



# Gradyan Tabanlı Optimize Edici Algoritmasının Parametre Ayarlaması

Mehmet Beşkirli<sup>1\*</sup>, Mehmet Fatih Tefek<sup>2</sup>

<sup>1\*</sup> Şırnak Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Şırnak, Türkiye, (ORCID: 0000-0002-4842-3817), [mehmetbes@sirnak.edu.tr](mailto:mehmetbes@sirnak.edu.tr)

<sup>2</sup> Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Osmaniye, Türkiye, (ORCID: 0000-0003-3390-4201), [mehmetfatihfefek@osmaniye.edu.tr](mailto:mehmetfatihfefek@osmaniye.edu.tr)

(1st International Conference on Applied Engineering and Natural Sciences ICAENS 2021, November 1-3, 2021)

(DOI: 10.31590/ejosat.1010813)

**ATIF/REFERENCE:** Beşkirli, M. & Tefek M.F. (2021). Gradyan Tabanlı Optimize Edici Algoritmasının Parametre Ayarlaması. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (28), 727-742.

## Öz

Bu çalışmada, popülasyon tabanlı yeni bir meta-sezgisel optimizasyon algoritması olan gradyan tabanlı optimize edici (GBO) algoritmasının olasılık parametresi ayarı yapılmıştır. Gradyan tabanlı Newton yönteminden ilham alan GBO, gradyan arama kuralı (GAK) ve yerel kaçış operatörü (YKO) olmak üzere iki ana operatör kullanır. Gradyan arama kuralında, uygulanabilir alanda daha iyi arama yapmak ve daha iyi konumlar elde etmek için vektörlerin hareketi kontrol edilir. Arama eğilimini arttırmak ve GBO'nun yakınsamasını hızlandırmak amacıyla, GAK, gardyan tabanlı (GT) yöntemi konseptine dayalı olarak önerilmiştir. GAK, arama uzayında daha iyi konumlar elde etmek için keşif eğilimini geliştirmek ve yakınsama oranını hızlandırmak için gradyan tabanlı yöntemi kullanır. YKO operatörü, çözümün konumunu önemli ölçüde değiştirebilmektedir. YKO operatöründe rastgele değerlerle kıyaslanmak üzere olasılık parametresi ( $pr \in (0,1)$ ) kullanılmaktadır. Olasılık parametresi GBO'nun çalışma performansına etkisini anlayabilmek için on iki adet tek modlu ve on iki adet çok modlu test fonksiyonları kullanılmıştır. Deneysel çalışmalarda olasılık parametre değerleri sırasıyla 0,1, 0,3, 0,5, 0,7 ve 0,9 olarak alınmıştır. GBO algoritmasında olasılık parametresinin önemli bir faktör olduğu ve GBO'nun çalışma performansını önemli ölçüde etkilediği belirlenmiştir. Ek olarak olasılık parametresinin 0,9 değerine yaklaştığında GBO'nun tek modlu ve çok modlu test fonksiyon sonuçlarında daha iyi değerler hesapladığı grafik ve tablolarla gösterilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Optimizasyon, Gradyan tabanlı optimize edici, Test fonksiyonları, Algoritma parametre ayarı

## Parameter Adjustment of Gradient Based Optimizer Algorithm

### Abstract

In this study, the probability parameter of the gradient-based optimizer (GBO) algorithm, which is a new population-based meta-heuristic optimization algorithm, is adjusted. Inspired by the gradient-based Newtonian method, GBO uses two main operators, the gradient search rule (GSR) and the local escape operator (LEO). In the gradient search rule, the movement of vectors is controlled in order to better search and obtain better positions in the applicable area. In order to increase search propensity and accelerate the convergence of GBO, GSR is proposed based on the concept of the guard-based (GT) method. GSR uses the gradient-based method to improve the exploration propensity and speed up the convergence rate to get better positions in the search space. The LEO operator can significantly change the position of the solution. In the LEO operator, the probability parameter ( $pr \in (0,1)$ ) is used to compare with random values. In order to understand the effect of probability parameter GBO on operating performance, twelve single-mode and twelve multi-mode benchmark functions are used. In experimental studies, probability parameter values were taken as 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 and 0.9, respectively. It has been determined that the probability parameter is an important factor in the GBO algorithm and it significantly affects the working performance of the GBO. In addition, graphs and tables show that GBO calculates better values in unimodal and multimodal benchmark function results when the probability parameter approaches 0.9.

**Keywords:** Optimization, Gradient based optimizer, Benchmark functions, Algorithm parameter setting

\* Sorumlu Yazar: [mehmetbes@sirnak.edu.tr](mailto:mehmetbes@sirnak.edu.tr)

## 1. Giriş

Optimizasyon amaç fonksiyonunun belirli kısıtlar altında en iyi değerini elde etme işlemidir. Metasezgisel algoritmalar optimizasyon problemlerinin tümü için kesin sonuç elde edebileceklerini garanti etmezler. Ancak en iyi sonucu elde etmek için uğraşırlar. Metasezgisel algoritmalar klasik yöntemlere göre daha iyi sonuç vermektedirler (Makhloufi, 2015). Bundan dolayı optimizasyon algoritmaları inşaat mühendisliği, makine mühendisliği gibi pek çok alanda kullanılmaktadır (Aala Kalananda & Komanapalli, 2021; Beşkirli & Dağ, 2020; Dhiman & Kaur, 2019; Houssein, Saad, Hashim, Shaban, & Hassaballah, 2020; Huerta et al., 2022; Kutlu Onay & Aydemir, 2022; Salgotra, Singh, Singh, Mittal, & Gandomi, 2021; Shabani, Asgarian, Salido, & Asil Gharebaghi, 2020; Sulaiman, Mustaffa, Saari, & Daniyal, 2020; Umam, Mustafid, & Suryono, 2021). Optimizasyon algoritmaları doğadan ilham almaktadır. Bu sebepten optimizasyon algoritmaları biyolojik temelli, popülasyon temelli, fizik temelli, sürü temelli, sosyal temelli, gradyan tabanlı, müzik temelli ve kimya temelli tekniklerden oluşmaktadır (Beşkirli, Temurtaş, & Özdemir, 2020). Oluşturulan algoritmalar gerçek hayatta karşılaşılan mühendislik problemlerini çözme amaçlanmıştır (Beskirli, Beskirli, Hakli, & Uguz, 2018). Bu çalışmada ise gradya ve popülasyon tabanlı birleşiminden oluşturulan Gradyan tabanlı optimize edici (GBO) algoritması kullanılmıştır. Her ne kadar optimizasyon

algoritmaları iyi sonucu elde etmek için uğraşsada algoritma üzerinde yapılacak olan iyileştirmeler ile algoritma daha iyi sonuçlar elde edebilmektedir. GBO algoritmanın en iyi parametre düzeyi bu çalışma ile araştırılmıştır. Algoritmanın parametre düzenlemesi ile elde edilecek sonucun başarısını etkilemektedir. Bu sebep ile literatürde yer alan birçok problem için uygun olacağını düşündüğümüz parametre değerleri tek modlu ve çok modlu test fonksiyonlarına uygulanması ile en iyi parametre değerleri tavsiye edilecektir. Bu konu ile ilgili literatürde birçok çalışma yer almaktadır. Bu çalışmalar incelendiğinde algoritmaların parametrelerinin en iyi değerinde olduğu zaman algoritmanın performansının en üst düzeyde olduğu belirtilmiştir (Akay & Karaboga, 2012; Alavidoost, Zarandi, Tarimoradi, & Nemati, 2017; Beşkirli, Özdemir, & Temurtaş, 2020; Kıran & Fındık, 2015).

## 2. Materyal ve Metot

Bu çalışma için tek modlu ve çok modlu test fonksiyonları kullanılmıştır. Bunlar ile ilgili açıklamalar bu bölümde verilmiştir. Bunların yanı sıra kullanılan algoritma da bu bölümde verilmiştir.

### 2.1. Test Fonksiyonları

Tablo 1. Tek modlu fonksiyonlar

Fn.	Adı	Arama Uzayı	Boyut	Fonksiyon	$F_{min}$
F1	Sphere	[-100, 100]	25	$F1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	0
F2	Quartic Noise	[-1.28, 1.28]	25	$F2(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + random[0,1]$	0
F3	Powell Sum	[-1, 1]	25	$F3(x) = \sum_{i=1}^n  x_i ^{i+1}$	0
F4	Schwefel's 2.20	[-100, 100]	25	$F4(x) = \sum_{i=1}^n  x_i $	0
F5	Schwefel's 2.21	[-100, 100]	25	$F5(x) = \max( x_i , 1 \leq i \leq n)$	0
F6	Step	[-100, 100]	25	$F6(x) = \sum_{i=1}^n ((x_i + 0.5))^2$	0
F7	Stepint	[-5.12, 5.12]	25	$F7(x) = 25 + \sum_{i=1}^n ( x_i )$	-155
F8	Schwefel's 1.20	[-100, 100]	25	$F8(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	0
F9	Schwefel's 2.22	[-100, 100]	25	$F9(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	0
F10	Schwefel's 2.23	[-10, 10]	25	$F10(x) = \sum_{i=1}^n x_i^{10}$	0
F11	Rosenbrock	[-30, 30]	25	$F11(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	0
F12	Brown	[-1, 4]	25	$F12(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (x_i^2)^{(x_{i+1}^2+1)} + (x_{i+1}^2)^{x_i^2+1}$	0

Tablo 2. Çok modlu fonksiyonlar

Fn.	Adı	Arama Uzayı	Boyut	Fonksiyon	$F_{min}$
F1	Schwefel's 2.26	[-500, 500]	25	$F1(x) = 418.9829n - \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	0
F2	Rastrigin	[-5.12, 5.12]	25	$F2(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	0
F3	Periodic	[-10, 10]	25	$F3(x) = 1 + \sum_{i=1}^n \sin^2(x_i) - 0.1e^{(\sum_{i=1}^n x_i^2)}$	0.9
F4	Qing	[-500, 500]	25	$F4(x) = \sum_{i=1}^n (x^2 - i)^2$	0
F5	Alpine N. 1	[-10, 10]	25	$F5(x) = \sum_{i=1}^n  x_i \sin(x_i) + 0.1x_i $	0
F6	Xin-She Yang	[-5, 5]	25	$F6(x) = \sum_{i=1}^n \epsilon_i  x_i ^i$	0

