

# Global Güneş Radyasyon Tahmini: Gaziantep Uygulaması

Nermin ŞARLAK<sup>1</sup>  
Aytaç GÜVEN<sup>2</sup>

## ÖZ

Bu çalışmada, Gaziantep ili merkez meteorolojik gözlem istasyonundan elde edilen 2000-2010 yılları arasındaki kısıtlı periyoda ait 11 yıllık güneş radyasyonu ve meteorolojik değişkenler (ortalama sıcaklık, bağıl nem, güneşli gün sayısı, rüzgar hızı, buhar basıncı) arasındaki ilişki genetik programlama tekniği ile formüle edilerek tahmin edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar ölçülmüş veriler ile istatistiksel olarak ve trend karakteristiklerine göre karşılaştırılmıştır. Yapılan model karşılaştırmaları sonucunda mevcut veriler ile en iyi tahmin sonuçlarını lineer genetik programlama tekniğinin verdiği tespit edilmiştir. Elde edilen genetik programlama denklemleri kullanılarak türetilen sentetik verilerin güneş enerjisi santralleri projelerinin fizibilite ve tasarımında faydalı veri olarak kullanılabilmesi düşünülmektedir.

**Anahtar Kelimeler:** Global güneş radyasyonu, genetik programlama, trend analizi, LOWESS.

## ABSTRACT

### Estimation of Global Solar Radiation: A Case Study of Gaziantep

In this study, the relationship between the global solar radiation and the meteorological variables (average temperature, relative humidity, wind velocity and vapor pressure) for limited data from 2000 to 2010 years obtained from the Gaziantep central meteorological observation station is estimated by formulating using genetics programming technique. The prediction results are compared with the observed ones statistically, and also based on their trend characteristics. The model comparison efforts revealed that linear genetic programming gave the best prediction results. It is believed that the derived genetic programming formulations can successfully be used in feasibility and design stage of solar power plants.

**Keywords:** Global solar radiation, genetic programming, trend analysis, LOWESS.

---

Not: Bu yazı

- Yayın Kurulu'na 20.10.2014 günü ulaşmıştır.
- 30 Eylül 2016 gününe kadar tartışmaya açıktır.

1 Karamanoğlu Mehmetbey Üni., İnşaat Mühendisliği Bölümü, Karaman - nsarlak@kmu.edu.tr

2 Gaziantep Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü, Gaziantep - aguyen@gantep.edu.tr

## 1. GİRİŞ

Güneş, küresel ekosistem için tek önemli enerji kaynağıdır. Bu enerji dünyada süre gelen fiziksel ve kimyasal süreçleri düzenlemektedir. Dünyaya güneşten gelen enerji dünyayı canlıların yaşamlarını sürdürebilmesi için ısıtmakla kalmayıp, hidrolojik döngünün parametrelerinden buharlaşma, kar ve buzullarda erime, bitkilerin büyümesi ve tarım yapabilme olanakları da sağlamaktadır. Bu sebeplerden dünyaya gelen ve dünyadan yansıyan enerjilerdeki en ufak değişikliklere ve bunun sebep olabileceği sorunlara karşı duyarlı olmak adına küresel ısınma ve iklim değişikliği konuları günümüzde dünya çapında önemini korumaktadır. Dünya yüzeyine ulaşan global güneş radyasyonu (GSR), güneşlenme süresi (ST), sıcaklık (T), ortalama nem (RH), ve rüzgar hızı ( $U_2$ ) gibi parametrelerin uzun dönem değişikliklerine bakılarak küresel ısınma ve iklim değişikliği bulgusu ispatlanmaya çalışılmaktadır. Bu parametrelerden GSR ve ST yüzey sıcaklığı, buharlaşma, hidrolojik döngü ve ekosistemi büyük ölçüde etkilediğinden dolayı ayrıca önem arz etmektedir. Güneş radyasyonu miktarındaki değişimler dünyanın alternatif enerji bulma konusundaki baskılara karşı hızla artan güneş enerjisi santrallerinin tasarımı ve yönetimi için de önemlidir.

