



Yapay sinir ağları yöntemi kullanılarak buharlaşma miktarı tahmini

Bestami TAŞAR

İskenderun Teknik Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, İskenderun-Hatay
bestami.tasar@iste.edu.tr ORCID: 0000-0003-4842-3937

Fatih ÜNEŞ*

İskenderun Teknik Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, İskenderun-Hatay
fatih.unes@iste.edu.tr ORCID: 0000-0001-5751-6970, Tel: (326) 613 56 00 (2806)

Mustafa DEMİRCİ

İskenderun Teknik Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, İskenderun-Hatay
mustafa.demirci@iste.edu.tr ORCID: 0000-0002-3249-2586

Yunus Ziya KAYA

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Osmaniye
yunusz kaya@osmaniye.edu.tr ORCID: 0000-0002-4357-9177

Geliş: 17.06.2017, Kabul Tarihi: 17.08.2017

Öz

Buharlaşma tahmini, özellikle kurak dönemlerde ve kurak alanlarda, sulama yönetiminde ve hidrolik tasarımlarda önemli bir rol oynar. Bu çalışmada, Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc denklemleri gibi ampirik (geleneksel) yöntemler ile Yapay sinir ağları (YSA) yöntemi performanslarının değerlendirilmesi için buharlaşma miktarı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Çalışma alanı olarak Massachusetts, U.S.A (Cambridge Hazne ve havzası) seçilmiştir. Günlük ortalama buharlaşma miktarı tahmini için ortalama günlük hava sıcaklığı (HS), rüzgâr hızı (RH), güneşlenme miktarı (GM) ve bağıl nem (BN) kullanılmıştır. Tüm günlük veriler eğitim ve test verisi olmak üzere ikiye ayrılmıştır. YSA optimizasyonu için hataların geriye yayılma ilkesine göre çalışan geriye beslemeli ağ algoritması kullanılmıştır. YSA sonuçları, geleneksel Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc yöntemlerinin sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma, ANN modelinin buharlaşma miktarı tahmininde geleneksel yöntemlerden daha iyi performans ortaya koyduğu göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Buharlaşma; Hargreaves-Samani Denklemi; Tahmin; Yapay Sinir Ağları.

* Yazışmaların yapılacağı yazar

DOI:

Giriş

Buharlaştırma (ET) tahmini, su yönetimi ve hidrolik tasarımlarında önemli rol oynar. Buharlaştırma, doğada sıvı halde bulunan su miktarının gaz (buhar) haline geçmesi olayıdır. Ayrıca buharlaştırma hidrolojik çevrimin temel bileşenlerindedir. Buharlaştırma, güneş enerjisi, hava sıcaklığı, rüzgâr, nem ve çevresel şartlar gibi etkenlere bağlıdır. Buharlaştırma oluşması birçok parametreye bağlı olduğundan ve bu parametrelerinin tamamının belirlenmesi zor olduğundan dolayı buharlaştırma miktarı tahmini önemli hale gelmektedir.

Klasik yöntemler kullanılarak, olaylara etkileyen parametre sayısının çok olması ve doğrusal olmayan bir yapıya sahip olması nedeni ile hidrolojik olayların gerçek boyutlarına uygun olarak modelinin oluşturulabilmesi zordur. Doğal olaylar, birçok farklı değişkenden etkilenmektedir, ayrıca doğal olaylar ve değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri açıklamak oldukça güçtür. Bu nedenle, doğrusal olmayan problemlerin çözümü için ucuz ve kolay metotlar geliştirme yoluna gidilmiş ve yapılan araştırmalar incelendiğinde, buharlaştırma miktarını belirlemek için halen çalışmalar sürdürüldüğü görülmüştür.

Geçmiş yıllarda araştırmacılar buharlaştırma gibi hidrolojik olayların tahmininde yapay zeka yöntemlerini kullanarak tahminde bulunmuşlardır (Kumar vd., 2002; Aytek vd., 2008; Fenga vd., 2016; Partal, 2016). Baltacı ve Demirci (2012), yaptıkları çalışmada askıdaki katı madde miktarı tahmini için yapay zeka yöntemlerinden bulanık mantık metodunun klasik yöntemlerden daha iyi sonuçlar verdiğini gözlemlemişlerdir.