F7	Ackley	[-32, 32]	25	$F7(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp(1/n \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	0
F8	Trigonometric 2	[-500, 500]	25	$F8(x) = \sum_{i=1}^n 8 \sin^2[7(x_i - 0.9)^2] + 6 \sin^2[14(x_i - 0.9)^2] + (x_i - 0.9)^2$	1
F9	Salomon	[-100, 100]	25	$F9(x) = 1 - \cos\left(2\pi \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) + 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$	0
F10	Styblinski-Tang	[-5, 5]	25	$F10(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i^4 - 16x_i^2 + 5x_i)$	-1174.98
F11	Griewank	[-100, 100]	25	$F11(x) = 1/4000 \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i/\sqrt{i}) + 1$	0
F12	Xin-She Yang N.4	[-10, 10]	25	$F12(x) = (\sum_{i=1}^n \sin^2(x_i) - e^{-\sum_{i=1}^n x_i^2}) e^{-\sum_{i=1}^n \sin^2 \sqrt{ x_i }}$	-1

### 2.1.1. GBO Algoritması

GBO algoritması 2020 yılında Ahmadianfar vd. tarafından sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilmiştir (Ahmadianfar, Bozorg-Haddad, & Chu, 2020). Grandyan ve popülasyon tabanlı yöntemleri birleşiminden oluşan GBO algoritması arama uzayını keşfetmek için Newton yöntemini kullanmışlardır. GBO üç ana bileşenden oluşmaktadır. İlk olarak başlangıç aşamasıdır. İkincisi grandyan arama kuralıdır. Sonuncusu ise yerel kaçış operatörüdür. Başlangıç aşamasında, kontrol parametresi, yineleme sayısı, popülasyon sayısı yer almaktadır. Bu algoritmada popülasyon sayısına vektör sayısı denilmektedir. D-boyutlu bir arama uzayında N tane vektör yer almaktadır. Bu vektör ise Denklem 1’deki gibi ifade edilmiştir.

$$X_{n,d} = [X_{n,1}, X_{n,2}, \dots, X_{n,d}], n = 1, 2, \dots, N$$

$$d = 1, 2, \dots, D \quad (1)$$

Grandyan arama kuralı ise uygulanabilir alanda daha iyi arama yapmak ve daha iyi konumlar elde etmek için vektörlerin hareketi kontrol edildiği bölümdür. Arama eğilimini arttırmak ve

yakınsama hızını arttırmak için kullanılmaktadır. Grandyan arama kuralının hesaplaması Denklem 2’deki gibi olmaktadır.

$$GSR = randn \times \frac{2\Delta x \times x_n}{(x_{\text{worst}} - x_{\text{best}} + \epsilon)} \quad (2)$$

Yerel kaçış operatörü, karmaşık problemlere karşı GBO algoritmasının verimliliğini arttırmak için kullanılmıştır.

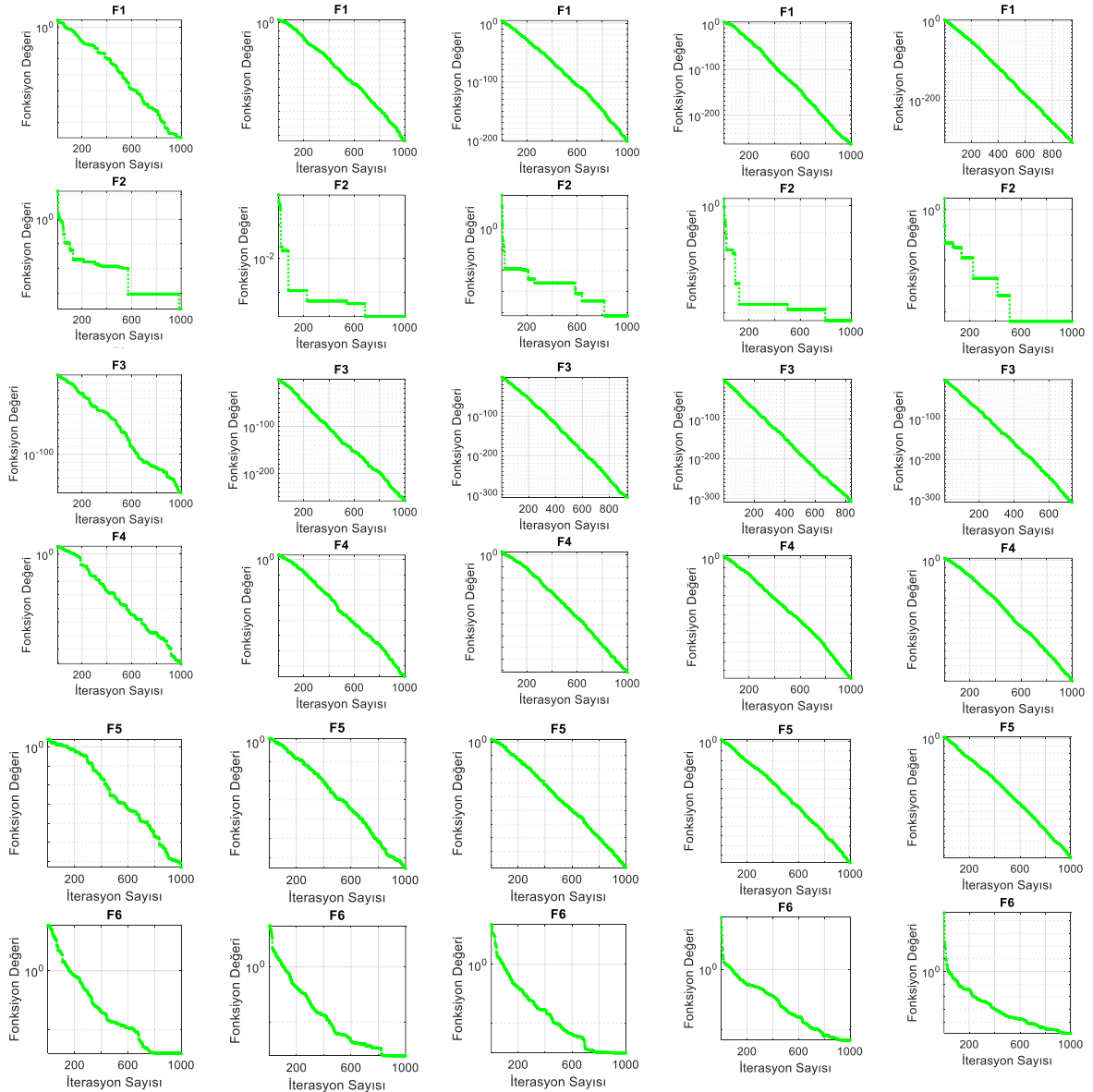
## 3. Deneysel Sonuçlar ve Tartışma

GBO algoritmasına ait değerlerden elde edilen sonuçlar tablolar halinde verilmiştir. Aynı zamanda bunlara ait yakınsama grafikleri de şekiller bölümünde yer almaktadır. Fonksiyonlar ise tek modlu ve çok modlu fonksiyonlar olmak üzere ayrı ayrı tablolarda verilmiştir. Algoritmanın yineleme sayısı 1.000, boyut sayısı ise 25 olarak alınmıştır. Ayrıca algoritmanın parametre optimizasyonunun vektör sayıları üzerindeki etkisi de incelenmiştir. Bu sebep ile vektör sayıları sırası ile 10, 25 ve 50 alınmıştır.

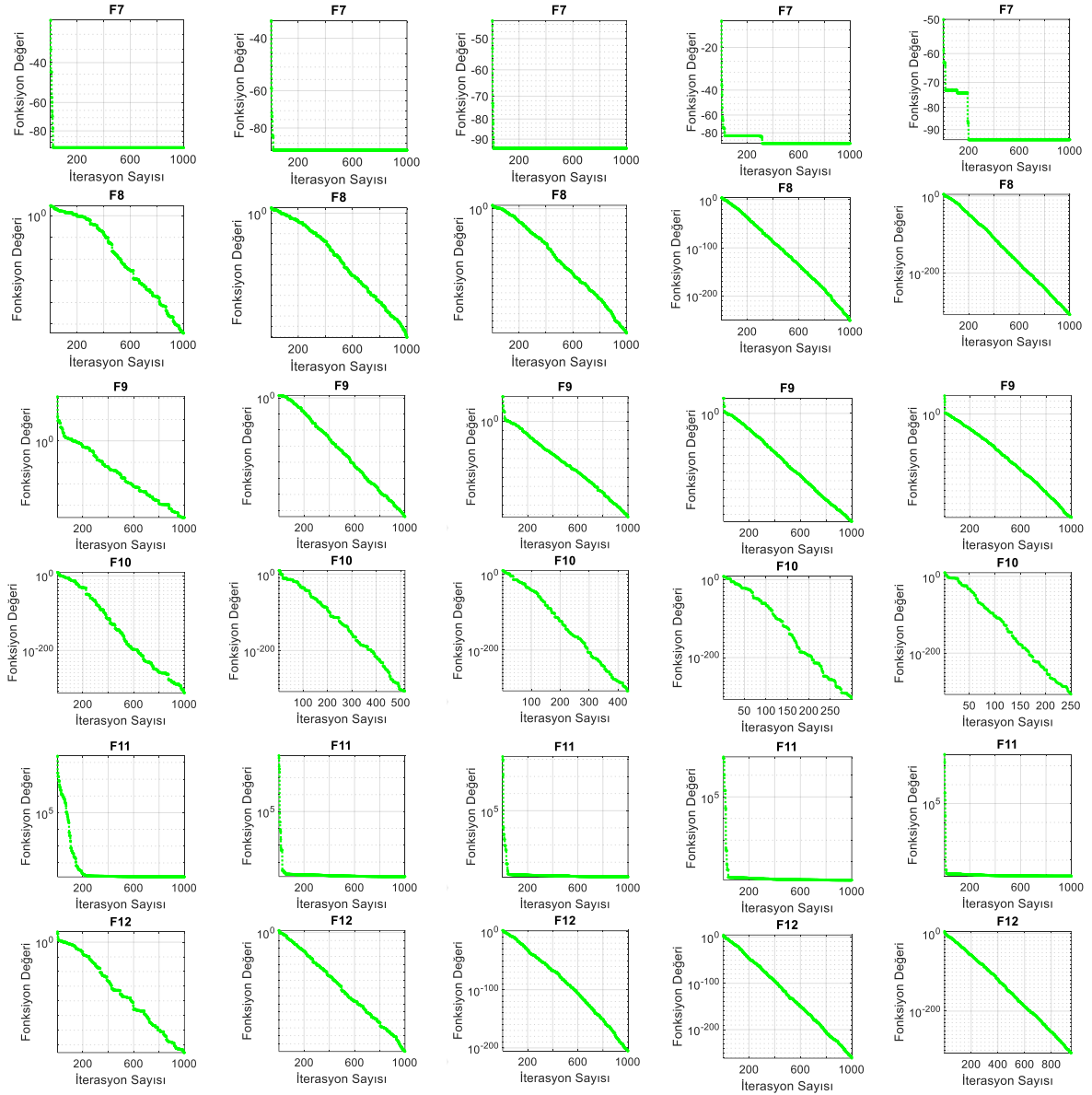
Tablo 3. Tek modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:10)