Engel-Cox ve ark. [1], Malezya'da güneş enerjisi teknolojisinin performansı için güneş ve ilgili meteorolojik verilerin değerlendirilmesini yapmışlardır. GSR verilerini tahmin etmek için sıcaklık, nem, rüzgar hızı, yağış, bulutluluk oranı, enlem, boylam ve parçaçık miktarlarını girdi verisi olarak kullanarak yapay sinir ağları (YSA) metodunu kullanmışlardır [1]. Meteorolojik veri tahmininde YSA tekniği çok yaygın ve başarılı olarak kullanılmasına rağmen, yapay zekanın diğer bir tekniği olan genetik programlama (GP) uygulamaları kısıtlıdır ([2, 3, 4]). Fakat GP tekniğinin YSA'dan daha iyi sonuçlar verdiğini ispatlayan çalışmalar da mevcuttur [5].

Bu çalışmanın amacı, elimizde sınırlı olan gözlenmiş global güneş radyasyonu (GSR) verilerinden uzun süreli verilerin sentetik olarak türetilmesine imkan veren Lineer genetik programlama (LGP) ve Gen-ekspresyon programlama (GEP) teknikleri kullanılarak, GSR ile meteorolojik değişkenler arasındaki fonksiyonel ilişkilerin ve açık formülasyonlarının elde edilmesidir. Türetilen seriler, istatistiksel olarak ve trend karakteristikleri açısından gözlenmiş veri ile kıyaslanarak en uygun model tespit edilmeye çalışılmıştır. Bu çalışmada kullanılan ve GP tekniğinin alt branşları olan GEP ve LGP diğer yapay zeka yöntemlerine göre çok daha yeni teknikler olmaları bakımından önemlidir.

## 2. YÖNTEM

### 2.1. Lineer Genetik Programlama

Lineer genetik programlama (LGP) genetik programlama (GP) tekniğinin, bilgisayar programlarının makine kodu dizesi şeklinde gösterildiği, özel bir alt-yöntemidir. Her bir LGP dizesinde kullanılan sayaçların (değişken) çoklu kullanımından kaynaklanan grafik tabanlı veri akışı ve yapısal olarak etkisiz kodlarının varlığı LGP metodunun iki önemli özelliğidir [6]. LGP, çiftli makine kodunun genetik programlama ile doğrudan evrimi ile elde edilen bir yöntemdir [7]. Bu nedenle, evrim geçirmiş bir LGP programı çiftli makine kodları serilerinden oluşur. Örneğin, evrim geçirmiş bir LGP programı, dört (32-bit makine) koddan oluşabilir. Çalıştırıldığında bu dört kod, merkezi işlem biriminin (CPU)

donanım dizelerinde işlem yapmasını sağlar. Aşağıda dört kodlu LGP programına bir örnek verilmiştir:

sayaç2=sayaç1+sayaç2

sayaç3=sayaç1-4.11

sayaç3=sayaç2\*sayaç3

sayaç3=sayaç2/sayaç3

LGP modelleri basit lineer dize görünümünde olmasına karşın, aslında çok karmaşık fonksiyonların ve basit aritmetik operatörlerinin sayaç dizesinde kullanılmasıyla ve evrim geçirmesi ile elde edilmektedir. Literatürde LGP tekniğinin geleneksel genetik programlamadan 60 ila 200 kat daha hızlı olduğu kaydedilmiştir [8]. LGP fonksiyon kümesi aritmetik operatörler (+/\*) ve fonksiyonlar kümesinden ( $e^x, x^a, \cos, \sin, \log, \sqrt{x}$ ) oluşmaktadır. Her bir LGP modelinin uygunluğu, hataların kareleri ortalaması (HKO) kullanılarak test edilmektedir. Bu çalışmada LGP modellerinin maksimum model boyutu 80'den başlayarak 512'ye kadar sınırlandırılmıştır. Kullanılan bu yapısal mimari her bir LGP modeli için sınanarak yeterli olduğu sonucuna varılmaktadır. Öğrenme safhasında her bir LGP modeline ait HKO değeri belli bir minimumun seviyenin (0.5) altına düşünceye kadar modelleme sonlandırılmamaktadır. Eğitim safhası tamamlanan her bir LGP modeli aritmetik basitleştirme yapılarak bir fonksiyona dönüştürülebilmektedir.

