleştirilerek zaman serisi bulanıklaştırılır.

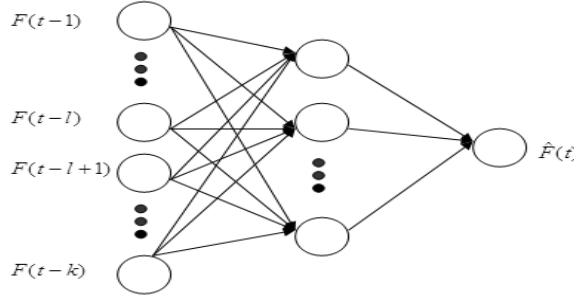
ADIM 4: Bulanık ilişkiler belirlenir.

- Song-Chissom matris işlemlerinden yararlanmıştır (Song vd., 1993). Bulanık ilişki $A_k \rightarrow A_l$ olduğunda bu ilişkiye karşılık gelen ilişki matrisi $R_i = A_k^T A_l$ ile elde edilir. Burada çarpım işleminde “min” operatörü kullanılır. Bulanık zaman serisi için birinci dereceden bulanık ilişkiyi ifade eden ilişki matrisi ise $R = \cup_i R_i$ şeklinde elde edilir.
- Birinci dereceden bulanık zaman serisi öngörü modelinde, bulanık ilişkiler $A_1 \rightarrow A_2, A_1 \rightarrow A_1, A_1 \rightarrow A_3$ şeklinde iken, bulanık mantık grup ilişki $A_1 \rightarrow A_2, A_3, A_1$ şeklinde olmaktadır (Chen, 1996), (Huarng, 2001).
- Yüksek dereceli bulanık zaman serisi öngörü modelinde bulanık mantık ilişki ve grup ilişkiler sırasıyla (Chen, 1996) ve (Chen, 2002)’de verilmektedir.

$$\begin{array}{ccc} A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} & \rightarrow & A_{j1} \\ \vdots & & \vdots \\ A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} & \rightarrow & A_{jp} \end{array} \quad (9)$$

$$A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp} \quad (10)$$

- Bulanık ilişkilerin YSA ile belirlendiği yüksek dereceli bulanık zaman serisi öngörü modelinde, YSA'nın girdileri bulanık gecikmeli değişkenlerden, çıktısı öngörüdür, hedef değeri ise gerçek verinin bulanık değerinden oluşur (bakınız Şekil 1) (Aladag vd., 2009).



Şekil 1. İleri beslemeli yapay sinir ağı mimarisi

ADIM 5: Bulanık öngörüler elde edilir.

- Song-Chissom, bulanık öngörüü $\hat{F}(t) = \max\{\min\{F(t-1) \circ R\}\}$ ifadesi ile elde eder (Song vd., 1993).
- Chen (Chen, 1996) ve Huarng'ın (Huarng, 2001) birinci derece modelinde üç farklı durum söz konusudur;

Durum 1. Bulanık grup ilişki tablosundan sadece $A_i \rightarrow A_j$ ilişkisi var ise bulanık öngörü A_j 'dir.

Durum 2. Bulanık grup ilişki tablosunda $A_i \rightarrow A_i, A_j, \dots, A_k$ ise bulanık öngörü A_i, A_j, \dots, A_k 'dir.

Durum 3. Bulanık grup ilişki tablosunda $A_i \rightarrow Boş$ ise bulanık öngörü A_i 'dir.

- Chen (Chen, 2002) ve Eğrioğlu vd.'nin [Eğrioğlu vd., 2010) yüksek dereceden modellerinde de üç durum vardır.

Durum 1. n'nci dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_j$ ilişkisi var ise bulanık öngörü A_j 'dir.

Durum 2. n'nci dereceden bulanık mantık grup ilişki, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp}$ ise bulanık öngörü $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp}$ olur.

Durum 3. n'nci dereceden bulanık mantık grup ilişki tablosunda, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1} \rightarrow Boş$ ilişkisi mevcut ise reel öngörü, $A_{in}, A_{i(n-1)}, \dots, A_{i1}$ bulanık

kümelerine bağlı olarak, $u_{in}, u_{i(n-1)}, \dots, u_{i1}$ aralıklarının orta noktaları, $m_{in}, m_{i(n-1)}, \dots, m_{i1}$ olmak üzere,

$$\frac{1 \times m_{in} + 2 \times m_{i(n-1)} + \dots + n \times m_{i1}}{1 + 2 + \dots + n} \quad (11)$$

ifadesi ile elde edilir.

- Aladağ vd. (Aladağ vd., 2009) yönteminde ise YSA'nın çıktı değeri A_j iken bulanık öngörü de A_j olacaktır.