Kişi (2014), Türkiye’de bulunan 4 istasyonda (Adana, Antalya, Isparta ve Mersin) ölçülen buharlaştırma miktarını tahmin etmek için çalışmıştır. Çalışmasında, Valiantzas, Copais, Turc, Hargreaves-Samani, Hargreaves, Ritchie, ve Irmak ampirik yöntemlerini kullanarak buharlaştırma tahminlerinde bulunmuş ve sonuçlarını karşılaştırmıştır. Sonuçları incelediğinde, Valiantzas ampirik yöntemi diğer

yöntemlere göre daha iyi tahmin değerlerine sahip olduğu ve hata oranı düşük olduğunu gözlemlemiştir. Ayrıca bu çalışmada en uyumsuz sonuçların Turc Denklemi yöntemine ait olduğunu göstermiştir.

Son yıllarda yapay zeka yöntemlerinden olan yapay sinir ağları (YSA) yöntemi kullanılması artmıştır. YSA yöntemi, hidroloji ve su kaynakları çalışmalarında kompleks ve doğrusal olmayan olayların tanımlanmasında ve modellemesinde klasik yöntemlere alternatif olarak kabul edilmektedir. Üneş (2010a), Üneş ve ark. (2013, 2015) hazne seviyesindeki ve hacmindeki değişimleri tahmin etmek için YSA modelini kullanmıştır. Üneş (2010b) diğer bir çalışmada, YSA modeli kullanarak baraj haznesinde yoğunluk ve çevrinti akımları sonrasında oluşan batma noktasındaki derinlik değişiminin tahmin etmiştir. Demirci ve ark. (2015) kıyıda oluşan kum bariyeri hacimlerinin tahmininde YSA modeli kullanmışlardır.

Kaya ve ark., (2016), buharlaştırma miktarının tahmini için çalışma yapmışlar. Tahmin için M5T and Turc yöntemlerini kullanmışlar. Veri madenciliği yöntemlerinden olan M5T yönteminin Turc ampirik yönteminden daha iyi tahmin sonuçları verdiğini gözlemlemişlerdir.

Bu akademik çalışmanın amacı, yapay zeka yöntemlerinden olan yapay sinir ağları (YSA) yönteminin ve klasik yöntemlerin uygulanabilirliğinin ve geçerliliğini araştırmaktır. Günlük veriler ABD de Massachusetts bölgesine ait meteorolojik istasyondan alınmıştır.

Materyal ve Yöntem

Bu çalışmada, ampirik (klasik) yöntemlerden olan Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc denklemleri ile yapay zeka yöntemlerinden olan Yapay sinir ağları (YSA) yöntemi kullanılarak buharlaştırma miktarı tahmin edilmeye çalışılmıştır.

Hargreaves-Samani Yöntemi

Hargreaves ve Samani (1985) buharlaştırma miktarını belirlemek için deneysel çalışmışlar. Bu çalışma sonucunda; güneşlenme miktarı

(R_s), günlük ortalama sıcaklık (T_{mean}), günlük maksimum sıcaklık (T_{max}), günlük minimum sıcaklık (T_{min}) parametrelerini kullanarak buharlaşma miktarını (ET) belirlemiştir. Hargreaves ve Samani denklemleri aşağıda verilmiştir;

$$ET = 0,0135R_s \cdot 0,408(T_{mean} + 17,8) \quad (1)$$

Dünya dışından gelen güneşlenme miktarı (R_a) ile güneşlenme miktarı (R_s) arasındaki empirik ilişki şu şekilde ifade edilmiştir;

$$R_s = 0,16R_a(\sqrt{T_{max} + T_{min}}) \quad (2)$$

Burada, R_a : dünya dışından gelen güneşlenme miktarı, (1) denklemi R_a kullanılarak yazılırsa, Hargreaves ve Samani denklemi şu ifadeye dönüşür;

$$ET = 0,0023R_a \cdot 0,408(T + 17,8)(\sqrt{T_{max} + T_{min}}) \quad (3)$$

Ritchie Yöntemi

Ritchie yöntemi; Jones and Ritchie (1990) tarafından bulunmuştur. Ritchie denklemi aşağıda verilmiştir.

$$ET = \alpha_1 [3,8710^{-3} \cdot R_s \cdot (0,6T_{max} + 0,4T_{min} + 29)] \quad (4)$$

Ritchie denkleminde, buharlaşma (ET), güneşlenme miktarı (R_s), günlük maksimum sıcaklık (T_{max}), günlük minimum sıcaklık (T_{min}) parametreleri ve α (katsayısı) kullanılmıştır. α katsayısı T_{max} 'a bağlı olarak değişen bir katsayıdır ve bu katsayı aşağıda verilmiştir;

$$T_{max} < 5^\circ C \quad \alpha_1 = 0,01 \exp[0,18(T_{max} + 20)]$$

$$5 < T_{max} < 35^\circ C \quad \alpha_1 = 1,1$$

$$T_{max} > 35^\circ C \quad \alpha_1 = 1,1 + 0,05(T_{max} - 35) \quad (5)$$

Turc Yöntemi

Turc yöntemi; Turc (1961) tarafından bulunmuştur. Turc yönteminde, buharlaşma miktarı hava sıcaklığı, bağıl nem ve güneşlenme miktarı gibi parametrelere bağlı olarak değişmektedir. Turc denklemi aşağıda verilmiştir.

