

دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
( پلی تکنیک تهران )

تمرین سری دو-پیادهسازی

درس بهینهسازی

فرهاد دلیرانی

۹۶۱۳۱۱۲۵

[dalirani@aut.ac.ir](mailto:dalirani@aut.ac.ir)

[dalirani.1373@gmail.com](mailto:dalirani.1373@gmail.com)

## فهرست

۱.....	ابزارهای استفاده شده .....
۲.....	تمرين ۱ .....
۲.....	قسمت آ، ب ) .....
۲.....	قسمت آ .....
۳.....	قسمت ii .....
۲۰ .....	قسمت iii .....
۲۳ .....	قسمت iv .....
۲۳ .....	قسمت v .....
۲۳ .....	قسمت vi .....
۲۶ .....	قسمت vii .....
۲۶ .....	قسمت (ج) .....
۴۶ .....	تمرين ۲ .....
۵۴ .....	قسمت آ( ) .....
۵۴ .....	قسمت ب( ) .....
۵۵ .....	قسمت (ج) .....
۵۵ .....	قسمت (د) .....

آزمایش‌های مختلف که شامل پارامترها و نتایج آزمایش‌ها هستند.

۴	آزمایش ۱
۶	آزمایش ۲
۸	آزمایش ۳
۱۰	آزمایش ۴
۱۲	آزمایش ۵
۱۴	آزمایش ۶
۱۶	آزمایش ۷
۱۸	آزمایش ۸
۲۱	آزمایش ۹
۲۱	آزمایش ۱۰
۲۲	آزمایش ۱۱
۲۶	آزمایش ۱۲
۲۷	آزمایش ۱۳
۲۸	آزمایش ۱۴
۲۹	آزمایش ۱۵
۳۰	آزمایش ۱۶
۳۱	آزمایش ۱۷
۳۳	آزمایش ۱۸
۳۴	آزمایش ۱۹
۳۴	آزمایش ۲۰
۳۶	آزمایش ۲۱
۳۷	آزمایش ۲۲
۳۸	آزمایش ۲۳
۳۸	آزمایش ۲۴
۳۹	آزمایش ۲۵
۴۰	آزمایش ۲۶
۴۲	آزمایش ۲۷
۴۲	آزمایش ۲۸
۴۳	آزمایش ۲۹
۴۴	آزمایش ۳۰
۴۶	آزمایش ۳۱
۴۷	آزمایش ۳۲
۴۸	آزمایش ۳۳
۴۹	آزمایش ۳۴
۵۰	آزمایش ۳۵
۵۱	آزمایش ۳۶
۵۲	آزمایش ۳۷
۵۳	آزمایش ۳۸