ADIM 6: Durulaştırma.

Song-Chissom yönteminde üç farklı durumda gerçekleşir; $\hat{F}(t) = \max\{\min\{F(t-1) \circ R\}\}$ ifadesi,

Durum 1. Tek bir “en büyük” üyeliğe sahipse duru öngörü bu üyeliğe karşılık gelen aralığın orta noktası olacaktır.

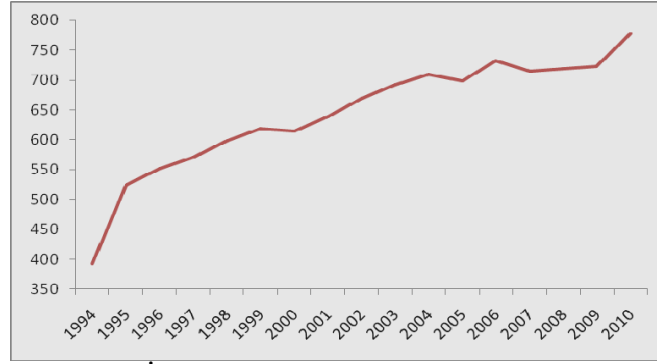
Durum 2. Birden fazla ve ardışık “en büyük” üyeliklere sahipse duru öngörü bu üyeliklere karşılık gelen aralıkların orta noktalarının ortalaması olacaktır.

Durum 3. Birden fazla ve ardışık olmayan “en büyük” üyeliklere sahipse duru öngörü tüm üyeliklerin standartlaştırılması ile elde edilir (Song vd., 1993).

Diğer yöntemlerde, merkezileştirme yöntemi kullanılır. Bulanık öngörü A_j ise, durulaştırılmış öngörü, A_j bulanık kümesinde en yüksek üyelik değerine sahip u_j aralığının orta noktası olacaktır. Bulanık öngörü $A_{j1}, A_{j2}, \dots, A_{jp}$ ise duru öngörü bu bulanık kümelerde en yüksek üyelik değerine sahip aralıkların orta noktalarının ortalaması olacaktır.

4. UYGULAMA

Bu çalışmada, grafiği Şekil 2’de verilen 1994-2010 yıllarına ait “İstanbul temiz su tüketim” verisinin öngörülmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla beş farklı bulanık zaman serisi yöntemi ile çözümlene yapılmıştır. Çözümlemede zaman serisinin son 3 yıla ait verisi test kümesi olarak kullanılarak bu yıllara ait öngörüler elde edilmiştir.



Şekil 2. İstanbul temiz su tüketim miktarı zaman serisi

Uygulamada;

- Veri setindeki en büyük ve en küçük değer sırasıyla $D_{\min} = 392$ ve $D_{\max} = 778$ olarak tespit edildi. D_1 ve D_2 keyfi pozitif sayıları sırasıyla 42 ve 22 seçilerek evrensel küme $U = [350, 800]$ olarak belirlendi.
- Eğrioğlu vd. yönteminde aralık uzunluğu (30,50) aralığında optimize edilirken, diğer yöntemlerde 30,35,40,45 ve 50 olarak alındı (Eğrioğlu vd., 2010).
- Huarng yönteminde ortalamaya ve dağılıma dayalı yaklaşımda aralık uzunluğu sırasıyla 10 ve 20 olarak belirlendi (Huarng, 2001).
- Aladağ vd., Chen ve Eğrioğlu vd. yüksek dereceli bulanık zaman serisi yöntemlerinde model derecesi 2- 5 arasında alınmıştır (Aladağ vd., 2009); (Chen, 2002) ; (Eğrioğlu vd., 2010).
- Aladağ vd. yönteminde gizli tabaka birim sayısı, ağın genelleştirme yeteneğini kaybetmemesi için, 1-5 aralığında sınırlandırılmıştır (Aladağ vd., 2009).
- Böylece Song-Chissom (Song vd., 1993) yönteminde 5, Chen (Chen, 1996) yönteminde 5, Huarng (Huarng, 2001) yönteminde 2, Chen (Chen, 2002) yüksek derece yönteminde 20, Eğrioğlu vd. (Eğrioğlu vd., 2010) yönteminde 4 ve Aladağ vd. (Aladağ vd., 2009) yönteminde 100 olmak üzere toplam 136 farklı çözümlenme yapılmıştır.

Çözömlenmeler sonucunda yöntemlere ait en iyi durumlar Tablo 1’de özetlenmiştir. Elde edilen sonuçlar hata kareler ortalaması karekökü (HKOK) ve ortalama mutlak yuzdelik hata (OMYH) kriterlerine göre deęerlendirilmiştir.

$$HKOK = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2}{n}} \quad (12)$$

$$OMYH = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right| \quad (13)$$

Burada X_t , t anına ait gerçek deęeri, \hat{X}_t , t anına ait tahmin deęeri, n ise gözlem sayısını ifade etmektedir.