## 2.2. Gen-Expresyon Programlama

Gen-expresyon programlama (GEP), geleneksel genetik programlamanın ağaç-tabanlı bir versiyonudur. GEP'i diğer GP tekniklerinden ayıran en önemli özelliği programlama dili ve gösterim şeklidir. GP programları lineer olmayan ve farklı boyutlarda ve şekillerdeki birimlerden oluşurken, GEP programları sabit boyutlu (genom ya da kromozom) lineer dizelerden oluşmaktadır ([9,10]). GEP, problemlere otomatik olarak uç ve düğümlerden oluşan ağaç yapılı algoritmalar ve ekspresyonlar üretir. Üretilen ada programlar bir uyumluluk fonksiyonu kullanılarak değerlendirilmeye tabi tutulur ve en yüksek uyumluluk gösteren aday programlar değiştirilerek yeniden değerlendirilmeye alınır. Bu değişim ve değerlendirme döngüsü en uygun çözüm elde edilene kadar tekrarlanır.

Bu çalışmada kullanılan GEP algoritması 5 ana aşamada özetlenebilir. İlk aşamada modellemede kullanılacak olan bağımsız değişken kümesi belirlenir. Daha sonra fonksiyon kümesi ( $e^x, x^2, \ln, \sqrt{x}, vb.$ ) ve aritmetik operatörler (+/\*) tanımlanır. Uçlar ve fonksiyonlar program ağacının kesişim noktalarını oluşturur. Uygun uçların, fonksiyonların ve uyumluluk fonksiyonunun seçimi GEP tekniğinin çözüm uzayını oluşturmaktadır. Üçüncü aşamada, uyumluluk fonksiyonu tipine karar verilir ki bu GEP modellerinin çözüme ulaşma hızını ve derecesini etkileyen bir seçimdir. Bu çalışmada LGP modellemesinde olduğu gibi eğitim setinin HKO değeri uyumluluk fonksiyonu kriteri olarak alındı. Dördüncü aşamada evrim geçirme ve dönüşüm hızını kontrol eden genetik operatörler (popülasyon sayısı, çaprazlama derecesi, vb) tanımlanır. En sonunda, modellemeyi sonlandırma kriteri tanımlanır. Bu çalışmada, GEP modellerinin evrim geçirme süreci eğitim setine ait gözlem ve tahmin değerleri arasındaki HKO değeri sıfıra yeterince yaklaşıncaya kadar sonlandırılmamıştır.

### 3. MODELLEME BULGULARI VE TARTIŞMA

Güneş teknolojilerinin değerlendirilmesi ve kurulması planlanan güneş enerjisi sistemlerinin en uygun şekilde kullanılabilmesi için güneş kaynağı miktarının ve yıllara göre değişiminin belirlenmesi gerekmektedir. Teknolojilerin seçiminde, değerlendirilmesinde, kurulumun büyüklüğünün ve doğru mali yatırım miktarının belirlenmesinde GSR ve meteorolojik şartlar hakkında detaylı bilgiye sahip olmak önemlidir. Bu sebeple, elimizde sınırlı olan gözlenmiş verilerden uzun sentetik verilerin türetilmesine gerek duyulmaktadır.

Bu çalışmada GSR, Gaziantep ili merkez meteoroloji istasyonuna ait 2000-2010 yılları arasında ölçülen günlük verilerden elde edilen T, Pv (buhar basıncı), U<sub>2</sub> ve ST değerlerine bağlı olarak geliştirilen fonksiyonel ilişki ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Toplam 4019 verinin yaklaşık % 30'u (1200 veri) test aşamasında ve kalan %70 veri de eğitim safhasında kullanılmıştır.

Yukarıda ilgili bölümlerde bahsedilen fonksiyonel ilişkiler ve veri setleri kullanılarak ilk olarak çoklu lineer regresyon analizi (ÇLR) gerçekleştirildi. Elde edilen ÇLR denklemi ve regresyon sonuçları Tablo 1'de verilmektedir.