		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
F1	En iyi	1.98E-70	2.15E-147	3.43E-202	6.85E-264	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	2.40E-48	2.60E-117	8.14E-170	3.76E-227	4.16E-287
	Std.	1.28E-47	1.40E-116	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F2	En iyi	2.34E-04	<b>1.85E-04</b>	6.88E-05	5.20E-05	4.12E-05
	Ortalama	2.83E-03	1.60E-03	1.13E-03	8.53E-04	8.44E-04
	Std.	2.25E-03	1.60E-03	9.91E-04	8.24E-04	7.60E-04
F3	En iyi	5.05E-149	1.30E-259	0.00E+00	0.00E+00	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	1.69E-91	2.81E-204	1.31E-290	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	8.67E-91	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F4	En iyi	4.08E-41	1.65E-77	3.91E-102	3.48E-129	<b>4.67E-161</b>
	Ortalama	1.54E-22	2.41E-62	1.21E-88	8.43E-113	1.69E-144
	Std.	8.04E-22	1.30E-61	5.49E-88	4.54E-112	6.89E-144
F5	En iyi	3.19E-32	3.16E-66	1.87E-92	9.66E-129	<b>5.38E-164</b>
	Ortalama	1.76E-21	3.81E-52	2.75E-81	2.11E-113	1.18E-143
	Std.	5.61E-21	2.05E-51	1.39E-80	6.52E-113	4.22E-143
F6	En iyi	9.80E-08	<b>8.24E-09</b>	3.11E-08	1.33E-06	1.33E-05
	Ortalama	9.69E-06	7.81E-06	2.58E-06	1.29E-05	2.50E-04
	Std.	2.00E-05	2.73E-05	4.17E-06	1.61E-05	2.46E-04

F7	En iyi	<b>-9.50E+01</b>	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01
	Ortalama	-9.50E+01	-9.46E+01	-9.43E+01	-9.39E+01	-9.28E+01
	Std.	0.00E+00	1.97E+00	2.74E+00	3.20E+00	5.18E+00
F8	En iyi	6.37E-55	2.00E-121	2.89E-178	6.90E-251	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	5.43E-33	4.93E-93	1.55E-153	2.43E-208	2.03E-283
	Std.	2.87E-32	2.66E-92	6.26E-153	0.00E+00	0.00E+00
F9	En iyi	2.22E-36	1.83E-74	1.34E-103	4.04E-129	<b>2.31E-162</b>
	Ortalama	9.78E-22	1.10E-62	2.72E-87	6.30E-117	1.37E-145
	Std.	4.15E-21	4.32E-62	1.46E-86	3.19E-116	6.42E-145
F10	En iyi	2.37E-315	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	5.29E-193	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F11	En iyi	1.46E+01	<b>1.38E+01</b>	1.39E+01	1.41E+01	1.43E+01
	Ortalama	1.59E+01	1.57E+01	1.59E+01	1.61E+01	1.62E+01
	Std.	1.17E+00	1.23E+00	1.34E+00	1.11E+00	1.10E+00
F12	En iyi	6.37E-76	1.67E-150	1.18E-205	2.78E-262	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	1.23E-45	2.93E-123	2.19E-172	6.01E-230	2.99E-293
	Std.	6.62E-45	1.58E-122	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00





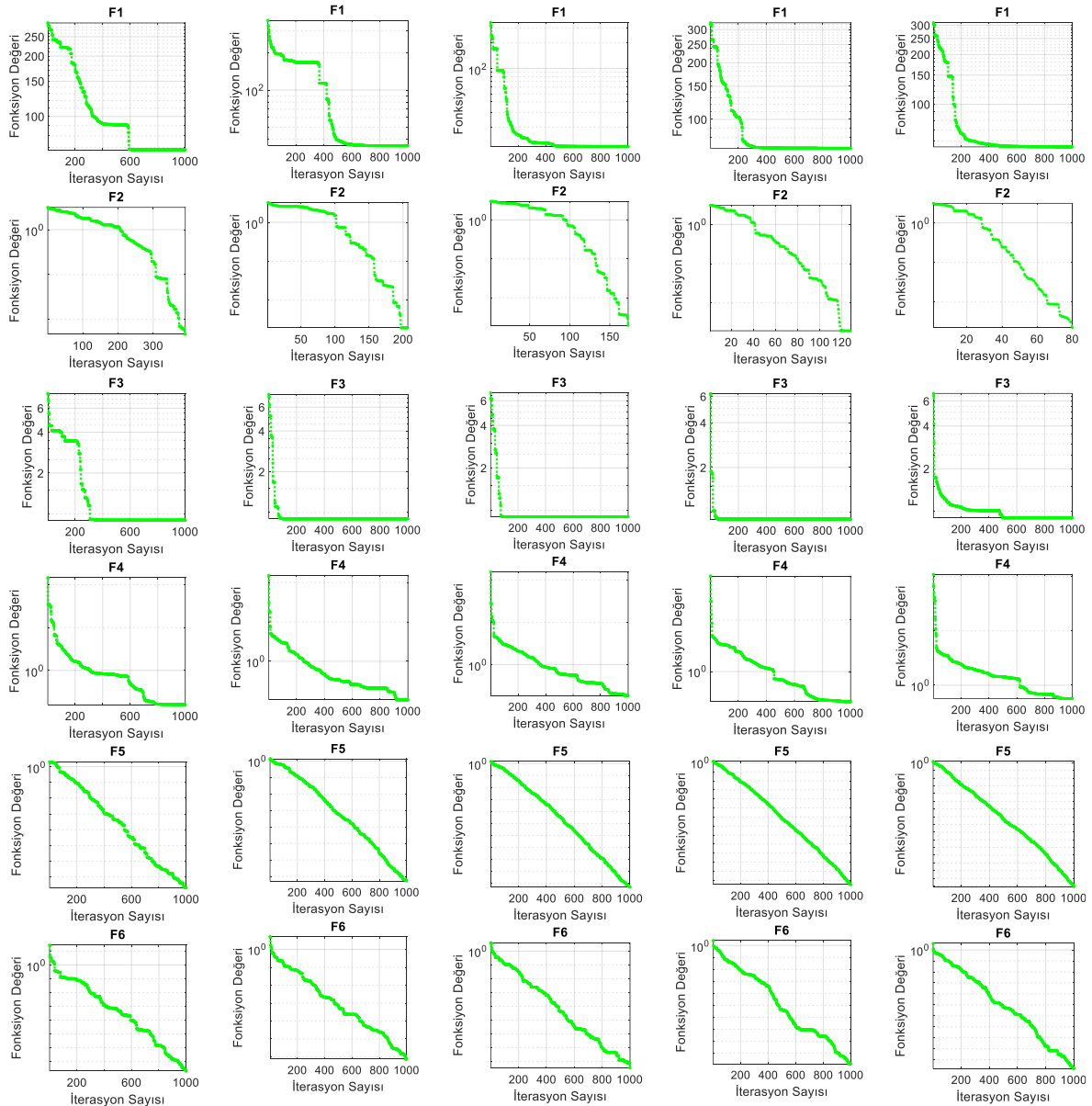


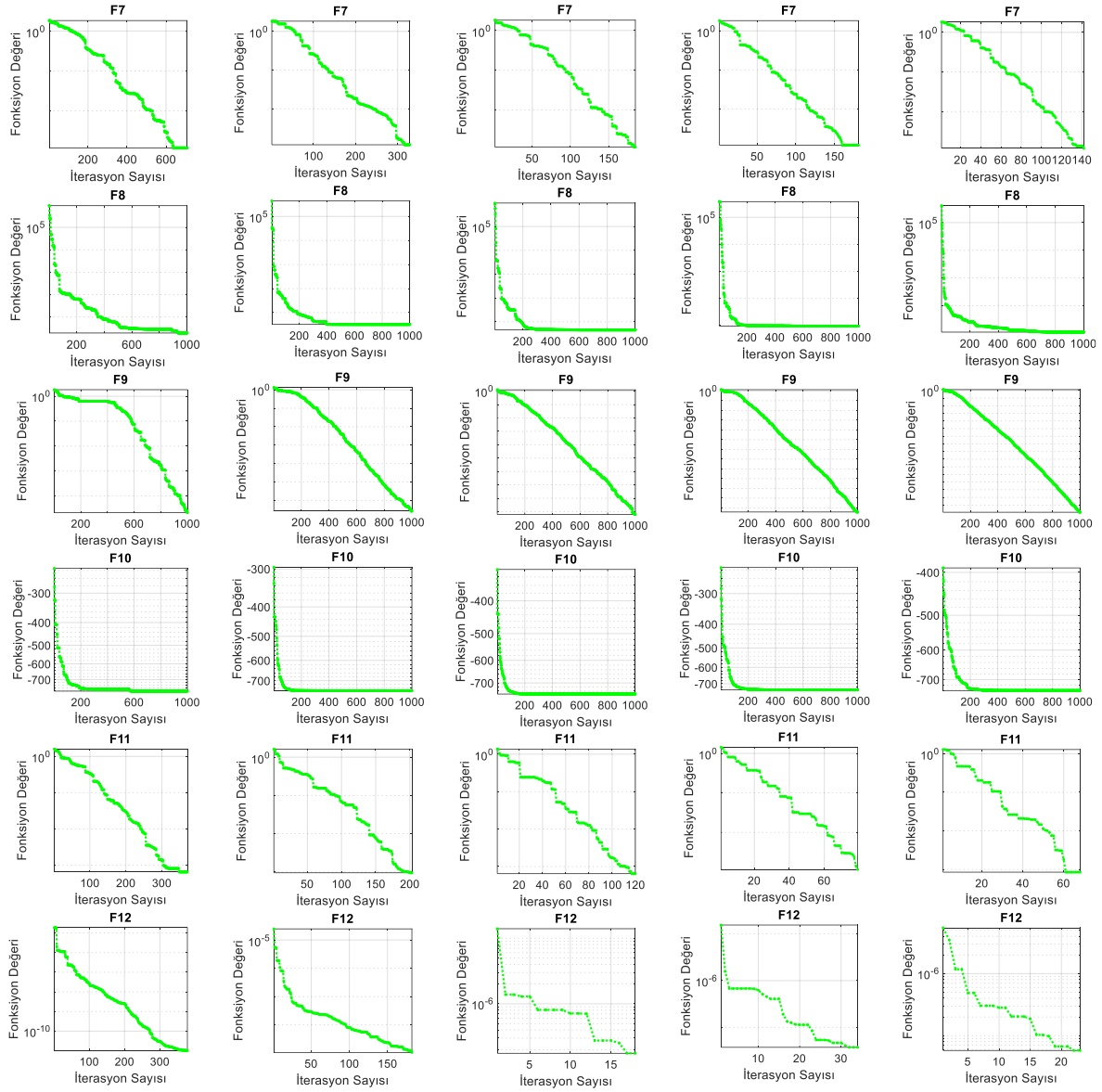
Şekil 1. Tek modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:10)