Tablo 1. Yöntemlerin en iyi sonuçları

	Model	Aralık	GTBS*	HKOK	OMYH
	Derecesi	Uzunluğu			
Song – Chissom [22]	1	45,00	-	28,1114	0,0306
Chen [9]	1	45,00	-	28,1114	0,0306
Huarng [6]	1	10,00	-	30,9946	0,0277
Chen [10]	4	20,00	-	33,5509	0,0271
Eğrioğlu vd. [12]	4	45,00	-	26,4339	0,0223
Eğrioğlu vd. [12]	2	42,44	-	15,1483	0,0162
Aladağ vd. [1]	4	45,00	3	10,0125	0,0113

*GTBS: Gizli Tabaka Birim Sayısı

Tablo 1 incelendiğinde en iyi öngörü performansının Aladağ vd. (Aladağ vd., 2009) tarafından önerilen yöntemde 10,0125 HKOK ve 0,0113 OMYH değerleri ile elde edilmiştir. Bunun yanında tüm yöntem sonuçlarının oldukça düşük hatalar içerdiği ve dolayısıyla tatmin edici bir öngörü performansına sahip oldukları söylenebilir.

5. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

İnsanların hayatlarını sürdürebilmeleri için gerekli en temel şey olan su tarih boyunca önemini korumuş ve eksikliği insanlık için var olabilecek bir sorun haline dönüşmüştür. Kişi başına düşen günlük su miktarı ülkeden ülkeye değişmektedir. Örneğin bu miktar Almanya için 620 litre iken Türkiye’de 90-136 litre arasında değişmektedir. Afrika ve Orta doğu ülkelerinin birçoğunda bu miktar, ancak 2-3 litredir. Dünyada 80 ülkede yaşayan yaklaşık 2 milyar insan, kurak mevsimde bu kadarını da bulamamaktadır. 1998’de 28 ülke su kıtlığı çekmişken bu sayının 2025’te 56’ya yükselmesi beklenmektedir. Tüm bu rakamlar dikkate alındığında su tüketiminin doğru öngörülmesi, kısıtlı su kaynaklarının planlanması ve yönetimi açısından da büyük önem arz etmekle beraber gerekenlerin yapılması açısından da oldukça önemlidir.

Bu çalışmada, “İstanbul temiz su tüketim miktarı” bazı bulanık zaman serisi yöntemleri ile öngörülmüş ve oldukça etkileyici sonuçlar elde edilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde öngörü hatasının %1 ile %3 arasında olduğu görülür. Böylece bulanık zaman serisi öngörü yöntemlerinin, son yıllarda doğru öngörülmesi oldukça önem kazanmış “İstanbul temiz su tüketim miktarı” zaman serisi için oldukça etkileyici bir öngörü performansı sergilediği söylenebilir.

6. KAYNAKLAR

Aladag, C. H., Basaran, M. A., Egrioglu, E., Yolcu, U., Uslu, V. R., 2009. Forecasting in High Order Fuzzy Times Series by Using Neural Networks to Define Fuzzy Relations, Expert Systems with Applications, 36, 4228-4231.

Alpaslan, F., Cagcag, O., Aladag, C. H., Yolcu, U., Egrioglu, E., 2011. A Novel Seasonal Fuzzy Time Series Method, FUZZYSS'11: The Second International Fuzzy

Systems Symposium, Proceeding Book, Editors: C. Gokceoglu, H. C. Aladag, A. Akgun, Page: 50-55.

Altunkaynak, A., Ozger, M., Cakmakçı, M., 2005. Water Consumption Prediction of Istanbul City by Using Fuzzy Logic Approach, *Water Resources Management*, 19, 641-654.

Bougadis, J., Adamowski, K., Diduch, R., 2005. Short-term Municipal Water Demand Forecasting, *Hydrological Processes*, 19, 137-148.

Caiado, J., 2007. Forecasting Water Consumption in Spain Using Univariate Time Series Models, Munich Personal RePEc Archive (Online at, <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/6610/>).

Caiado, J., 2009. Performance of Combined Double Seasonal Univariate Time Series Models for Forecasting Water Consumption, Munich Personal RePEc Archive, (Online at <http://mpra.ub.uni-muenchen.de/15242/>).

Calvo, I. P., Gutierrez-Estrada, J. C., 2009. Improved Irrigation Water Demand Forecasting Using a Soft-Computing Hybrid Model, *Biosystems Engineering*, 102, 202-218.