ÇLR modellemesinde kullanılan veri seti ile aynı zamanda LGP ve GEP modellemesi de gerçekleştirildi. Tablo 1'de ÇLR, LGP ve GEP modellerinin test setine ait R<sup>2</sup> ve HKO değerleri de verilmektedir. Tablo 1'den görüleceği üzere en yüksek R<sup>2</sup> (0.778) ve en düşük HKO (0.695) değerini LGP modeli vermiştir. GEP modeli de LGP'ye yakın (R<sup>2</sup>=0.768 ve HKO=0.727) sonuçlar vermiştir. LGP ve GEP modellerinin kısaltılmış formülasyonları Denklem (1) ve (2)'de sunulmuştur.

$$GSR = 0.92 \left( \frac{F_1}{Pv} - 2U_2 \right) - 1.087T + F_2 - ST - 0.14 \quad (1)$$

denklemdaki,  $F_1=(0.037PvF_2^2-0.475)RH+ST$  ve  $F_2=0.0066(2U_2-Pv)-0.996$  şeklinde ifade edilmiştir.

$$GSR = \ln((1 - U_2)(9 - Pv) + T^2) - 8.766 \left( \frac{U_2Pv}{Pv+ST} \right) + (U_2 + 8.137)^{0.5} + 0.019(Pv - RH) \quad (2)$$

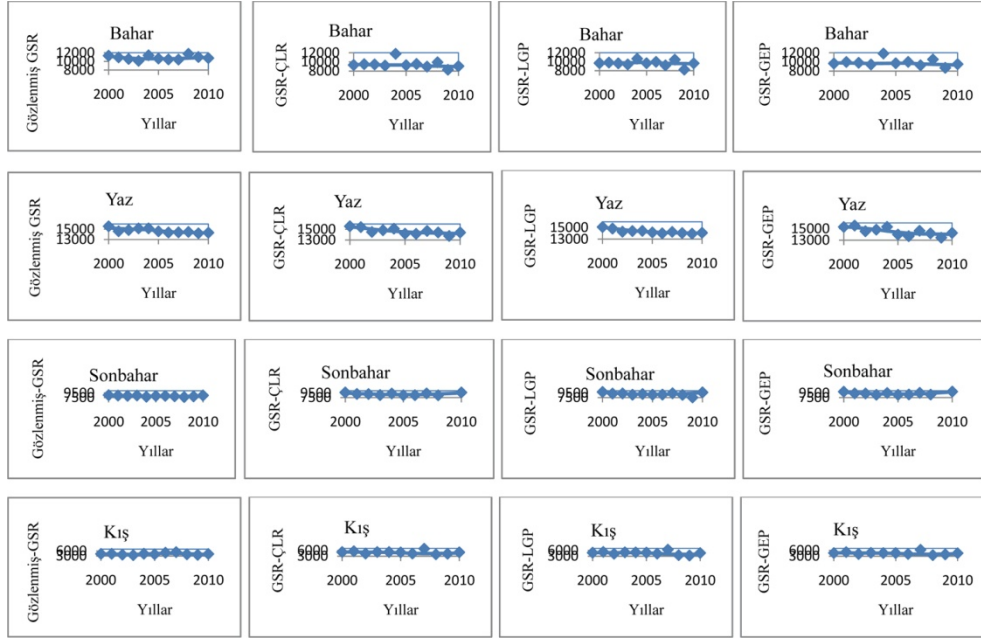
Tablo 1. Modellerin istatistiksel karşılaştırması

Model	Formülasyon	Model sabiti sayısı (p)	R <sup>2</sup>	HKO	ABK
ÇLR	$GSR=0.054T - 0.041RH + 0.327U_2 + +0.09Pv + 0.104SR + 3.272$	6	0.757	0.756	-323.66
LGP	Denklem (1)	8	0.778	0.695	-420.61
GEP	Denklem (2)	6	0.768	0.727	-370.59