$$RH > \%50 \quad ET = 0,0133(R_s + 50) \frac{T_{mean}}{T_{mean} + 15}$$

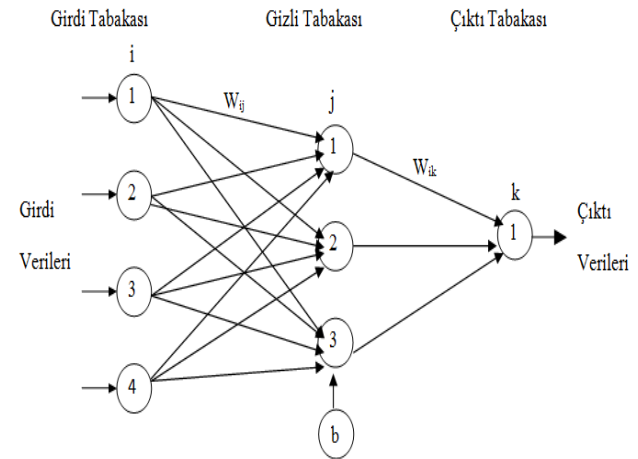
$$RH < \%50 \quad ET = 0,0133(R_s + 50) \left(1 + \frac{50 - RH}{70}\right) \frac{T_{mean}}{T_{mean} + 15} \quad (6)$$

Turc denkleminde, buharlaşma (ET), güneşlenme miktarı (R_s), günlük ortalama sıcaklık (T_{mean}), bağıl nem (RH) parametreleri

kullanılmıştır. Burada bağıl nem (RH)'in %50 den küçük veya büyük olmasına bağlı olarak buharlaşma miktarı (ET) farklılık göstermektedir.

Yapay sinir ağları (YSA)

Yapay sinir ağları, insan beynindeki sinir hücreleri yapısından esinlenerek oluşturulan değişik ağırlıklarla birbirine bağlı işlem elemanlarından oluşmuş sistemlerdir. Yapay sinir ağları (YSA) metotları içerisinde en çok kullanılan metot, hataların geriye yayılma ilkesine göre çalışan geriye beslemeli (feed-forward-back-propagation) YSA modelidir. Bu modelde bir yapay sinir ağı hücresi, girdi tabakası, değişken ağırlık çarpanları, toplam fonksiyonu, tanımlama (aktivasyon) fonksiyonu ve çıktı tabakası olmak üzere beş ana bölümden oluşur. Aşağıda Şekil 1.'de üç tabakalı bir yapay sinir ağı şeması verilmiştir.



Şekil 1. Buharlaşma tahmininde kullanılan üç tabakalı YSA şeması

Şekil 1.'de W_{ij} ve W_{jk} sırası ile girdi ve gizli tabakası ve yine gizli tabaka ile çıktı tabakası arasındaki bağlantı ağırlıklarıdır. Bu değerler bir önceki girdi verilerinin işlem yapılan eleman üzerindeki etkisini ifade eden katsayı değerleridir. Başlangıçta rastgele ağırlık değerleri alan bu katsayılar, eğitime aşamasında tahmin çıktıları ile gerçek çıktıları karşılaştırılarak devamlı değişir ve hataları en az'a indiren bağlantı ağırlık değerleri ayarlanıncaya kadar hata miktarları geriye doğru yayılır. Burada genelleştirilmiş delta kuralına dayalı momentum geriye yayılma metodu kullanılmaktadır.

Model Sonuçları ve Değerlendirmeler

Bu çalışmada, Hargreaves-Samani (HS), Ritchie (R) ve Turc (T) denklemleri ile yapay sinir ağları (YSA) modelinin buharlaşma miktarının tahmin edilmesindeki performansları araştırılmıştır. Kullanılan ölçüm verileri Amerikan Jeolojik Araştırma (USGS) kurumundan elde edilmiştir. Çalışma alanı olarak Amerika'daki Cambridge Hazne ve havzası, Massachusetts bölgesi seçilmiştir. 3 yıllık (2014-2017) toplam 1081 günlük ölçüm verileri tahmin için kullanılmıştır. Çalışmada, tüm verilerin %75'i eğitim; %25'i test için ayrılmıştır. Eğitim için 811 günlük veri, test için 270 günlük ölçüm verisi kullanılmıştır.