Tablo 4. Çok modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:10)

		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
F1	En iyi	6.82E+01	3.55E+01	<b>1.18E+01</b>	7.02E+01	5.53E+01
	Ortalama	1.25E+02	1.20E+02	1.30E+02	1.42E+02	1.47E+02
	Std.	2.50E+01	3.84E+01	3.76E+01	3.13E+01	3.93E+01
F2	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	3.32E-02	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	1.79E-01	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F3	En iyi	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01
	Ortalama	9.84E-01	9.20E-01	9.03E-01	9.00E-01	9.00E-01
	Std.	6.93E-02	4.01E-02	1.81E-02	4.44E-16	4.44E-16
F4	En iyi	9.67E-05	<b>1.33E-05</b>	2.11E-04	1.22E-03	5.87E-02
	Ortalama	1.60E-02	7.23E-02	2.98E-02	9.57E-02	4.98E+00
	Std.	3.15E-02	3.52E-01	7.80E-02	2.34E-01	9.83E+00
F5	En iyi	3.86E-39	1.44E-73	1.56E-103	1.89E-135	<b>1.92E-161</b>
	Ortalama	9.19E-05	1.30E-05	4.01E-91	1.31E-116	9.37E-148
	Std.	1.90E-04	7.01E-05	2.15E-90	7.07E-116	4.99E-147
F6	En iyi	3.88E-39	5.79E-62	1.79E-85	1.12E-99	<b>1.06E-108</b>

	Ortalama	4.09E-13	1.09E-28	1.55E-22	8.49E-24	1.16E-28
	Std.	1.53E-12	5.88E-28	8.37E-22	4.57E-23	4.57E-28
F7	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F8	En iyi	<b>1.94E+00</b>	3.24E+00	4.59E+00	9.52E+00	1.10E+01
	Ortalama	1.11E+01	1.24E+01	1.70E+01	2.17E+01	2.31E+01
	Std.	5.44E+00	5.88E+00	7.92E+00	9.06E+00	8.13E+00
F9	En iyi	5.02E-24	2.10E-66	7.84E-93	5.28E-125	<b>3.30E-160</b>
	Ortalama	3.33E-02	3.33E-03	1.45E-62	2.10E-83	1.09E-127
	Std.	4.70E-02	1.79E-02	7.81E-62	8.74E-83	5.86E-127
F10	En iyi	<b>-7.83E+02</b>	-7.55E+02	-7.55E+02	-7.41E+02	-7.41E+02
	Ortalama	-7.05E+02	-6.97E+02	-6.95E+02	-6.83E+02	-6.81E+02
	Std.	3.51E+01	3.37E+01	2.72E+01	2.62E+01	2.36E+01
F11	En iyi	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F12	En iyi	<b>-1.00E+00</b>	<b>-1.00E+00</b>	<b>-1.00E+00</b>	<b>-1.00E+00</b>	<b>-1.00E+00</b>
	Ortalama	-9.19E-01	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00
	Std.	2.56E-01	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00



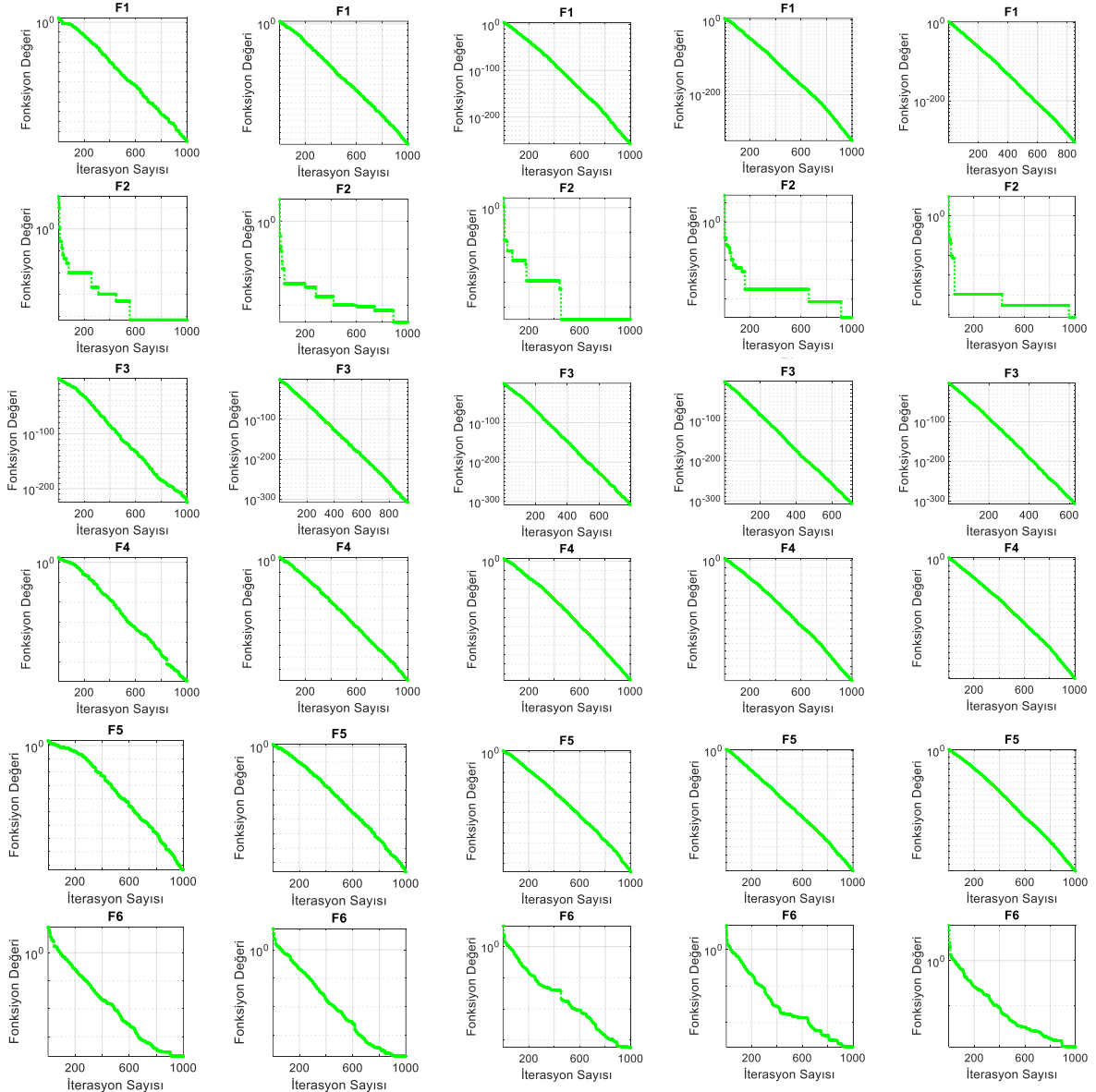


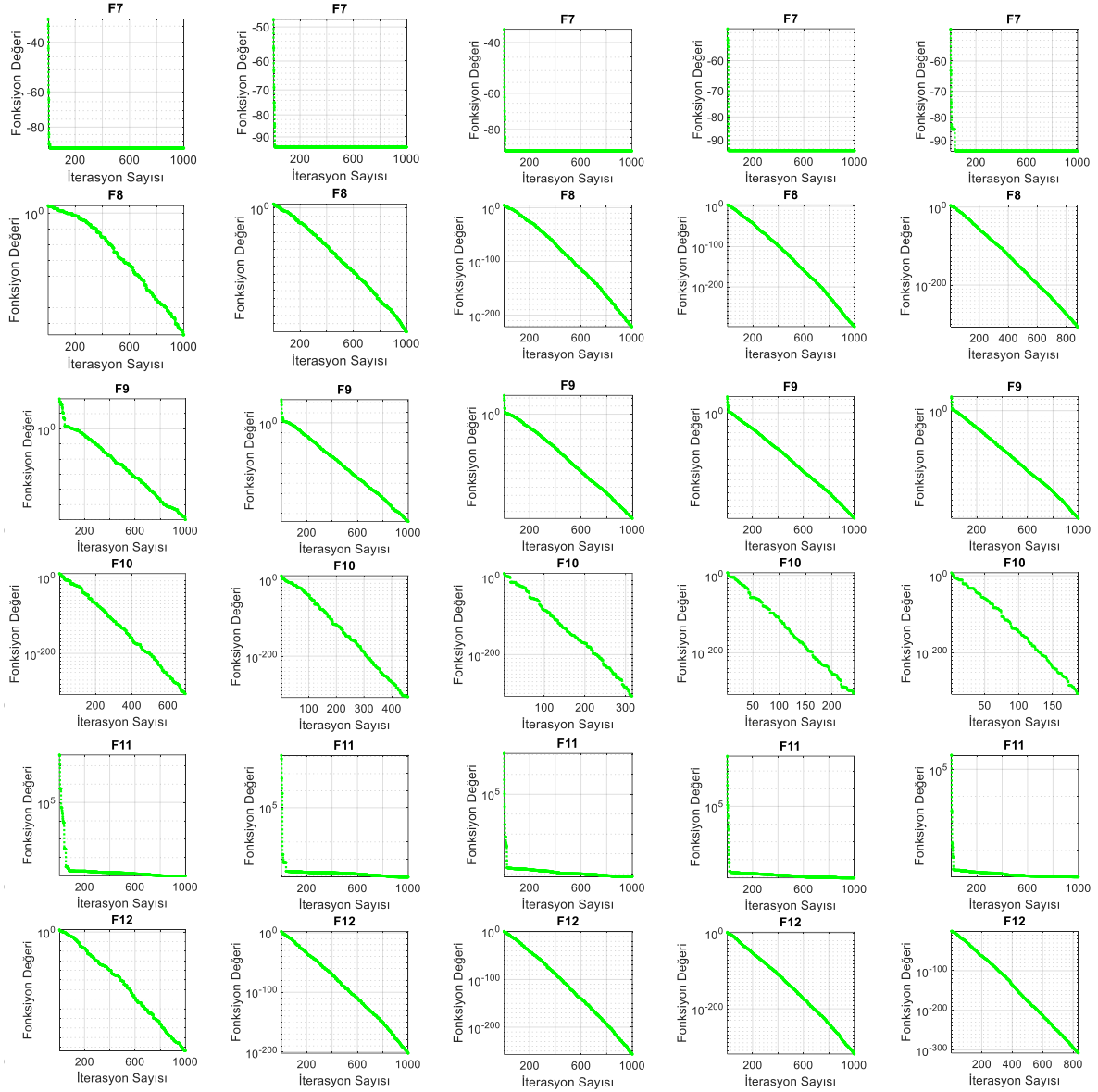
Şekil 2. Çok modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:10)