ابزارهای استفاده شده

زبان برنامه نویسی: پایتون ۳.۶

محیط توسعه: PyCharm

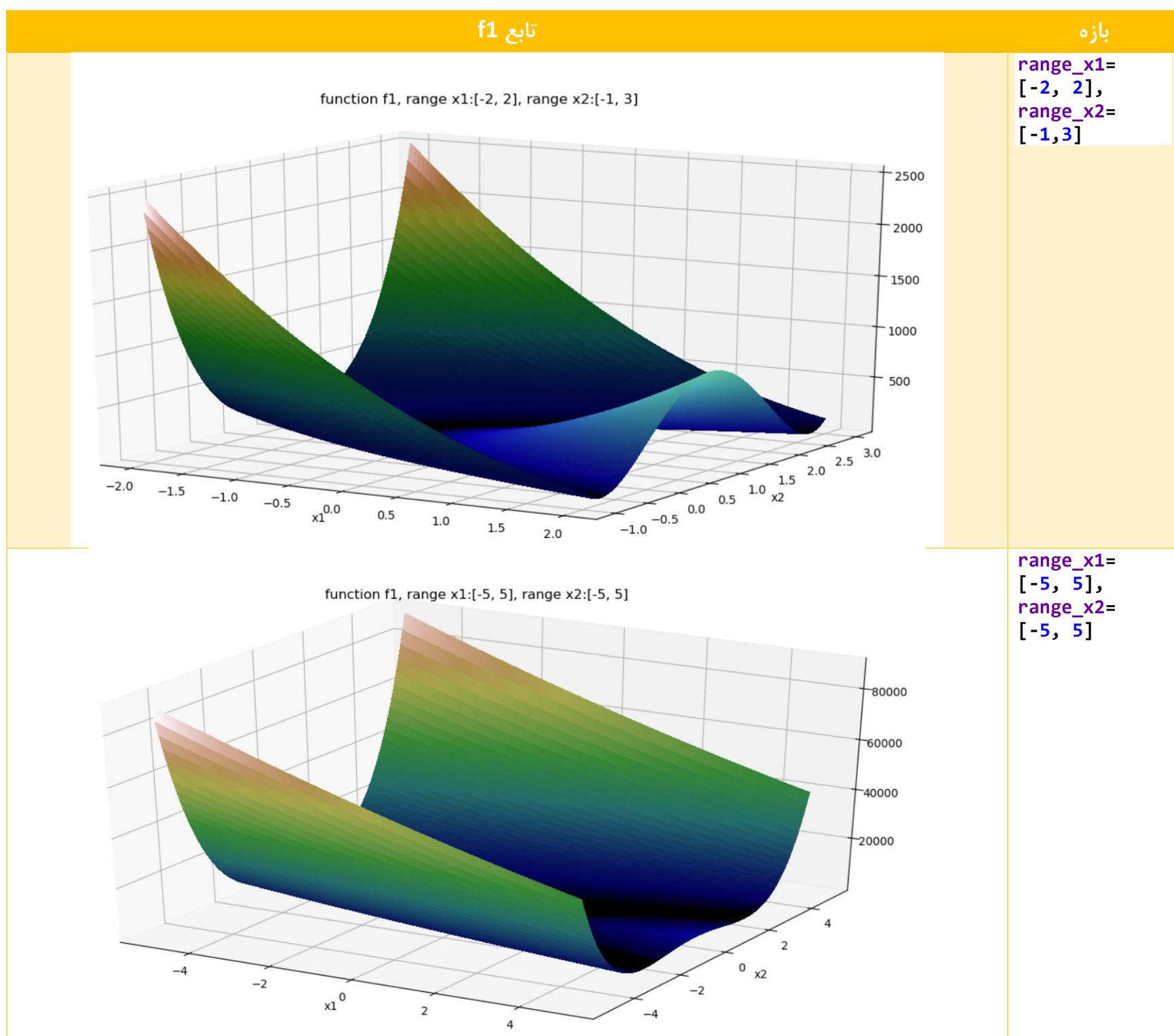
سیستم عامل: Windows 10

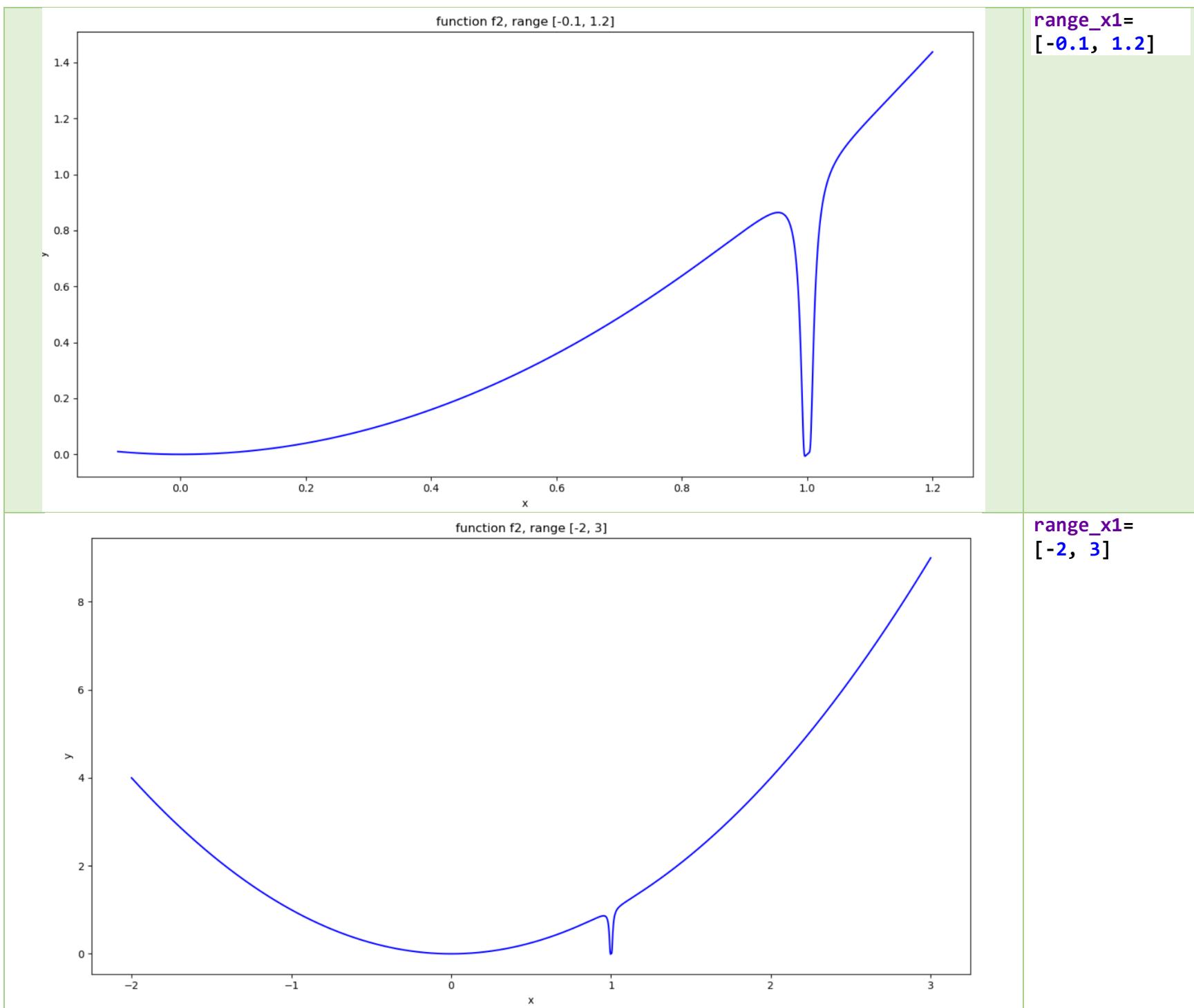
## قسمت آ، ب)

- در قسمت ج، تابع  $f_1$  را به ازای نقاط شروع  $[2,1]$   $[0,1]$   $[-1,1]$   $[2]$  با استفاده از تمام روش‌های ممکن (۲ روش Quasi-Newton ، Steepest Descent و Backtracking و Interpolation) مینیموم می‌کنیم. نتایج و پارامترهای هر اجرا در جدول‌های "آزمایش ۱۲" تا "آزمایش ۳۰" ارائه شده است که شامل ۱۸ جدول می‌شود، در بخش آ و ب، علاوه بر آزمایش‌هایی که شده است از نتایج آزمایش‌های قسمت ج هم برای نتیجه‌گیری استفاده می‌شود.

## قسمت آ

در این قسمت باید تابع‌های  $f_1$  و  $f_2$  را رسم کنیم و Convex بودن آن‌ها را بررسی کنیم. در شکل‌های زیر، دو تابع  $f_1$  و  $f_2$  را مشاهده می‌کنید که در بازه‌های مختلف آن‌ها را رسم کردام:





همان طور که در دو شکل تابع  $f_1$  و  $f_2$  مشاهده می‌شود، می‌توان در هر دو شکل دو نقطه پیدا کرد که رابطه زیر برقرار نباشد:

$$f(\theta x + (1 - \theta)y) \leq \theta f(x) + (1 - \theta)f(y)$$

در نتیجه هر دو تابع **Convex** نیستند.

### قسمت ii

در این قسمت از سوال خواسته شده است شرایط ول夫 و گلدستن را بررسی کنیم و ناحیه‌های قابل قبول را گزارش کنیم و در مورد هر دو شرایط صحبت کنیم.

شرط ول夫 و شرط گلدستین به صورت زیر است:

	$f(x_k + \alpha_k p_k) \leq f(x_k) + c_1 \alpha_k \nabla f_k^T p_k,$ $\nabla f(x_k + \alpha_k p_k)^T p_k \geq c_2 \nabla f_k^T p_k,$ $f(x_k) + (1 - c) \alpha_k \nabla f_k^T p_k \leq f(x_k + \alpha_k p_k) \leq f(x_k) + c \alpha_k \nabla f_k^T p_k$	شرایط ول夫
		شرایط گلدستین

نامساوی زیر

$$f(x_k + \alpha_k p_k) \leq f(x_k) + c_1 \alpha_k \nabla f_k^T p_k$$

در هر دو شرایط ول夫 و گلدستین وجود دارد. این شرط، شرط sufficient decrease است، یعنی تضمین می‌کند که مقدار تابع کاهش پیدا می‌کند و این کاهش متناسب با مقدار آلفا و گرادیان است. اگر شرط به صورت زیر می‌بود، در آن صورت شرط این نکته را بیان می‌کرد که میزان کاهش در  $f$  مهم نیست، و فقط لازم است کاهشی رخ داده باشد.

$$f(x_k + \alpha_k p_k) \leq f(x_k)$$

ولی وقتی شرط به صورت زیر است، بیان می‌کند که نه تنها کاهش باید رخ دهد، بلکه این کاهش باید متناسب با گرادیان و آلفا باشد.