Tüm modellerde 811 günlük veriler eğitilmiş ve test aşamasında 270 günlük verilere uygulanmıştır. Elde edilen test sonuçları gerçek buharlaşma sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmalara göre sonuçlar Tablo 1.'de verilmiştir.

3 yıllık veriler için oluşturulan modellemelerin sırasıyla Hargreaves-Samani (HS), Ritchie (R) ve Turc (T) denklemleri ile Yapay sinir ağları (YSA) model sonuçları aşağıdaki gibidir. Her bir model için ortalama karesel hata (OKH), ortalama mutlak hata (OMH) ve gözlemlenmiş değerler arasındaki determinasyon katsayıları (R^2) hesaplanmıştır. Sonuçları da model tahmini ve gözlem verilerinin performanslarını karşılaştırmak için kullanılır. OKH ve OMH aşağıdaki gibi belirlenmiştir.

$$OKH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{i_{ölçüm}} - Y_{i_{tahmin}})^2 \quad (7)$$

$$OMH = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_{i_{ölçüm}} - Y_{i_{tahmin}}| \quad (8)$$

Burada N veri sayılarını ve Y_i buharlaşma miktarı verilerini göstermektedir. Bu çalışmada YSA model uygulamalarında USGS den elde edilen ve düzenlenen günlük hava sıcaklığı (HS), rüzgâr hızı (RH), güneşlenme miktarı (GM) ve bağıl nem (BN) kullanılmıştır.

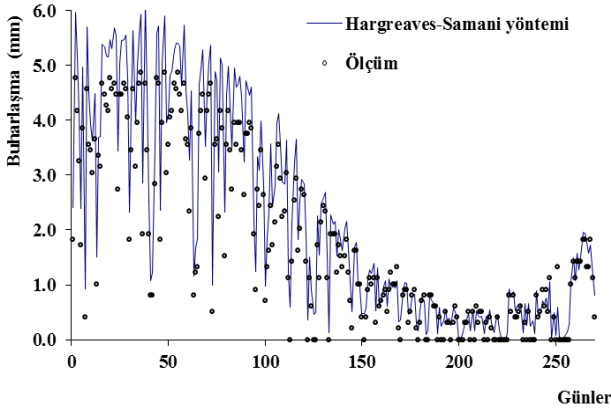
Tablo 1. Cambridge Hazne ve havzasında kullanılan tüm modellerde test verileri için elde edilen OKH, OMH ve R^2 parametreleri

Modeller	Model Girdileri	OKH (mm ²)	OMH (mm)	R^2
HS	HS-GM	0,542	0,418	0,985
R	HS-GM	0,427	0,355	0,983
T	HS-GM -BN	0,134	0,366	0,957
YSA	HS-GM -RH-BN	0,101	0,135	0,993

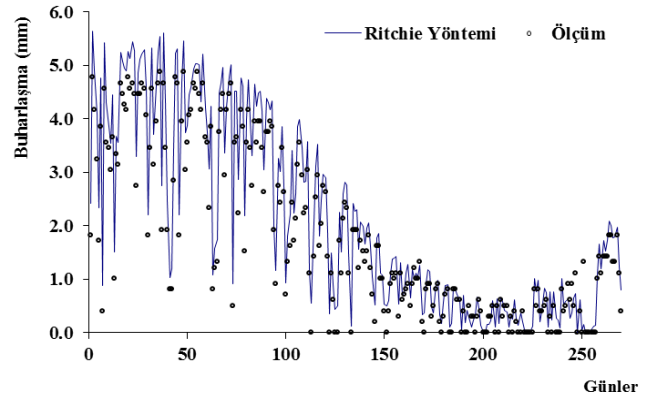
OKH: Ortalama karesel hata; OMH: Ortalama mutlak hata R^2 : Determinasyon katsayısı.

Tablo 1. incelendiğinde, test verileri için tüm modellerin güzel sonuçlara sahip olduğu gözlenmektedir. Çizelge incelendiğinde iyi sonuçların yüksek determinasyon katsayısı (R^2) ve en düşük hata miktarlarına (OMH, OKH) sahip olan model ile ifade edebiliriz. Buna göre en iyi tahmin ve düşük hata oranına ise YSA modelinin sahip olduğu ve en yüksek determinasyon sayısının ($R^2=0,993$) ve en düşük OKH (0,101 mm²) ve OMH (0,135 mm) hatası verdiği görülmektedir. Bunun yanı sıra yine, ampirik modeller kendi içerisinde değerlendirildiğinde aynı test verileri için Turc modelinin en düşük determinasyon katsayısına ($R^2=0,957$) ve en düşük ortalama karesel hata (OKH) miktarına (0,134 mm²), Hargreaves-Samani modelinin en yüksek determinasyon katsayısına ($R^2=0,985$), Ritchie modelinin ise en düşük ortalama mutlak hata (OMH) miktarına (0,355 mm) sahip olduğu gözlenmiştir.