Tablo 5. Tek modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:25)

		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
F1	En iyi	1.50E-120	1.77E-199	7.39E-259	2.00E-323	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	1.16E-92	1.13E-176	1.76E-239	1.97E-297	0.00E+00
	Std.	6.22E-92	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F2	En iyi	6.68E-05	2.50E-04	3.11E-05	1.07E-05	<b>7.50E-06</b>
	Ortalama	1.23E-03	7.10E-04	4.16E-04	5.10E-04	3.21E-04
	Std.	8.58E-04	4.45E-04	3.37E-04	5.00E-04	3.26E-04
F3	En iyi	2.16E-225	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	4.93E-189	2.85E-314	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F4	En iyi	3.72E-60	8.82E-100	7.88E-128	7.65E-160	<b>3.66E-193</b>
	Ortalama	2.95E-53	2.76E-92	6.91E-119	1.52E-150	1.75E-181
	Std.	9.71E-53	1.11E-91	3.67E-118	5.89E-150	0.00E+00
F5	En iyi	1.78E-47	4.82E-87	1.08E-119	2.76E-151	<b>3.43E-191</b>
	Ortalama	2.86E-39	3.82E-77	3.09E-112	1.16E-140	4.23E-181
	Std.	1.30E-38	1.95E-76	6.40E-112	4.84E-140	0.00E+00
F6	En iyi	3.62E-19	<b>2.29E-19</b>	6.67E-17	4.89E-14	2.41E-10
	Ortalama	5.20E-16	2.13E-16	1.43E-13	3.50E-11	4.59E-08

	Std.	1.77E-15	4.73E-16	5.18E-13	1.02E-10	1.71E-07
F7	En iyi	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01
	Ortalama	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.46E+01	-9.50E+01
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	1.97E+00	0.00E+00
F8	En iyi	7.22E-78	1.49E-150	2.77E-222	2.86E-299	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	5.86E-62	2.29E-132	2.42E-195	3.44E-277	0.00E+00
	Std.	2.20E-61	9.46E-132	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F9	En iyi	9.93E-61	1.18E-98	2.85E-129	2.08E-158	<b>3.14E-194</b>
	Ortalama	3.14E-47	7.93E-91	4.03E-117	2.01E-150	9.62E-183
	Std.	1.69E-46	2.75E-90	2.17E-116	7.71E-150	0.00E+00
F10	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F11	En iyi	1.02E+01	8.81E+00	<b>7.25E+00</b>	9.23E+00	1.05E+01
	Ortalama	1.25E+01	1.15E+01	1.08E+01	1.11E+01	1.27E+01
	Std.	1.27E+00	2.08E+00	1.79E+00	1.58E+00	1.40E+00
F12	En iyi	1.87E-124	5.48E-203	8.14E-258	2.32E-320	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	3.66E-102	1.33E-181	2.08E-241	3.04E-303	0.00E+00
	Std.	1.79E-101	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00





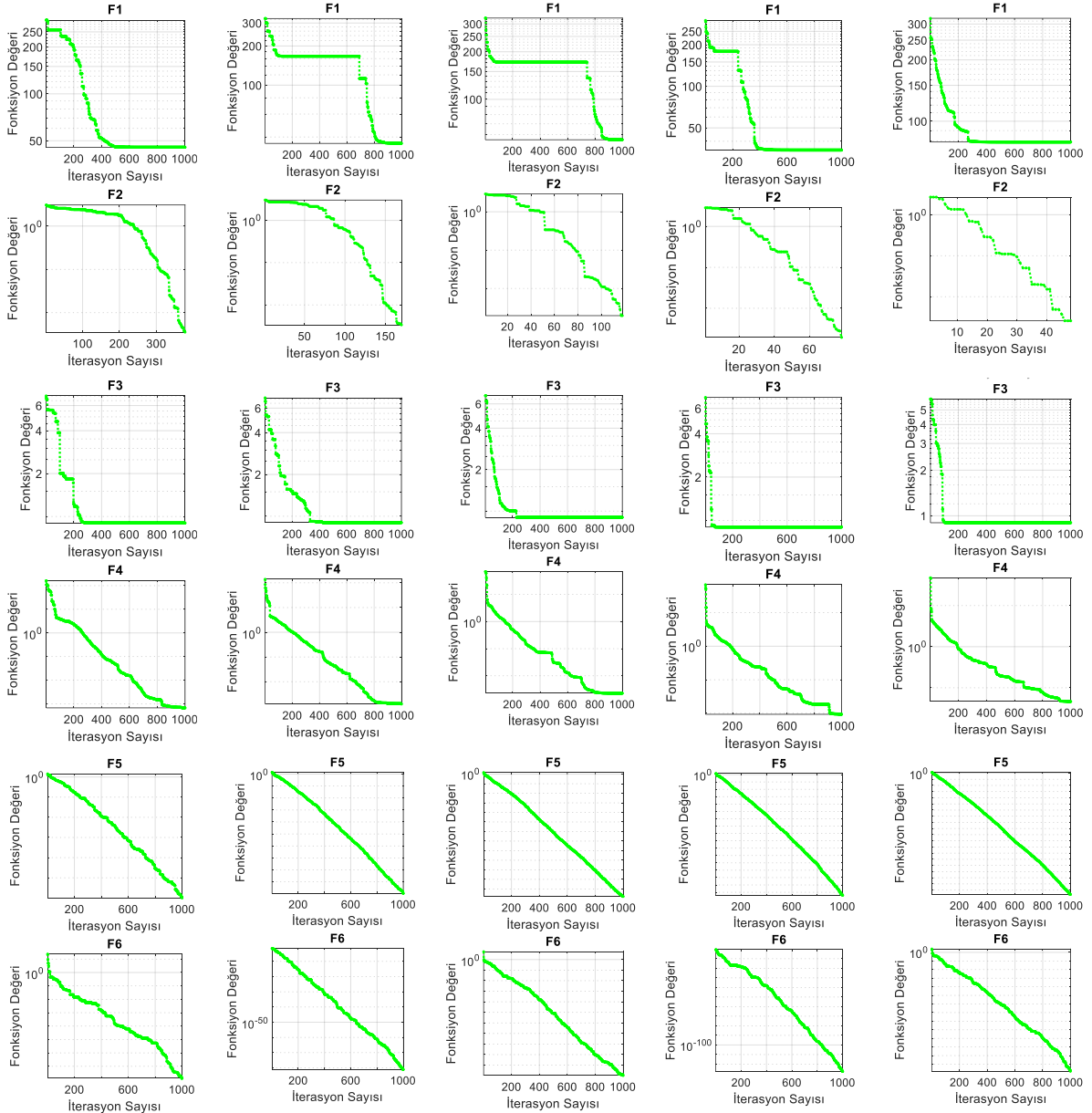
Şekil 3. Tek modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:25)

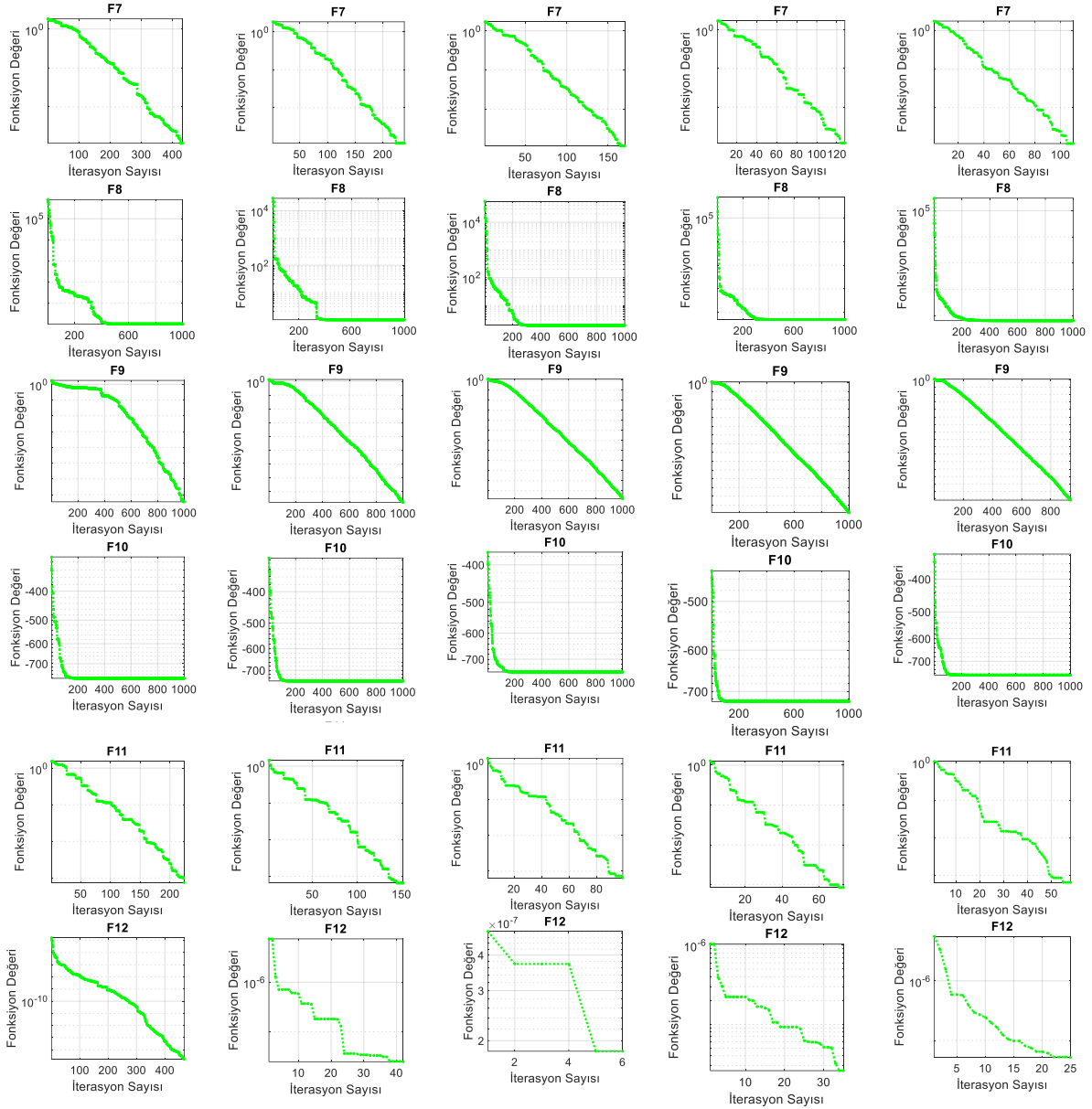
Tablo 6. Çok modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:25)