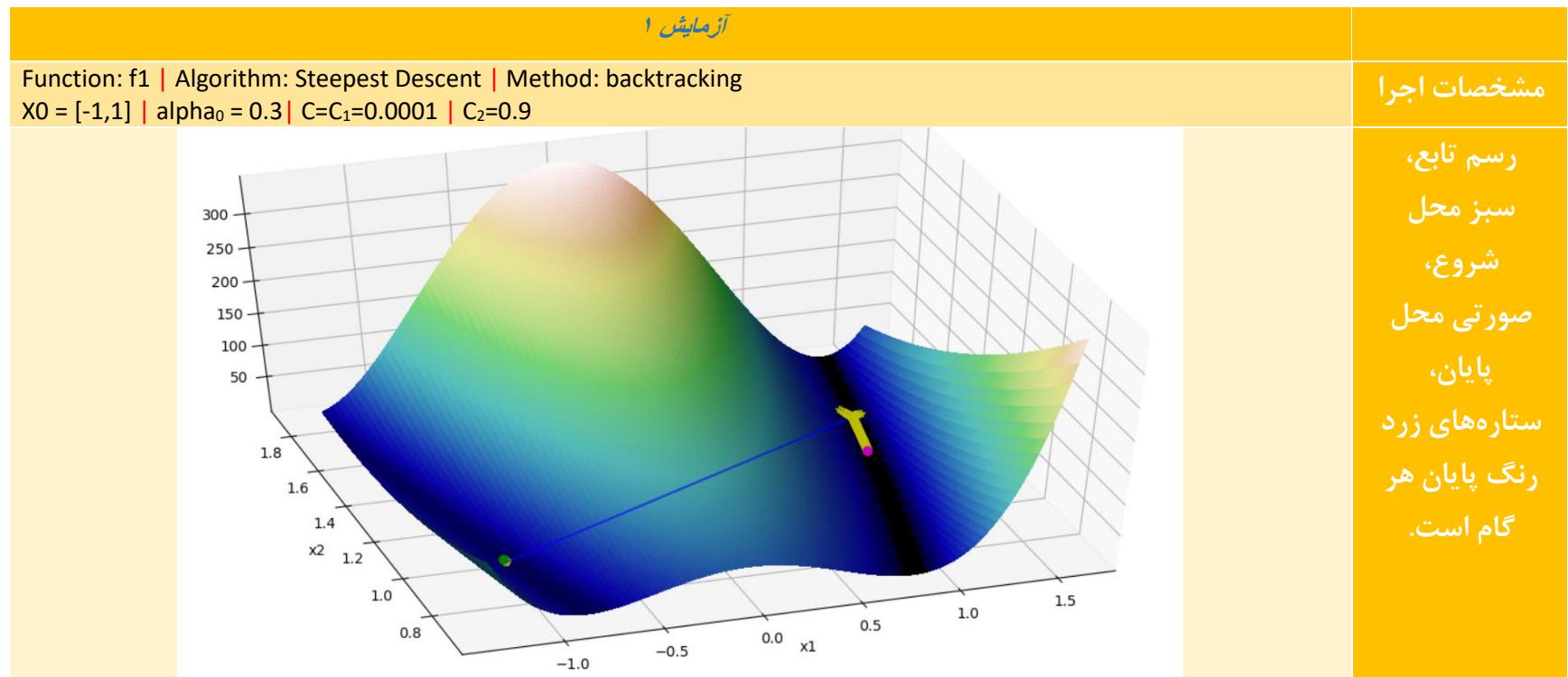
$$f(x_k + \alpha_k p_k) \leq f(x_k) + c_1 \alpha_k \nabla f_k^T p_k$$

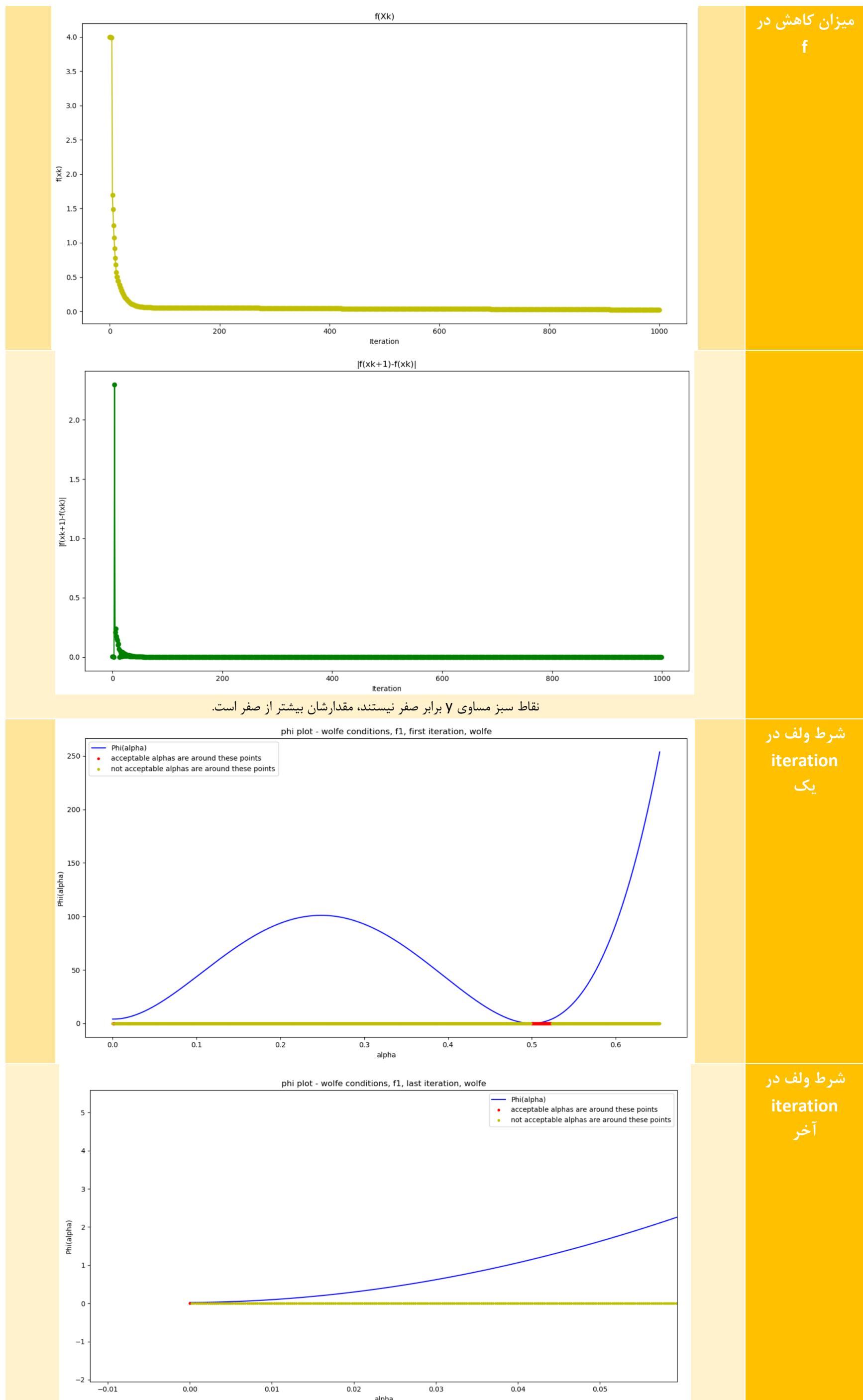
پارامتر  $c_1$  در شرایط ول夫 و پارامتر  $c$  در شرایط گلدستین، میزان کاهش متناسب با گرادیان و آلفا را کنترل می‌کند. هر چه  $c_1$  بیشتر باشد، کاهش بیشتری باید رخ دهد و پیدا کردن alpha که در شرایط صدق کند سخت‌تر می‌شود و تعداد آلفاهای مورد قبول کاهش می‌یابد.