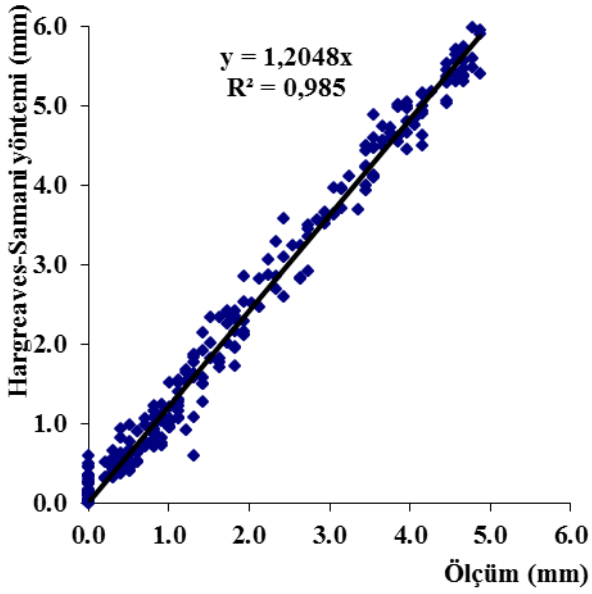
Tüm modellerin dağılım ve saçılım grafikleri aşağıda verilmiştir. Buna göre, Hargreaves-Samani yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri sırası ile Şekil 2. ve 3.'de; Ritchie yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri sırası ile Şekil 4. ve 5.'de; Turc yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri sırası ile Şekil 6. ve 7.'de; yapay sinir ağları (YSA) yöntemi dağılım ve saçılım grafikleri sırası ile Şekil 8. ve 9.'da gösterilmiştir.



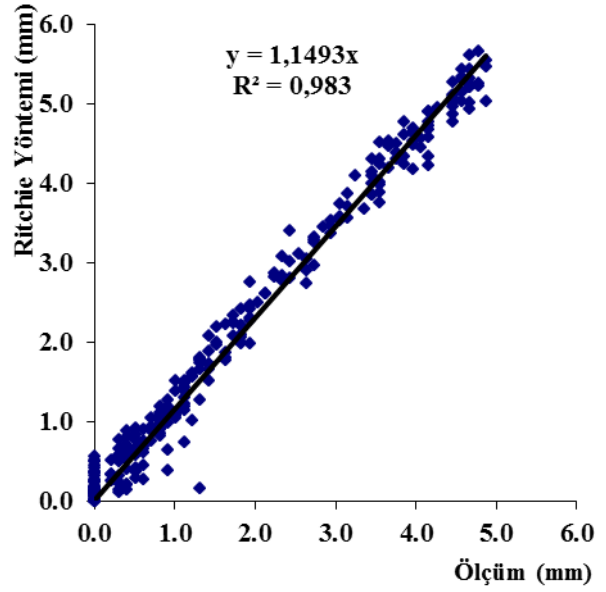
Şekil 2. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve Hargreaves-Samani yöntemi dağılım grafiği



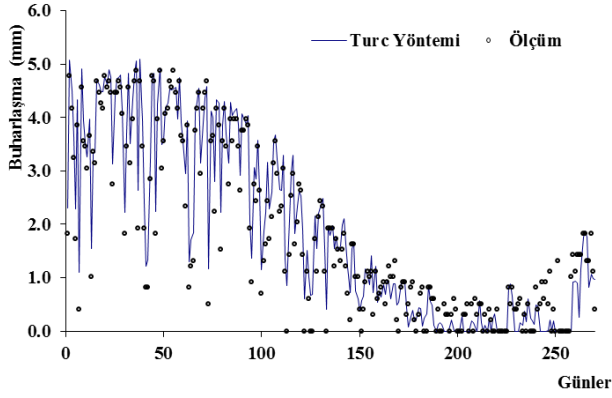
Şekil 4. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve Ritchie yöntemi dağılım grafiği