Calvo, I. P., Roldan, J., Lopez-Luque, R., Gutierrez-Estrada, J. C., 2003. Demand Forecasting for Irrigation Water Distribution Systems, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 129(6), 422-431.

Chen, S. M., 1996. Forecasting Enrollments Based on Fuzzy Time-Series, *Fuzzy Sets and Systems*, 81, 311-319.

Chen, S. M., 2002. Forecasting Enrollments Based on High Order Fuzzy Time Series, *Cybernetics and Systems*, 33:1-16.

Cutore, P., Campisano, A., Kapelan, A., Modica, C., Savic, D., 2008. Probabilistic prediction of urban water consumption using the SCEM-UA algorithm, *Urban Water Journal*, 5(2), 125-132.

Egrioglu, E., Aladag, C. H., Yolcu, U., Uslu, V. R., Basaran, M. A., 2010. Finding an Optimal Interval Length in High Order Fuzzy Time Series, *Expert Systems with Applications*, 37, 5052-5055.

Egrioglu, E., Aladag, C. H., Yolcu, U., Basaran, M. A and Uslu, V. R., 2009. A New Hybrid Approach Based on SARIMA and Partial High Order Bivariate Fuzzy Time Series Forecasting Model. *Expert Systems with Applications*, 36, 7424-7434.

Firat, M., Yurdusev, M. A., Turan, M. E., 2009. Evaluation of Artificial Neural Network Techniques for Municipal Water Consumption Modeling, *Water Resour Manage*, 23, 617-632.

- Froukh, M. L., 2001. Decision-Support System for Domestic Water Demand Forecasting and Management, *Water Resources Management*, 15, 363-382.
- Huang, K., 2001. Effective Length of Intervals to Improve Forecasting in Fuzzy Time Series, *Fuzzy Sets and Systems*, 123, 387-394.
- Lian, T. H., Liu, Q. J., Wang, J. C., 2008. Water Demand Forecast Based on ARIMA Time-series Identification, *Control Engineering of China*, 81.
- Mohamed, M. M., Al-Mualla, A. A., 2010. Water Demand Forecasting in Umm Al-Quwain (UAE) Using the IWR-MAIN Specify Forecasting Model, *Water Resource Manage*, 44, 4093-4120.
- Nieswiadomy, M. L., Molina, D. J., 1989. Comparing Residential Water Demand Estimates Under Decreasing and Increasing Block Rates Using Household Data, *Land Economics*, 65(3), 280-289.
- Roberto, M. E., Céline, N., 2004. Is All Domestic Water Consumption Sensitive to Price Control, *Applied*, 36, 1697-1703.
- Shang, F., Uber, J. G., Waanders, B. G. B., Boccelli, D., Janke, R., 2006. Real Time Water Demand Estimation in Water Distribution System, 8th Annual Water Distribution Systems Analysis Symposium, Cincinnati, Ohio, USA, August 27-30.
- Song, Q., Chissom, B. S., 1993. Fuzzy Time Series and Its Models, *Fuzzy Sets and Systems*, 54, 269-277.
- Thomas, M., Fullerton, J., Arturo, E., 2004. Short-term Water Consumption Dynamics in El Paso, Texas, *Water Resources Research*, 40, doi: 10.1029/2004WR00326.
- Thomas, M. F. J., Roberto, T., Jorge, E. M. C., 2007. An Empirical Analysis of Tijuana Water Consumption, *Atl. Econ J*, 35, 357-369.
- Thomas, M. F. J., Roberto, T., Martha, P. B., 2006. Short-Term Water Consumption Patterns in Ciudad Juarez, Mexico, *Atlantic Economic Journal*, 34, 467-479.
- Uslu, V. R., Aladag, C. H., Yolcu, U., Egrioglu, E., 2010. A new hybrid approach for forecasting a seasonal fuzzy time series. 1st International Symposium On Computing In Science & Engineering, Izmir, Turkey.

FORECASTING OF ISTANBUL'S CLEAN WATER CONSUMPTION WITH FUZZY TIME SERIES APPROACHES

ABSTRACT

Accurate forecasting of water consumption is very important for planning and managing water sources during now that the global warming and climate change have distinctly appeared. While the classic methods have been frequently used for the forecasting of water consumption in the literature, fuzzy logic and artificial neural networks have also been among the efficiently used methods over the last years. Since conventional estimation methods require several assumptions, methods such as fuzzy logic and artificial networks are utilized to obtain more efficient and better results in the recent years. In this study, forecasting the quantity of Istanbul water consumption with various fuzzy time series approaches is aimed, and the results are evaluated.

Keywords: Fuzzy time series, Forecasting, Water consumption.