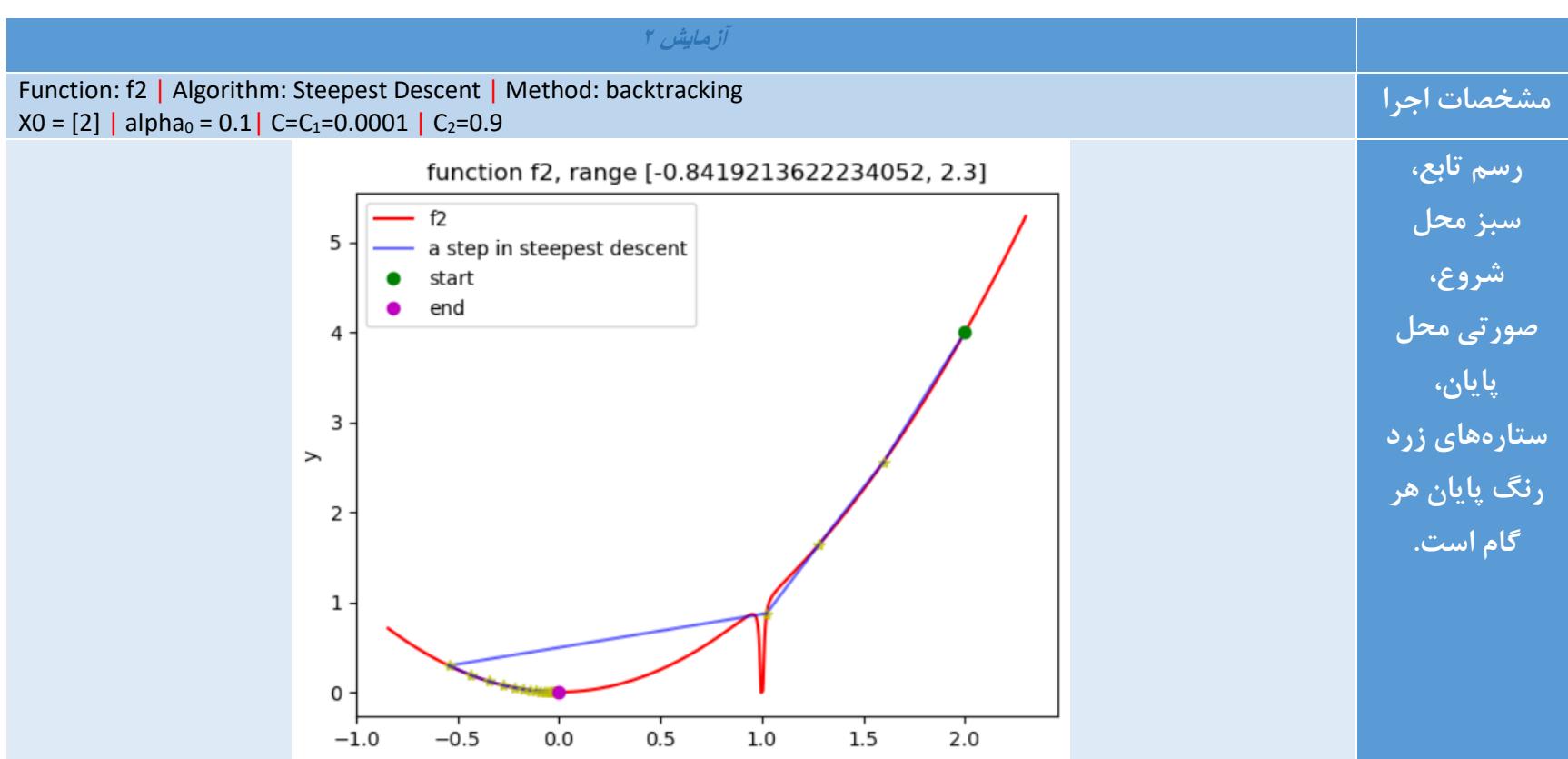
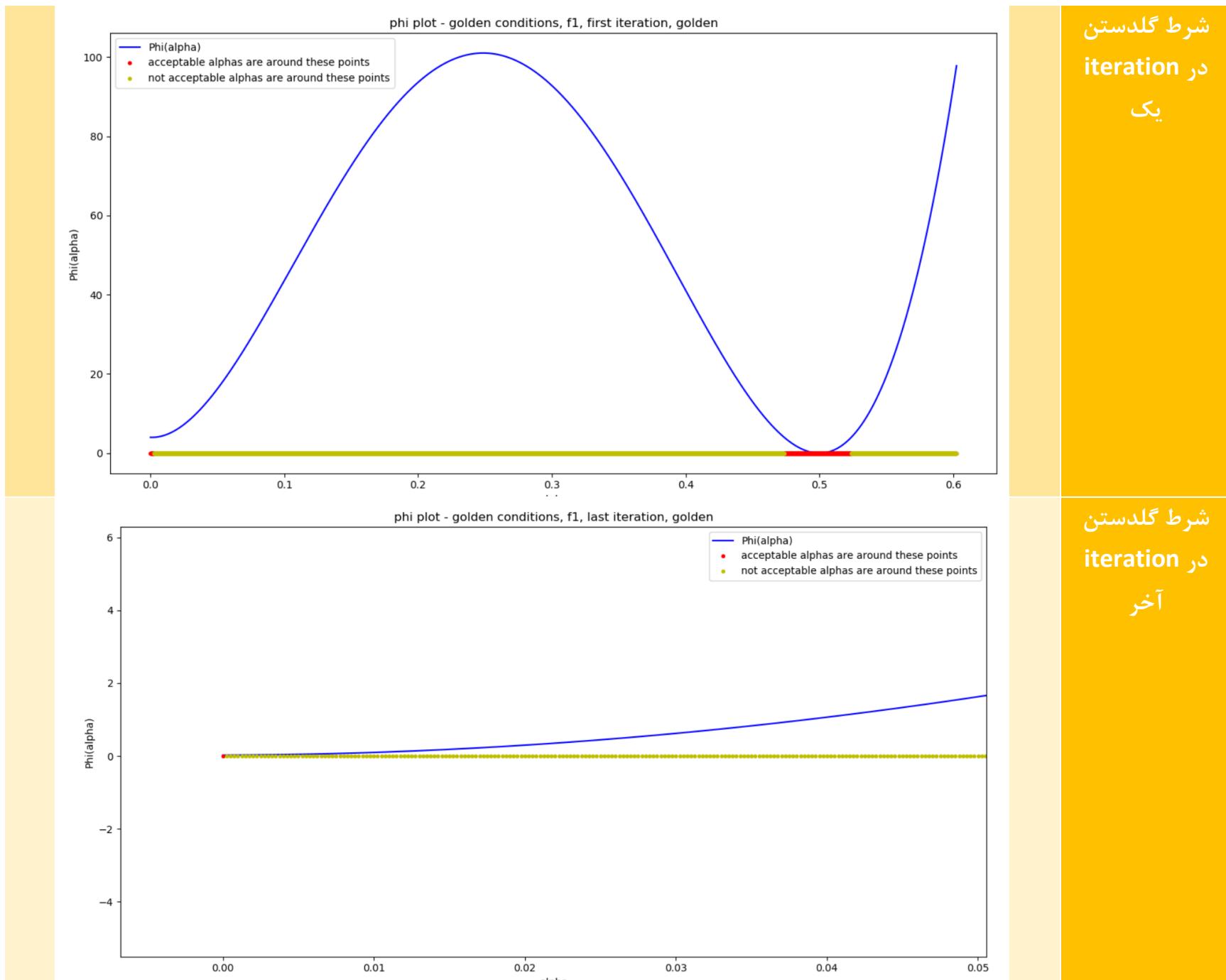
نامساوی سمت چپ ول夫، مشخص می‌کند که آلفاهایی مورد قبول است که باعث شود مشتق فی در نقطه آلفا برابر با صفر ضرب در  $c_2$  شود. این نامساوی بیان می‌کند اگر مشتق فی در یک آلفا نسبت به مشتق فی در صفر کمتر است، احتمال اینکه به یک آلفا بهتر بررسیم هست پس آن آلفاهای را قبول نمی‌کند.  $c_2$  این شرط را کنترل می‌کند.