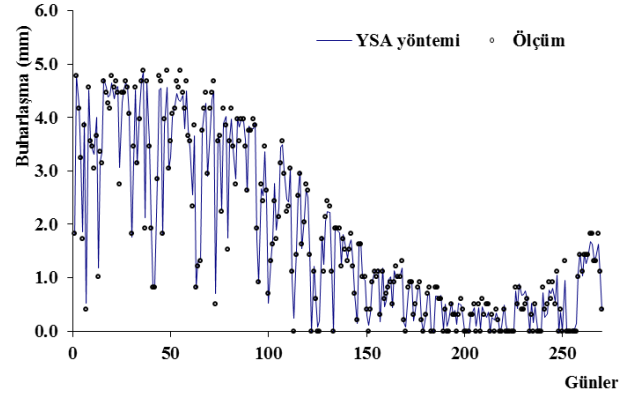
Şekil 3. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve Hargreaves-Samani yöntemi saçılım grafiği



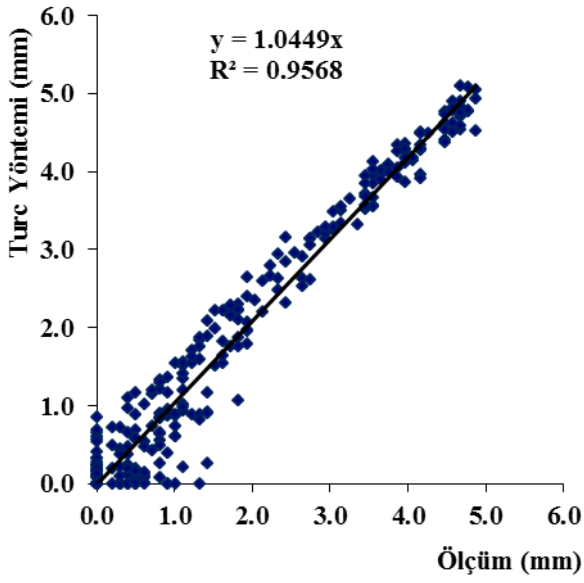
Şekil 5. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve Ritchie yöntemi saçılım grafiği



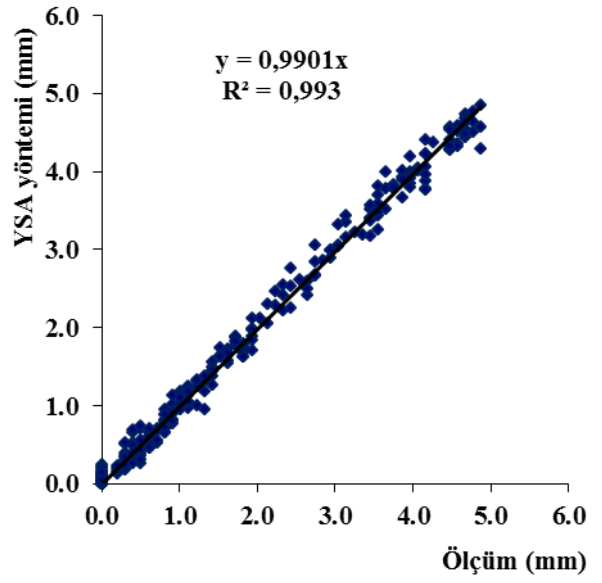
Şekil 6. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve Turc yöntemi dağılım grafiği



Şekil 8. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve YSA yöntemi dağılım grafiği



Şekil 7. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve Turc yöntemi saçılım grafiği



Şekil 9. Buharlaşma test verileri için Ölçüm ve YSA yöntemi saçılım grafiği

Bu çalışma için elde edilen YSA yönteminde test verileri için ayrı ayrı tahmin sonuçları ve ölçülmüş buharlaşma miktarları Şekil 8. ve 9.'da görülmektedir. Tablo 1.'den, Şekil 8. ve 9.'dan da görüldüğü gibi, YSA modeli test verileri için uygulandığında 0,993'lük bir determinasyon ve oldukça düşük hata değerleri ile rezervuardaki buharlaşma miktarını tahmin edebilmiştir. YSA yöntemi test aşamasında diğer ampirik modellerden daha iyi tahminler vermiştir. Bütün veriler ve olayın fiziki dikkate alındığında, YSA yönteminin diğer klasik yöntemlere göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Burada dikkat edilmesi gereken önemli husus, YSA yönteminin çok değişkenli yapıya sahip ve lineer olmayan problemlerin çözümünde iyi sonuçlar elde edebilmesidir.

Buharlaşma olayı doğrusal olmayan ve düzensiz durumları içerdiğinden dolayı buharlaşma doğru tahmin etmek zordur. Buna rağmen, bu çalışmada YSA yöntemi test aşamasında diğer yöntemlere göre en iyi sonuçlara sahip performans ortaya koymuştur.