		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
F1	En iyi	4.54E+01	3.57E+01	5.55E+01	<b>3.45E+01</b>	7.91E+01
	Ortalama	1.08E+02	1.08E+02	1.15E+02	1.17E+02	1.32E+02
	Std.	3.13E+01	2.95E+01	2.78E+01	2.97E+01	2.66E+01
F2	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F3	En iyi	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01
	Ortalama	9.47E-01	9.03E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01
	Std.	5.00E-02	1.80E-02	4.44E-16	4.44E-16	4.44E-16
F4	En iyi	<b>1.41E-16</b>	2.92E-15	6.05E-14	7.04E-11	2.12E-07
	Ortalama	1.97E-10	3.47E-12	2.08E-10	4.58E-07	1.02E-04
	Std.	7.62E-10	1.45E-11	7.10E-10	1.88E-06	1.91E-04
F5	En iyi	1.00E-60	2.32E-100	1.20E-128	6.36E-165	<b>5.43E-198</b>
	Ortalama	1.25E-05	1.01E-91	4.42E-120	1.14E-151	4.62E-182
	Std.	3.16E-05	5.43E-91	2.19E-119	5.86E-151	0.00E+00
F6	En iyi	3.28E-40	7.58E-82	1.37E-110	1.93E-128	<b>7.04E-139</b>
	Ortalama	3.93E-19	7.98E-16	1.14E-55	1.17E-66	7.41E-51



	Std.	2.12E-18	4.30E-15	6.13E-55	6.31E-66	3.99E-50
F7	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F8	En iyi	<b>1.00E+00</b>	1.00E+00	1.90E+00	5.03E+00	6.38E+00
	Ortalama	4.49E+00	8.01E+00	1.24E+01	1.67E+01	1.93E+01
	Std.	3.15E+00	3.52E+00	7.03E+00	6.46E+00	8.72E+00
F9	En iyi	5.35E-38	2.65E-88	1.07E-118	1.95E-149	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	3.03E-02	2.78E-12	6.16E-81	1.96E-120	5.46E-160
	Std.	4.56E-02	1.50E-11	3.32E-80	1.05E-119	2.94E-159
F10	En iyi	<b>-7.83E+02</b>	-7.55E+02	-7.55E+02	-7.27E+02	-7.69E+02
	Ortalama	-7.35E+02	-7.11E+02	-6.93E+02	-6.90E+02	-6.87E+02
	Std.	3.47E+01	2.02E+01	2.95E+01	2.82E+01	3.35E+01
F11	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F12	En iyi	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00
	Ortalama	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00
	Std.	1.85E-13	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00



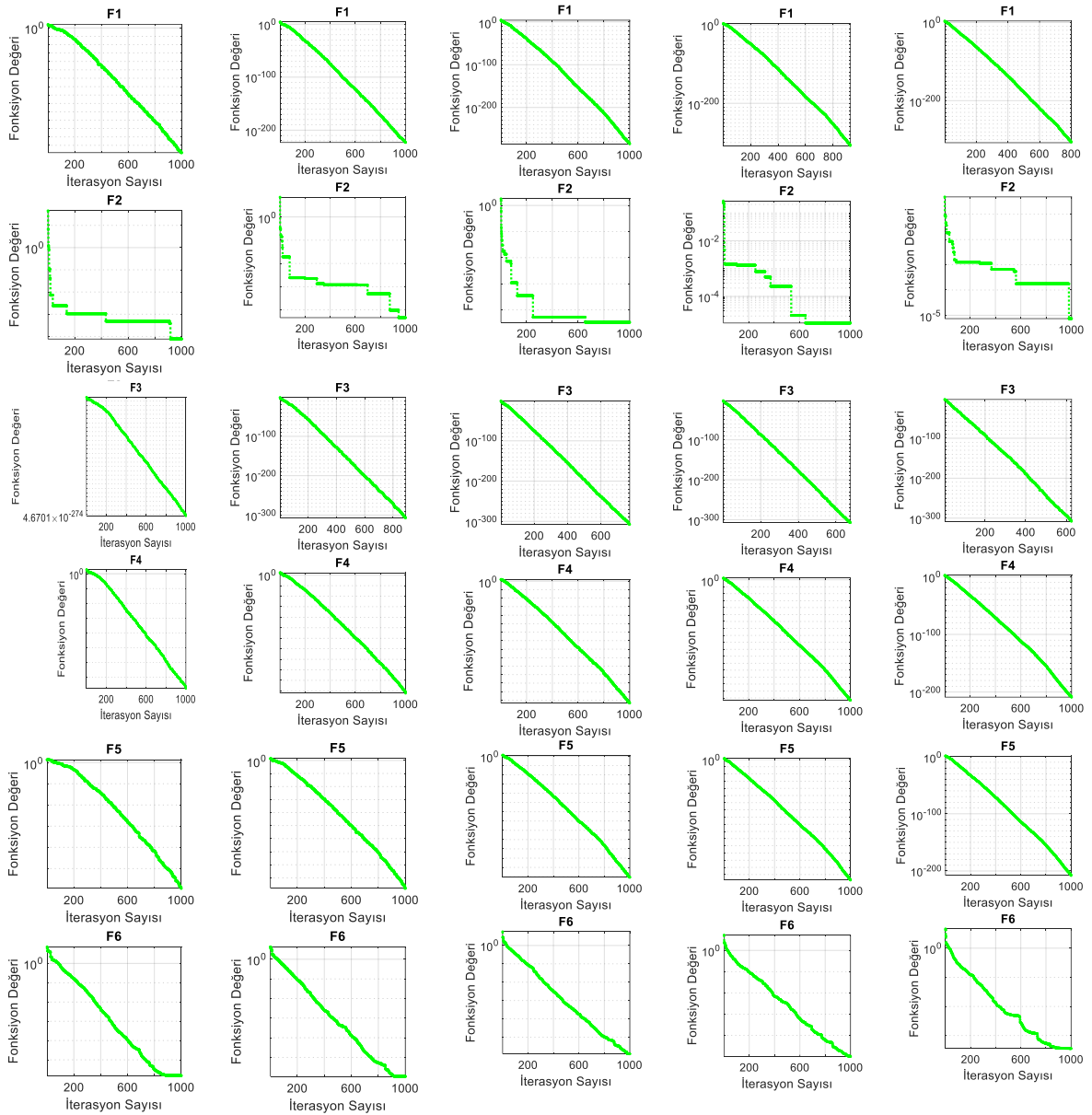


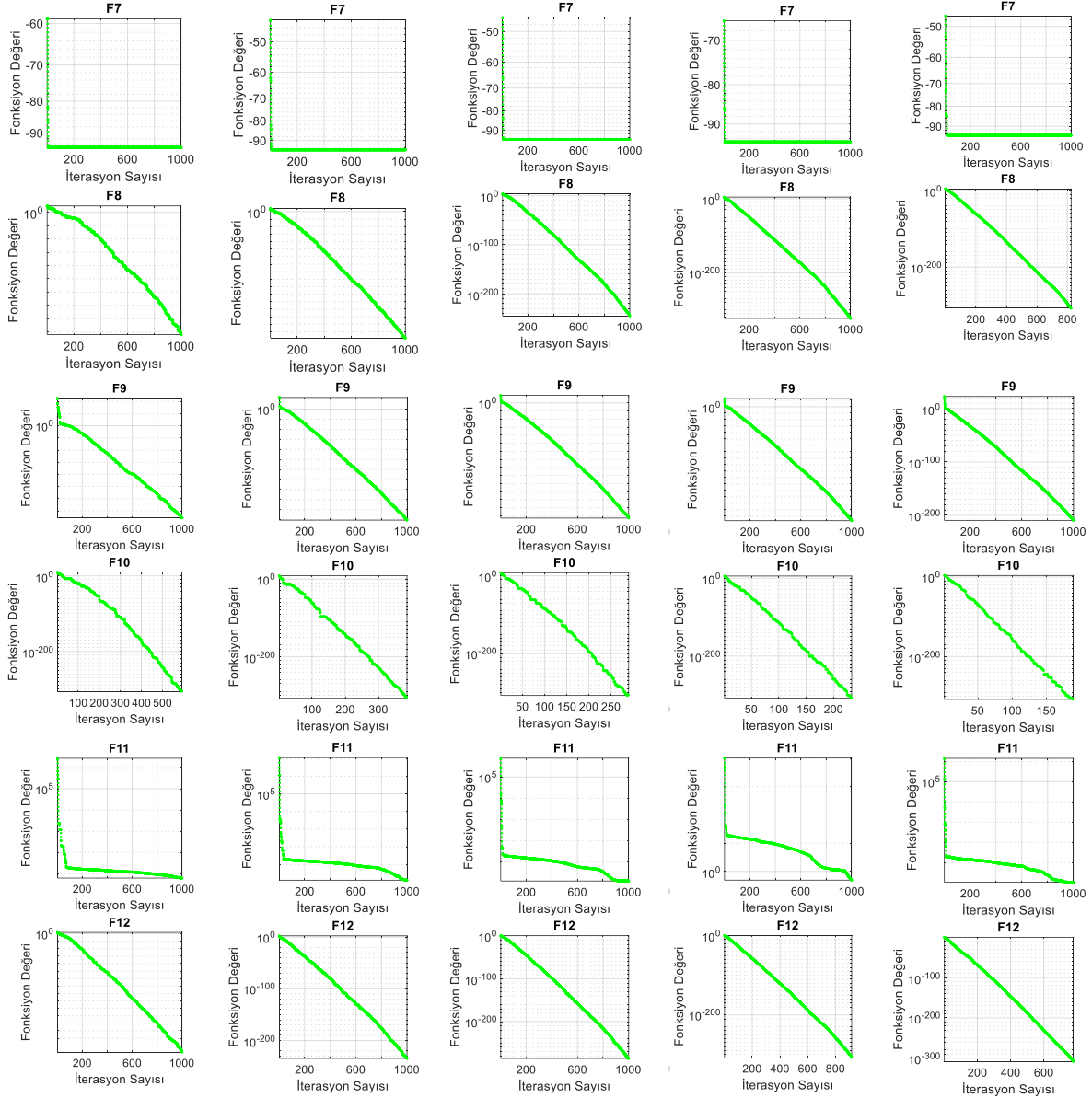
Şekil 4. Çok modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:25)