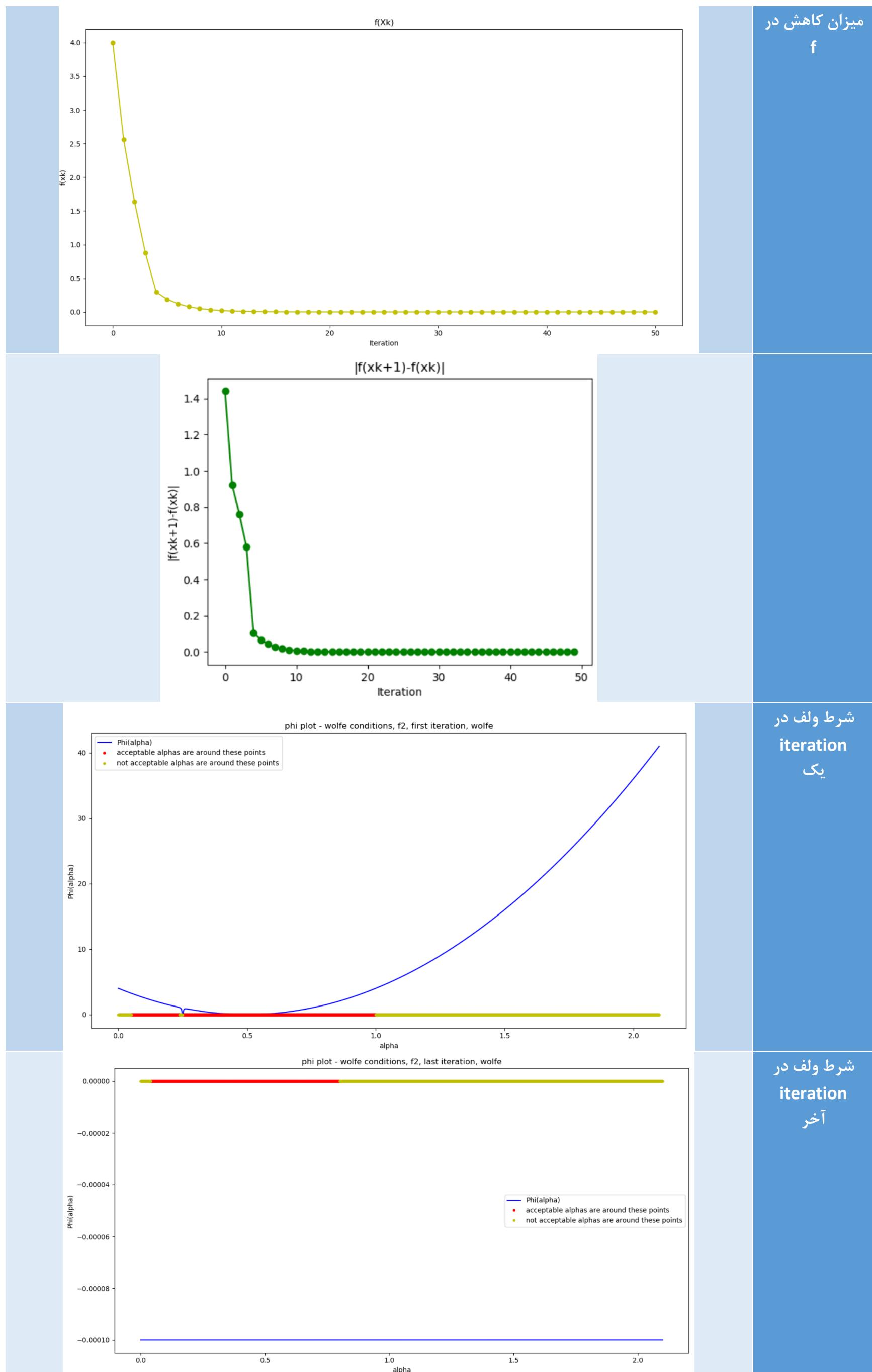
طبق توضیحاتی که داده شد، برای  $c_1$  و  $c$  باید یک مقدار کوچک در نظر گرفت، در کتاب نوسداal برای  $c_1$  مقدار ۱۰۰۰۰۱ و برای  $c_2$  ۰،۹ پیشنهاد شده است، برای  $c$  ۰،۰۰۰۱ پیشنهاد شده است.