Sonuçlar ve Tartışma

Bu çalışmada Cambridge Hazne ve havzasındaki günlük buharlaşma miktarı, klasik ampirik yöntemlerden olan Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc yöntemleri ve Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanılarak tahmin edilmiştir. YSA model tahminleri, ölçülen buharlaşma miktarı ve en yaygın ampirik yöntem sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Aşağıdaki sonuçlar çıkarılmıştır:

Buharlaşmanın modellenmesi için, buharlaşma miktarını etkileyen doğru parametreler belirlenmesi gerekmektedir. Sadece hava sıcaklığı değişkenini ya da rüzgâr hızı parametrelerini kullanmak iyi tahmin elde edebilmek için yetersiz olduğu düşünülmektedir. YSA modelinde rüzgâr hızı, hava sıcaklığı, bağıl nem ve güneşlenme miktarı (solar radyasyon) gibi iklimsel parametreler buharlaşma miktarını en düşük hata ve en iyi tahmin sonuçlarına ulaştırmıştır. Buharlaşma modellerinde bu parametrelere daha iyi

tahmin çalışması yapılması için ihtiyaç duyulmaktadır.

Buharlaşma (ET) tahmini için iklimsel değişkenler kullanılarak YSA modellerinin potansiyeli araştırılmıştır. Bu çalışma sonucunda, günlük buharlaşma modellenmesinin YSA yöntemi kullanarak mümkün olabildiği görülmüştür. Buharlaşma tahmininde, YSA modelinin Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc klasik yöntemlerinden daha iyi performans gösterdiği gözlenmiştir. Hargreaves-Samani, Ritchie ve Turc ampirik yöntemlerine alternatif olarak yapay zeka yöntemlerinden olan YSA modeli buharlaşma miktarı tahmininde kullanılabileceği tespit edilmiştir.

Ampirik metotlarında problemin çözümünde oldukça doğru sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Bu klasik metotlarında buharlaşma miktarının tahmini için düşük Ortalama Karesel Hata (OKH) ve Ortalama Mutlak Hata (OMH) değerleri sağladığı tespit edilmiştir. Fakat ampirik yöntemler ile YSA model sonuçları karşılaştırıldığında YSA modelinin ampirik yöntemlerden daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

Yapay Sinir Ağlarının, buharlaşma ile meydana gelen su kaybının tahmininde ve ihtiyaç duyulan su planlanmasındaki çalışmalarda ve değişikliklerin tespitinde uygulanabilecek bir model olduğu görülmüştür. Buharlaşma miktarlarının tahmini konusunda YSA'nin geleneksel metotlardan daha avantajlı olmasının sebebinin ise YSA'nın yapısının problemin non-lineer dinamiklerini çözüme dahil edebilmesi olarak açıklanmaktadır.

Bir bölgedeki buharlaşmanın tespiti için oluşturulan YSA modelinin, baraj hazne değişimlerinin tespiti ile işletme stratejilerinin belirlenmesi, su kaynaklarının ile ilgili çalışmalar ve bunların planlama aşamasında kullanılabileceği düşünülmektedir.