Tablo 7. Tek modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:50)

		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
F1	En iyi	2.02E-149	5.84E-224	1.51E-285	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	5.78E-134	9.53E-212	1.41E-271	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	3.11E-133	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F2	En iyi	7.58E-05	4.66E-05	3.34E-05	1.12E-05	<b>7.37E-06</b>
	Ortalama	6.20E-04	3.16E-04	2.43E-04	1.87E-04	1.94E-04
	Std.	3.60E-04	1.58E-04	1.79E-04	1.32E-04	2.12E-04
F3	En iyi	4.67E-274	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	2.93E-252	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F4	En iyi	3.11E-78	5.97E-113	4.47E-144	6.46E-174	<b>1.26E-209</b>
	Ortalama	3.97E-71	3.74E-108	2.54E-137	8.97E-168	1.73E-203
	Std.	8.48E-71	1.36E-107	1.09E-136	0.00E+00	0.00E+00
F5	En iyi	3.82E-60	9.95E-99	1.70E-131	3.10E-168	<b>1.10E-208</b>
	Ortalama	5.76E-53	2.01E-92	5.75E-127	3.11E-162	4.08E-199
	Std.	3.01E-52	6.40E-92	1.29E-126	1.37E-161	0.00E+00
F6	En iyi	7.94E-30	<b>1.29E-30</b>	3.22E-30	1.05E-25	6.18E-18

	Ortalama	2.33E-26	7.77E-28	6.77E-26	5.21E-22	7.31E-12
	Std.	5.63E-26	1.73E-27	2.15E-25	1.38E-21	3.93E-11
F7	En iyi	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01
	Ortalama	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01	-9.50E+01
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F8	En iyi	1.04E-92	5.58E-169	1.18E-245	4.00E-323	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	1.10E-78	1.08E-157	3.29E-226	1.79E-304	0.00E+00
	Std.	4.21E-78	3.17E-157	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F9	En iyi	1.57E-76	4.36E-111	1.74E-143	1.65E-177	<b>4.53E-210</b>
	Ortalama	3.89E-68	1.81E-107	7.73E-138	1.21E-166	8.26E-202
	Std.	1.83E-67	7.16E-107	1.81E-137	0.00E+00	0.00E+00
F10	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F11	En iyi	6.28E+00	1.27E+00	1.23E+00	<b>4.92E-01</b>	1.06E+00
	Ortalama	8.79E+00	5.26E+00	3.67E+00	4.29E+00	5.66E+00
	Std.	1.44E+00	1.80E+00	1.88E+00	2.52E+00	1.65E+00
F12	En iyi	2.45E-159	2.96E-235	1.47E-286	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	3.86E-145	8.92E-219	6.18E-275	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	1.26E-144	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00



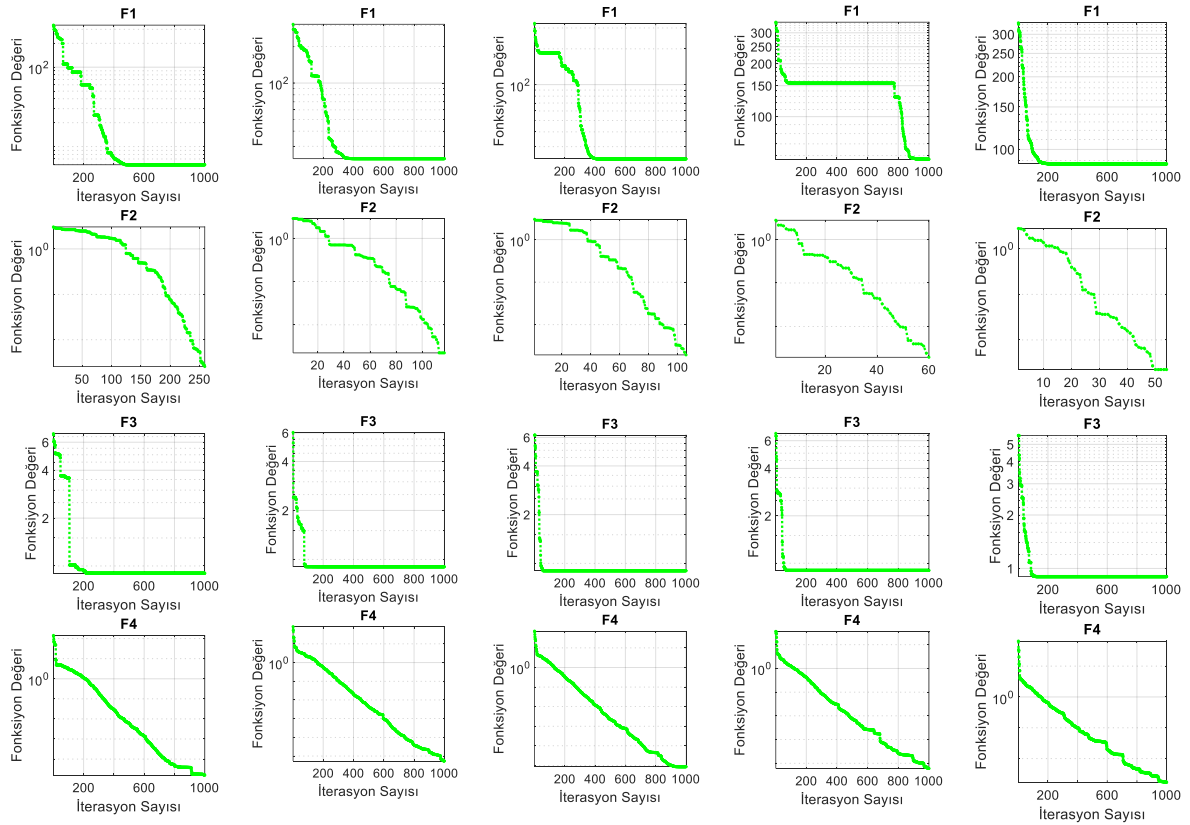


Şekil 5. Tek modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:50)

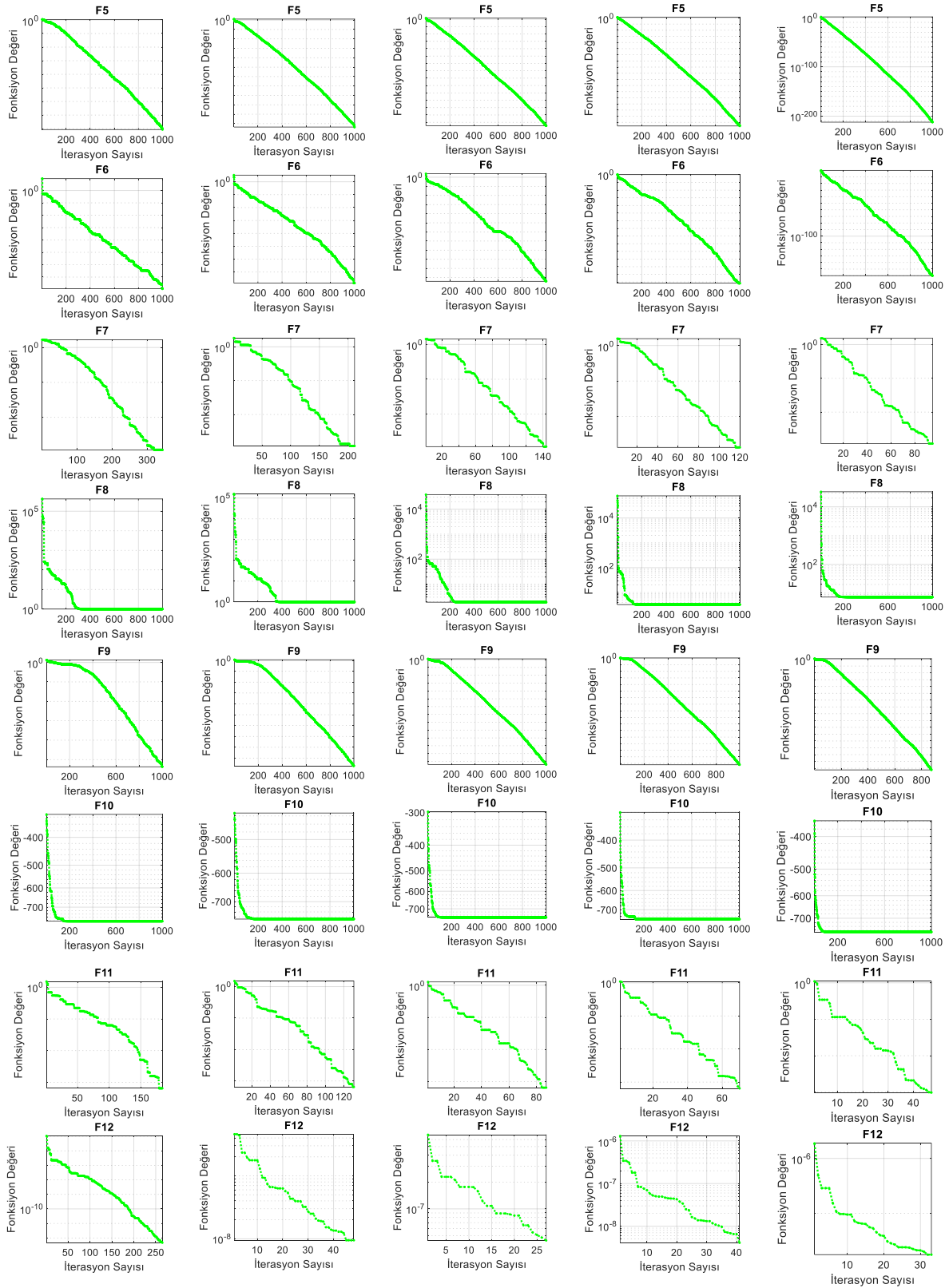
Tablo 8. Çok modlu fonksiyonlar (vektör sayısı:50)