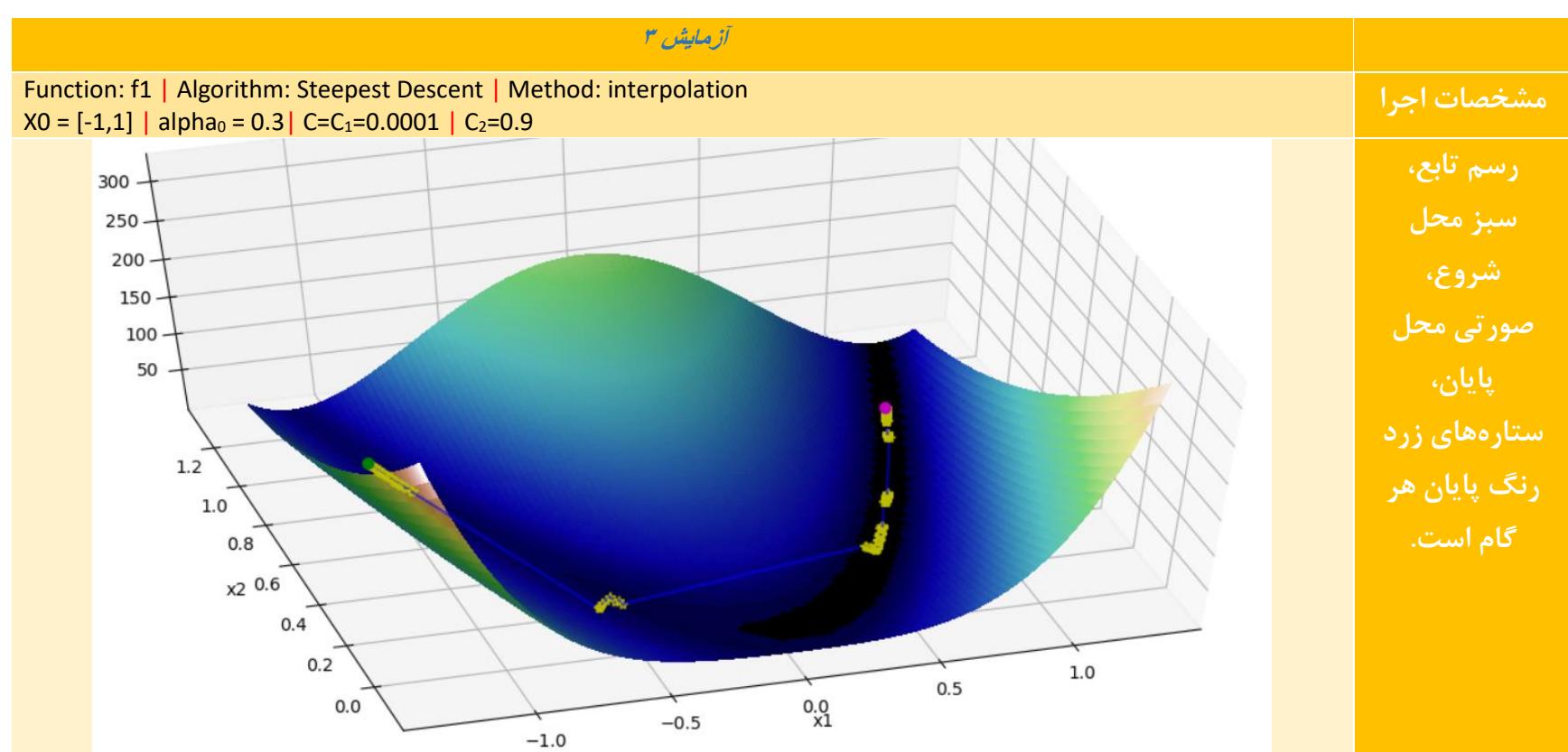
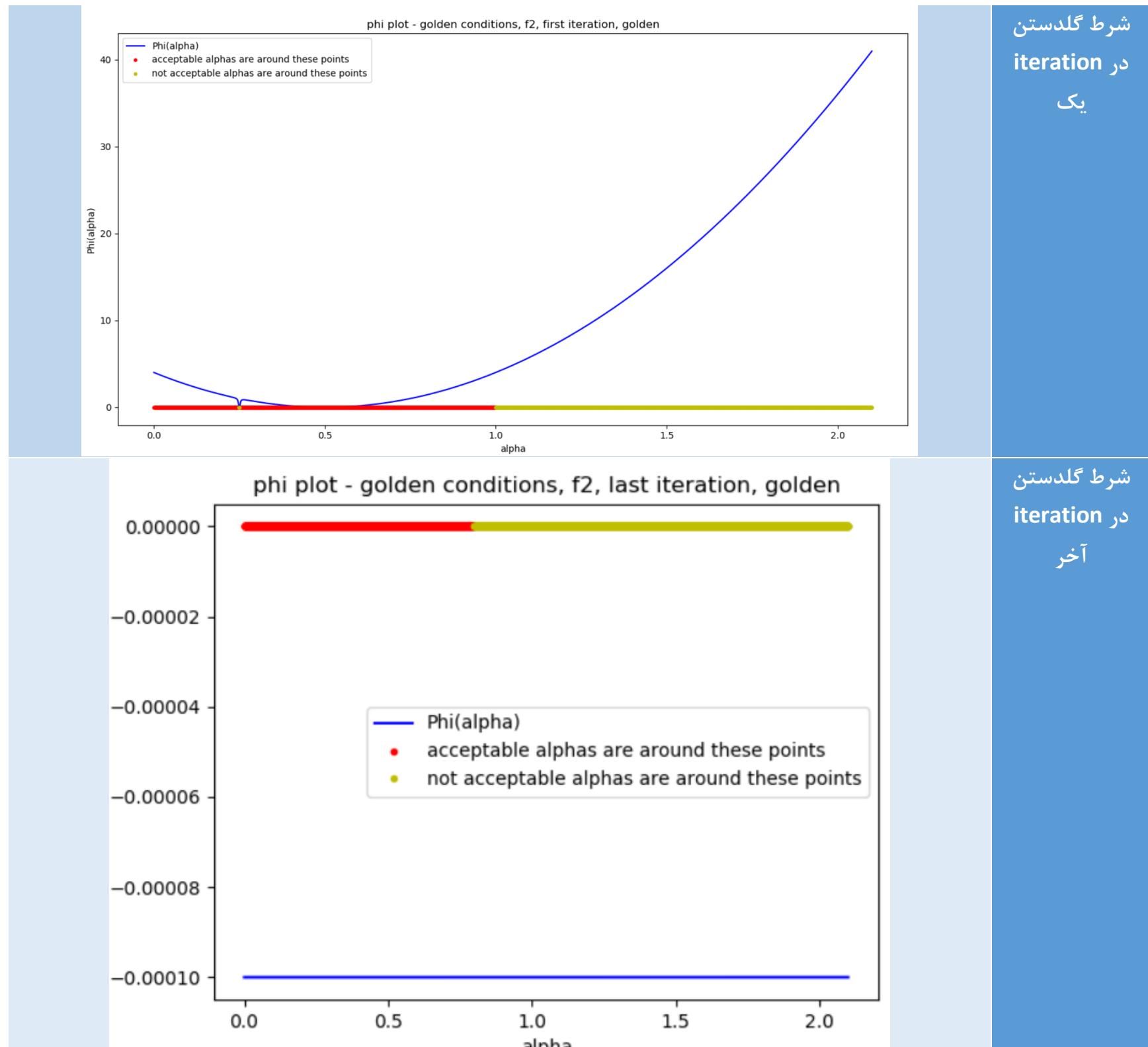
در ادامه به ازای روش‌های Steepest Descent و Quasi-Newton و Backtracking و Interpolation، تابع‌های  $f_1$  و  $f_2$  و روش‌های  $f_1$  و  $f_2$  عمل پیدا کردن مینیمم را انجام می‌دهیم و بازه‌های قابل قبول آلفا و سایر نتایج آزمایش‌های مختلف با پارامترهایی که به آن‌ها اشاره شد را مشاهده می‌کنید که نتایج درستی پارامترهای انتخاب شده را نمایش می‌دهد.