ÇLR ve GP gibi tahmin yöntemlerinin performanslarını ölçmede  $R^2$  ve HKO gibi uyum ve hata ölçüm kriterlerinin kullanımı doğru bir yöntemdir fakat her zaman yeterli değildir. Birçok model sabiti ve değişken kullanan bu gibi modelleme tekniklerinin aynı zamanda genelleştirme kapasitesinin de doğrulanması gerekmektedir. Bu amaçla Akaike'in [11] geliştirmiş olduğu Akaike Bilgi Kriteri (ABK) (Denklem (3)) kullanılarak, bu çalışmada geliştirilen tüm modellerin model boyutu, tahmin kapasitesi ve tahmin hatasını aynı anda doğrulamak mümkün olmaktadır.

$$ABK = \ln(HKO) + 2p \quad (3)$$

Denklemdaki HKO modelin test aşamasında elde edilen değeri, p modelde kullanılan sabit sayısıdır. Tablo 1'de tüm modellere ait ABK değerleri görülmektedir, aynı zamanda her bir modele ait model sabiti sayısı ve HKO değerleri de verilmektedir. ABK değeri en düşük olan model en yüksek tahmin kapasitesine sahiptir, buna göre ABK= -420.61 değeriyle LGP, yüksek model katsayısına (p=8) rağmen en düşük ABK değerine sahiptir. GEP modelinin model katsayısı sayısı daha az olmasına rağmen (p=6), LGP modelinin uyum ölçüsü daha yüksek ve hata değerleri daha düşük çıkmıştır.



Şekil 1. Gözlenmiş (1.kolon), ÇLR (2.kolon), LGP (3.kolon) ve GEP (4.kolon) gibi üç farklı modelden türetilen GSR ( $cal/cm^2$ ) değişkenine ait mevsimsel anormallikler (sürekli çizgi LOWESS eğrilerini göstermektedir).

Çalışmada her bir modelden elde edilen sentetik serilerin mevsimsel anormalliklerine de bakılarak tarihi serinin trend karakteristiklerinin korunup korunmadığı test edilmiş ve Şekil 1'de mevsimsel gözlenmiş ve üç farklı model ile türetilen GSR verileri ve LOWESS trend eğrileri sunulmuştur.

LOWESS veya bölgesel ağırlıklı dağılım düzleştirme, Hersel ve Hirsch [12] tarafından tanımlanan grafiksel düzleştirme tekniğidir ve aykırı verilerin etkisini azalttığından, tüm veri seti için trend veya düzleştirme eğrisi grafiksel olarak sergilenebilmektedir.

Şekil 1'den anlaşılacağı üzere LGP modeli ile türetilen GSR değişkenine ait LOWESS eğrisi özellikle yaz mevsimi (2. satır, 3. kolon) için gözlenmiş verilerden elde edilen LOWESS eğrisi (2. satır, 1. kolon) ile benzerlik göstermektedir ve yaz mevsiminde azalış trendine işaret etmektedir. Gözlenmiş verinin sonbahar mevsimi için yaklaşık 2007 yılına kadar devam eden azalış trendinin (LOWESS eğrisi) LGP modelinden türetilen veri için de mevcut olduğu, ancak 2007 yılından sonra gözlemlenen artış eğiliminin LGP modelinden türetilen veri için gözlenmiş veriye göre daha belirgin olduğu görülmektedir. Ancak sonbahar mevsiminde her iki veri seti için de azalış veya artış yönünde bir trendden bahsetmek mümkün görülmemektedir. Bahar ve kış mevsiminde gözlenmiş veriden elde edilemeyen trendin LGP modelinden türetilen veri için de geçerli olduğu LOWESS eğrilerinden görülebilmektedir.

#### **4. SONUÇLAR**

Gaziantep ili özelinde yapılan bu çalışmada, Genetik programlama tekniği ile GSR diğer etken değişkenlerle formüle edilerek tahmin edilmeye çalışılmıştır. Kullanılan tahmin yöntemlerinin tahmin performanslarını ölçmede  $R^2$  ve HKO gibi uyum ve hata ölçüm kriterlerinin yanı sıra ABK ile mevsimsel trend karakteristiklerinin kıyaslanması kullanılmıştır.