		0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
F1	En iyi	5.92E+00	2.37E+01	2.37E+01	5.73E+01	8.71E+01
	Ortalama	8.98E+01	9.74E+01	1.05E+02	1.11E+02	1.27E+02
	Std.	4.35E+01	3.45E+01	3.59E+01	2.47E+01	2.16E+01
F2	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F3	En iyi	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01
	Ortalama	9.13E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01	9.00E-01
	Std.	3.40E-02	4.44E-16	4.44E-16	4.44E-16	4.44E-16
F4	En iyi	1.04E-24	4.68E-27	4.66E-26	7.86E-22	1.55E-14
	Ortalama	3.61E-20	1.80E-23	1.78E-21	9.10E-18	8.25E-10
	Std.	1.08E-19	7.82E-23	7.85E-21	2.72E-17	3.80E-09
F5	En iyi	2.14E-81	2.35E-114	2.23E-145	1.31E-176	7.47E-213
	Ortalama	6.30E-07	1.51E-110	3.28E-136	7.19E-171	9.56E-206
	Std.	3.39E-06	3.39E-110	1.76E-135	0.00E+00	0.00E+00
F6	En iyi	1.96E-40	2.91E-79	6.81E-115	2.93E-142	9.75E-161

	Ortalama	3.26E-23	5.41E-41	1.34E-80	3.06E-63	1.56E-47
	Std.	1.75E-22	2.91E-40	5.60E-80	1.65E-62	8.38E-47
F7	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F8	En iyi	<b>1.00E+00</b>	<b>1.00E+00</b>	1.90E+00	3.24E+00	7.28E+00
	Ortalama	1.94E+00	5.98E+00	9.67E+00	1.28E+01	1.65E+01
	Std.	1.46E+00	3.05E+00	4.58E+00	4.93E+00	6.66E+00
F9	En iyi	1.99E-54	8.70E-98	8.79E-135	<b>0.00E+00</b>	<b>0.00E+00</b>
	Ortalama	3.33E-03	5.90E-70	7.42E-103	3.00E-144	0.00E+00
	Std.	1.79E-02	2.36E-69	3.97E-102	1.54E-143	0.00E+00
F10	En iyi	<b>-7.83E+02</b>	-7.69E+02	-7.55E+02	-7.55E+02	-7.69E+02
	Ortalama	-7.46E+02	-7.11E+02	-7.08E+02	-6.94E+02	-6.91E+02
	Std.	2.29E+01	3.46E+01	3.13E+01	2.81E+01	3.11E+01
F11	En iyi	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Ortalama	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F12	En iyi	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00
	Ortalama	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00	-1.00E+00
	Std.	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00







Şekil 6. Çok modlu fonksiyonlar (vektör sayısı: 50)

Sonuçlar incelendiğinde GBO algoritmasının 0,1, 0,3, 0,5, 0,7 ve 0,9 parametre değerleri için tek modlu fonksiyonlarda başarı elde ettiği en iyi durum parametre değeri 0,9 olduğu durumudur. Tüm parametre değerleri için vektör sayıları 10, 25 ve 50 değerlerinde algoritmanın elde ettiği sonuçların değişmediği görülmüştür.

Çok modlu fonksiyonlarda ise parametre değeri 0,9 olduğu durumda algoritma en iyi sonucu bulmuştur. 3 farklı vektör sayı değerlerinin uygulama sonucunda ise algoritma iyi sonucu elde etmek için herhangi bir farklılığın olmadığı görülmüştür. Parametre değeri 0,9 olduğu durumda tek modlu fonksiyonlarda daha fazla en iyi sonucu elde ederken çok modlu fonksiyonlarda ise tek modlulara göre daha az en iyi sonuç elde etmiştir

## 4. Sonuçlar

Bu çalışmada GBO algoritmasının parametre ayarlaması yapılmıştır. Parametrenin en iyi değerini elde edebilmek için 12 farklı tek modlu ve 12 farklı çok modlu test fonksiyonları kullanılmıştır. Aynı zamanda vektör sayısının ayarlaması da yapılmıştır. Parametre değerleri en iyi sonucu en fazla hangi değerde buluyor ise o parametre değeri tavsiye niteliğinde olacaktır. Algoritmanın parametre değeri [0,1-0,9] aralığındadır. Vektör sayısı ise 10, 25 ve 50 dir. GBO algoritması test fonksiyonlarına uygulandıktan sonra elde edilen sonuçlar incelendiğinde parametre değeri 0,9 olduğunda en yüksek başarı elde edilmiştir. Vektör sayısı denendiğinde ise algoritma sonuçlarında herhangi bir değişme olmamıştır. Bu sebepten dolayı GBO algoritması için 0,9 parametre değeri en iyi sonucu elde etmektedir. Gelecek çalışmalarda ise GBO algoritmasının parametre değeri 0,9 alındığında daha iyi sonuçlar elde edeceği düşünüldüğünden tavsiye edilmektedir.

## 5. Teşekkür

Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi ve Şırnak Üniversitesi bilimsel araştırma projeleri koordinatörlüklerine desteklerinden dolayı teşekkür ederiz.

## Kaynakça

- Aala Kalananda, V. K. R., & Komanapalli, V. L. N. (2021). A combinatorial social group whale optimization algorithm for numerical and engineering optimization problems. *Applied Soft Computing*, 99, 106903. doi:<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106903>
- Ahmadianfar, I., Bozorg-Haddad, O., & Chu, X. (2020). Gradient-based optimizer: A new metaheuristic optimization algorithm. *Information Sciences*, 540, 131-159. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.06.037>
- Akay, B., & Karaboga, D. (2012). A modified Artificial Bee Colony algorithm for real-parameter optimization. *Information Sciences*, 192, 120-142. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ins.2010.07.015>
- Alavidoost, M. H., Zarandi, M. H. F., Tarimoradi, M., & Nemati, Y. (2017). Modified genetic algorithm for simple straight and U-shaped assembly line balancing with fuzzy processing times. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 28(2), 313-336. doi:10.1007/s10845-014-0978-4
- Beskirli, A., Beskirli, M., Hakli, H., & Uguz, H. (2018). Comparing energy demand estimation using artificial algae algorithm: The case of Turkey. *Journal of Clean Energy Technologies*, 6(4), 349-352. doi:10.18178/jocet.2018.6.4.487
- Beşkirli, A., & Dağ, İ. (2020). A new binary variant with transfer functions of Harris Hawks Optimization for binary wind turbine micrositeing. *Energy Reports*, 6, 668-673. doi:<https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.11.154>
- Beşkirli, A., Özdemir, D., & Temurtaş, H. (2020). A comparison of modified tree-seed algorithm for high-dimensional numerical functions. *Neural Computing and Applications*, 32(11), 6877-6911. doi:10.1007/s00521-019-04155-3
- Beşkirli, A., Temurtaş, H., & Özdemir, D. (2020). Determination with Linear Form of Turkey's Energy Demand Forecasting by the Tree Seed Algorithm and the Modified Tree Seed Algorithm. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 20(2), 27-34. doi:10.4316/AECE.2020.02004
- Dhiman, G., & Kaur, A. (2019). STOA: A bio-inspired based optimization algorithm for industrial engineering problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 82, 148-174. doi:<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.03.021>
- Houssein, E. H., Saad, M. R., Hashim, F. A., Shaban, H., & Hassaballah, M. (2020). Lévy flight distribution: A new metaheuristic algorithm for solving engineering optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 94, 103731. doi:<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103731>
- Huerta, I. I., Neira, D. A., Ortega, D. A., Varas, V., Godoy, J., & Asín-Achá, R. (2022). Improving the state-of-the-art in the Traveling Salesman Problem: An Anytime Automatic Algorithm Selection. *Expert Systems with Applications*, 187, 115948. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115948>
- Kıran, M. S., & Findık, O. (2015). A directed artificial bee colony algorithm. *Applied Soft Computing*, 26, 454-462. doi:<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.10.020>
- Kutlu Onay, F., & Aydemir, S. B. (2022). Chaotic hunger games search optimization algorithm for global optimization and engineering problems. *Mathematics and Computers in Simulation*, 192, 514-536. doi:<https://doi.org/10.1016/j.matcom.2021.09.014>
- Makhloufi, S. (2015). Comparative study between classical methods and genetic algorithms for sizing remote PV systems. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 6(3), 221-231. doi:10.1007/s40095-015-0170-4
- Salgotra, R., Singh, U., Singh, G., Mittal, N., & Gandomi, A. H. (2021). A self-adaptive hybridized differential evolution naked mole-rat algorithm for engineering optimization problems. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 383, 113916. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cma.2021.113916>
- Shabani, A., Asgarian, B., Salido, M., & Asil Gharebaghi, S. (2020). Search and rescue optimization algorithm: A new optimization method for solving constrained engineering optimization problems. *Expert Systems with Applications*, 161, 113698. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113698>
- Sulaiman, M. H., Mustaffa, Z., Saari, M. M., & Daniyal, H. (2020). Barnacles Mating Optimizer: A new bio-inspired algorithm for solving engineering optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 87, 103330. doi:<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.103330>
- Umam, M. S., Mustafid, M., & Suryono, S. (2021). A hybrid genetic algorithm and tabu search for minimizing makespan in flow shop scheduling problem. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.08.025>