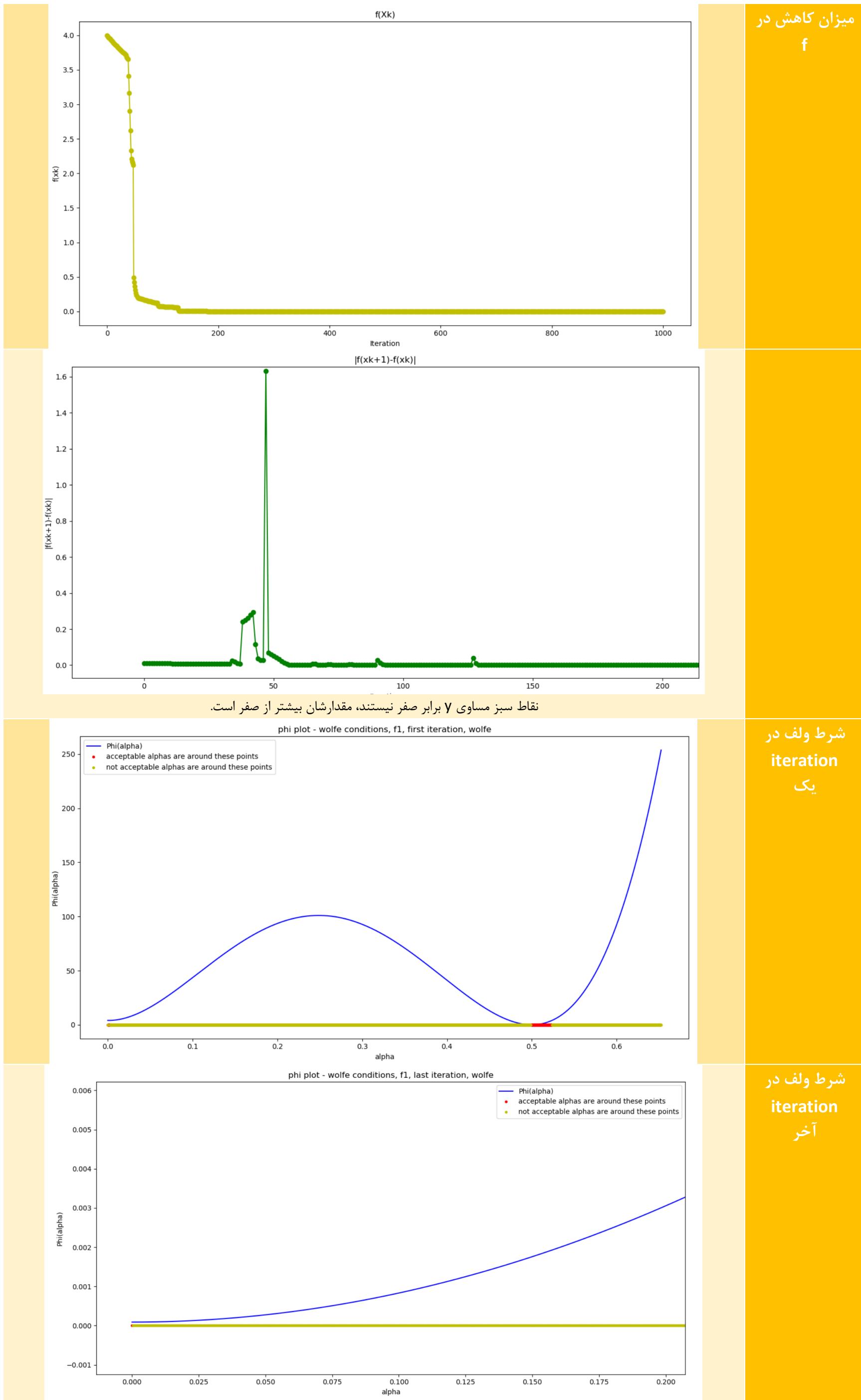




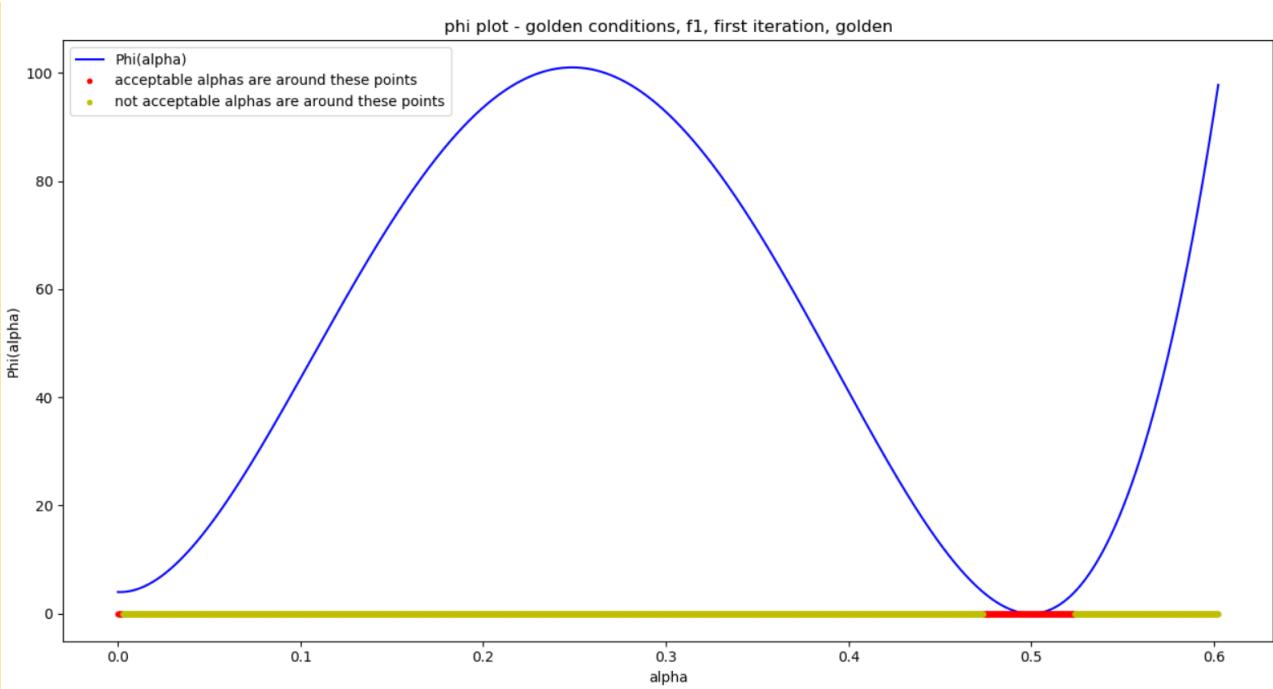




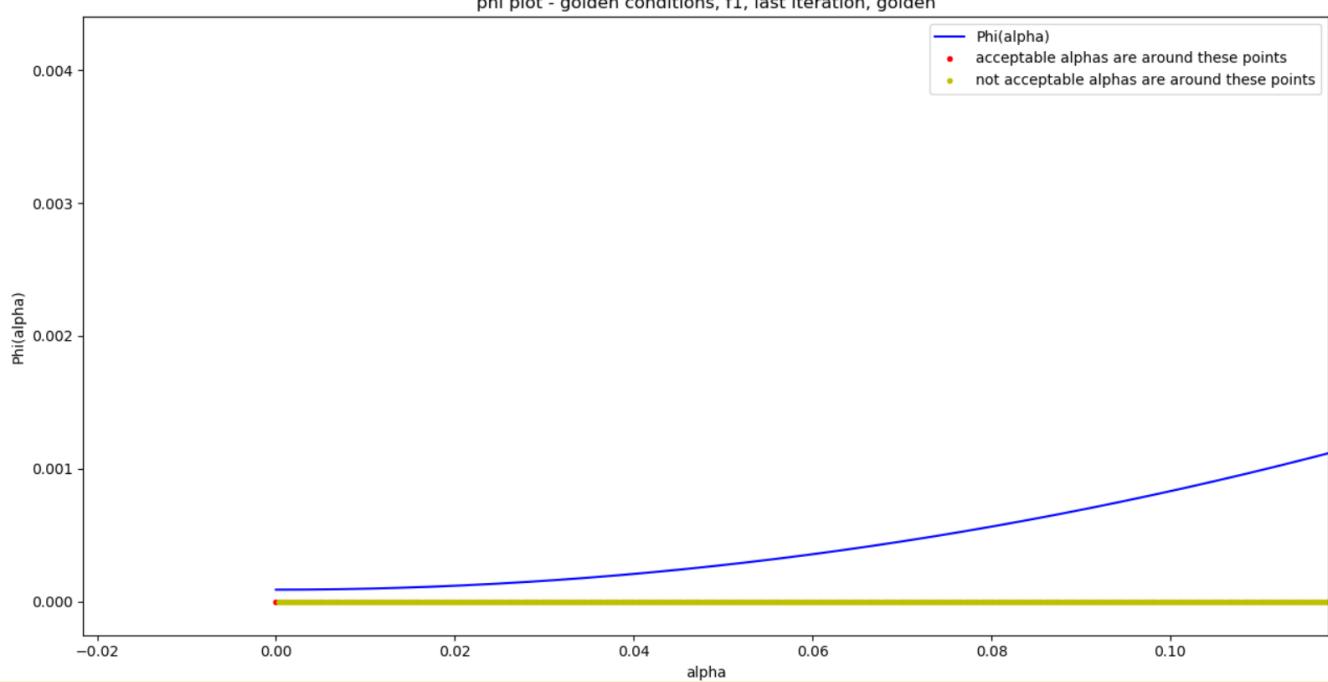