Gözlenmiş veriler kullanılarak geliştirilen model sonuçlarına göre LGP modelinin hem korelasyon ( $R^2$ ) hem de hata (HKO) bakımından GEP ve ÇLR metotlarına göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. LGP tekniğinin meteorolojik verilerdeki başarılı tahmin kapasitesi daha önceki çalışmalarda da kanıtlanmıştır. Bu anlamda literatürü destekleyen sonuçlar elde edilmiştir.

Ölçülmüş ve türetilen GSR verilerinin mevsimsel trendleri karşılaştırıldığında LGP yönteminin, yaz ve sonbahar aylarına ait ölçülmüş verilerde gözlenen trendi yakalamada da oldukça başarılı olduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak, elimizdeki kısıtlı verilerden LGP modeli kullanılarak türettiğimiz sentetik verilerin ölçülmüş verilerin karakteristiklerini yakalamada yeterli olduğu ve güneş enerjisi santralleri projelerinin fizibilite ve tasarımında kullanılabileceği açıktır.

#### **Semboller**

ÇLR : Çoklu lineer regresyon analizi

GEP : Gen-ekspresyon programlama

GP : Genetik Programlama

GSR : Toplam global güneş radyasyonu  
HKO : Hataların kareleri ortalaması  
LGP : Lineer genetik programlama  
p : Modelde kullanılan sabit sayısı  
Pv : Buhar basıncı  
RH : Ortalama nem  
ST : Güneşli gün sayısı  
T : Ortalama sıcaklık  
U<sub>2</sub> : Rüzgar hızı  
YSA : Yapay sinir ağıları

#### **Kaynaklar**

- [1] Engel-Cox, J. A., Nair, N.L., Ford, J.L., Evaluation of solar and meteorological data relevant to solar energy technology performance in Malaysia, *Journal of Sustainable Energy&Environment*, 3, 115-124, 2012.
- [2] Traore, S., Güven, A., New algebraic formulations of evapotranspiration extracted from Gene-Expression Programming in the tropical seasonally dry regions of West Africa, *J. Irrig. Sci.*, 31(1), 1-10, 2013.
- [3] Güven, A., Kişi, O., Daily pan evaporation modeling using linear genetic programming technique, *Irrig. Sci.*, 29(2), 135-145, 2011.
- [4] Güven, A., Kişi, O., Estimation of suspended sediment yield in natural rivers using machine-coded linear genetic programming, *Wat. Resour. Manag.*, 25(2), 691-704, 2011.
- [5] Kişi, O., Güven, A., A machine-code based genetic programming for suspended sediment concentration estimation , *Advances in Engineering Software*, 41(7-8), 939-945, 2010.
- [6] Brameier, M., On linear genetic programming. Ph.D. thesis, University of Dortmund, 2004.
- [7] Nordin, J.P., A Compiling Genetic Programming System that Directly Manipulates the Machine Code. In *Advances in Genetic Programming*, K. Kinnear, Jr. (ed.), MIT Press, Cambridge MA, 1994.
- [8] Nordin, J.P., Francone, F., Banzhaf, W., Efficient Evolution of Machine Code for CISC Architectures Using Blocks and Homologous Crossover. In *Advances in Genetic Programming 3*, MIT Press, Cambridge MA., 1998.

- [9] Ferreira, C., Gene expression programming in problem solving. In: Proceedings of the 6th online world conference on soft computing in industrial applications (invited tutorial), 2001a.
- [10] Ferreira, Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems, *Complex Syst.*, 13(2), 87–129, 2001b.
- [11] Akaike, H., Information theory and an extension of the maximum likelihood principle, *Proc., 2nd Int. Symp. on Information Theory*, B. N. Petrov and F. Csaki, eds., *Academiai Kiado, Budapest, Hungary*, 267–281, 1973.
- [12] Hersel, D.R., Hirsch, R.M., *Statistical Methods in Water Resources. Studies in Environmental Science 49*, New York: Elsevier, 1992.