Kaynaklar

- Aytek, A., Güven, A., Yüce, M.İ., Aksoy, H., (2008). An explicit neural network formulation for evapotranspiration, *Hydrological Sciences Journal*, 53, 4, 893-904, DOI: 10.1623/hysj.53.4.893.
- Demirci, M., Baltacı, A., (2013). Prediction of suspended sediment in river using fuzzy logic and multilinear regression approaches, *Neural Computing Applications*, 23, 145-151.
- Demirci, M., Üneş, F., Aköz, M.S. (2015). Prediction of cross-shore sandbar volumes using neural network approach. *Journal of Marine Science and Technology* 20(1), 171-179.
- Fenga, Y., Cuib, N., Zhaob, L., Hud, X., Gong, D., (2016). Comparison of ELM, GANN, WNN and empirical models for estimating reference evapotranspiration in humid region of Southwest China, *Journal of Hydrology*, 536, 376–383.
- Hargreaves, G.H., Samani, Z.A., (1985). Reference crop evapotranspiration from temperature, *Applied Engineering in Agric.* 1, 96-99.
- Jones, J. W., Ritchie, J.T., (1990). Crop growth models. *Management of Farm Irrigation Systems* (ed. by G. J. Hoffman, T. A. Howel & K. H. Solomon), 63–89. ASAE Monograph no.9, ASAE, St Joseph, Michigan, USA.
- Kaya, Y. Z., Mamak, M., Unes, F., (2016). Evapotranspiration Prediction Using M5T Data Mining Method, *International Journal of Advanced Engineering Research and Science (IJAERS)*, 3, 12, 225-229.
- Kisi, O., (2014). Comparison of Different Empirical Methods for Estimating Daily Reference Evapotranspiration in Mediterranean Climate, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 140, 1.
- Kumar, M., Raghuwanshi, N. S., Singh, R., Wallender, W. W., Pruitt, W. O., (2002). Estimating Evapotranspiration using Artificial Neural Network, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 128, 4.
- Partal, T., (2016). Comparison of wavelet based hybrid models for daily evapotranspiration estimation using meteorological data, *KSCE Journal of Civil Engineering*, 20, 5, 2050–2058.
- Turc L., (1961). Evaluation des besoins en eau d'irrigation, 'evapotranspiration potentielle, formulation simplifi'e et mise `a jour. *Annales Agronomiques* 12, 13–49.
- USGS.gov | Science for a changing world [WWW Document], n.d. URL <https://www.usgs.gov/>
- Üneş, F., (2010a). Dam reservoir level modeling by neural network approach. A case study, *Neural Network World*, 4,10, 461–474.
- Üneş, F., (2010b). Prediction of density flow plunging depth in dam reservoirs: an artificial neural network approach, *CLEAN - Soil, Air, Water*, 38, 3, 296–308, DOI: 10.1002/clen.200900238.
- Üneş, F., (2010b). Prediction of density flow plunging depth in dam reservoirs: an artificial neural network approach, *CLEAN - Soil, Air, Water*, 38, 3, 296–308, DOI: 10.1002/clen.200900238.
- Üneş, F., Yildirim, S., Cigizoglu, H.K., Coskun, H. (2013). Estimation of dam reservoir volume fluctuations using artificial neural network and support vector regression, *Journal of Engineering Research*, 1(3), 53-74.
- Üneş, F., Demirci, M., Kişi, Ö. (2015). Prediction of millers ferry dam reservoir level in usa using artificial neural network, *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, 59(3), 309–318.

Forecasting of Daily Evaporation Amounts Using Artificial Neural Networks Technique

Extended abstract

Evaporation is the phenomenon of the amount of liquid water in the nature being transferred into gas (vapor). It is also a key component of the hydrological cycle. Evaporation depends on factors such as solar radiation, air temperature, wind, relative humidity and environmental conditions. Since evaporation depends on many parameters and it is difficult to determine all of these parameters, the estimation of the amount of evaporation becomes important.

Evaporation estimation, especially in arid seasons and area, has significant roles in irrigation management and hydraulic designs. In this paper, evaporation forecast was tried to assess the performances of artificial neural networks (ANN) and empirical equations (classical methods) such as Hargreaves-Samani, Ritchie and Turc equation. Study area was chosen Massachusetts, U.S.A (Cambridge reservoir). Mean daily air temperature (AT), wind speed (WS), solar radiation (SR) and, relative humidity (RH) were used for forecasting mean daily evaporation.

When the statistical parameters are examined, we can express the good results with the model with the high determination coefficient (R^2) and the lowest error amounts (MAE, MSE). According to this, it is seen that the ANN model has the highest number of determinations ($R^2 = 0.993$), the lowest mean square error ($MSE = 0.101 \text{ mm}^2$) and mean absolute error ($MAE = 0.135 \text{ mm}$) for the best estimate and low error rate.

In addition, empirical models show that for the same test data, the lowest determinant coefficient of the Turc model ($R^2 = 0.957$) and the lowest mean square error (MSE) amount of 0.134 mm^2 , the highest determinant coefficient of the Hargreaves-Samani model ($= 0.985$) and the Ritchie model had the lowest mean absolute error (MAE) (0.355 mm).

As a result of the present study, empirical methods give correct results in solving the problem. These methods could provide low mean square error (MSE) and mean absolute error (MAE) values for estimating the amount of evaporation. Nevertheless, ANN's performance has been better than empirical methods.

Applicability of ANN models was investigated using climatic variables such as mean daily air temperature, wind speed, solar radiation and, relative humidity for evaporation (ET) estimation. The presented work has shown that daily evaporation modeling is determined with the ANN method. Model results were show that the ANN model performed better than Hargreaves-Samani, Ritchie and Turc methods in evaporation prediction. As an alternative to the empirical methods of Hargreaves-Samani, Ritchie and Turc, the ANN model of artificial intelligence methods can be presented in estimating the amount of evaporation.

Keywords: *Evaporation, Hargreaves-Samani Equation, Estimation, Artificial Neural Networks.*