شرط گلدن  
iteration در یک



شرط گلدن  
iteration در آخر

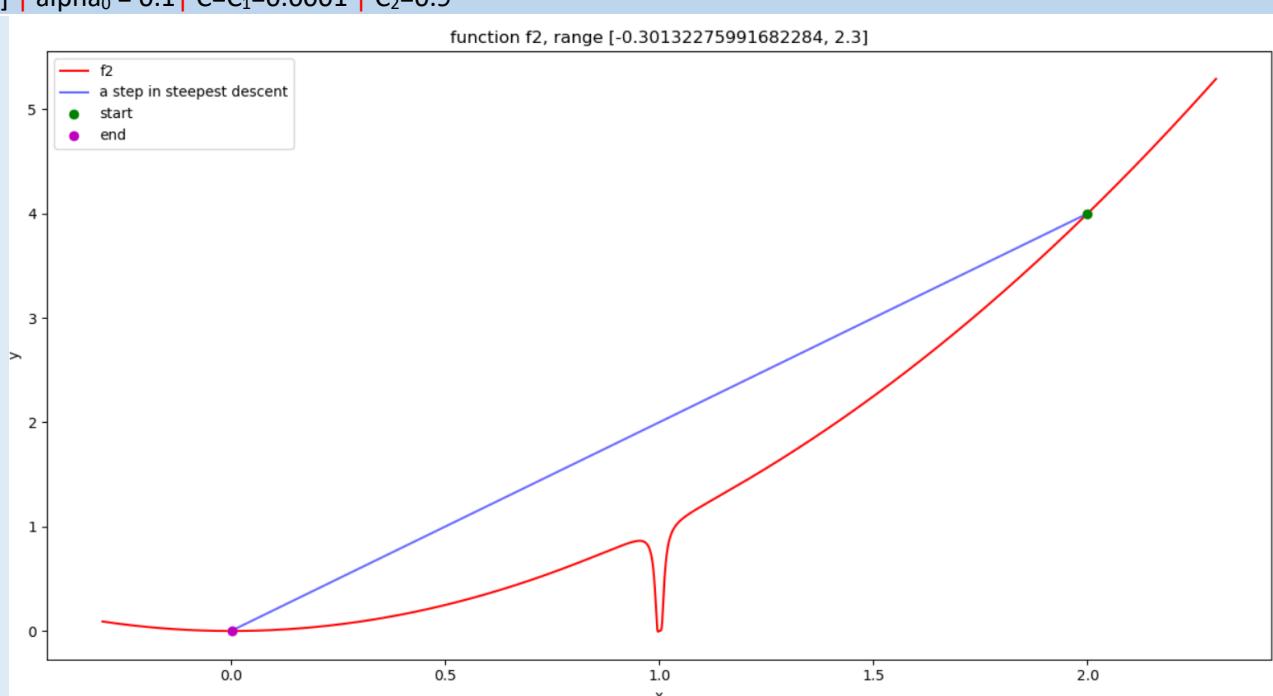


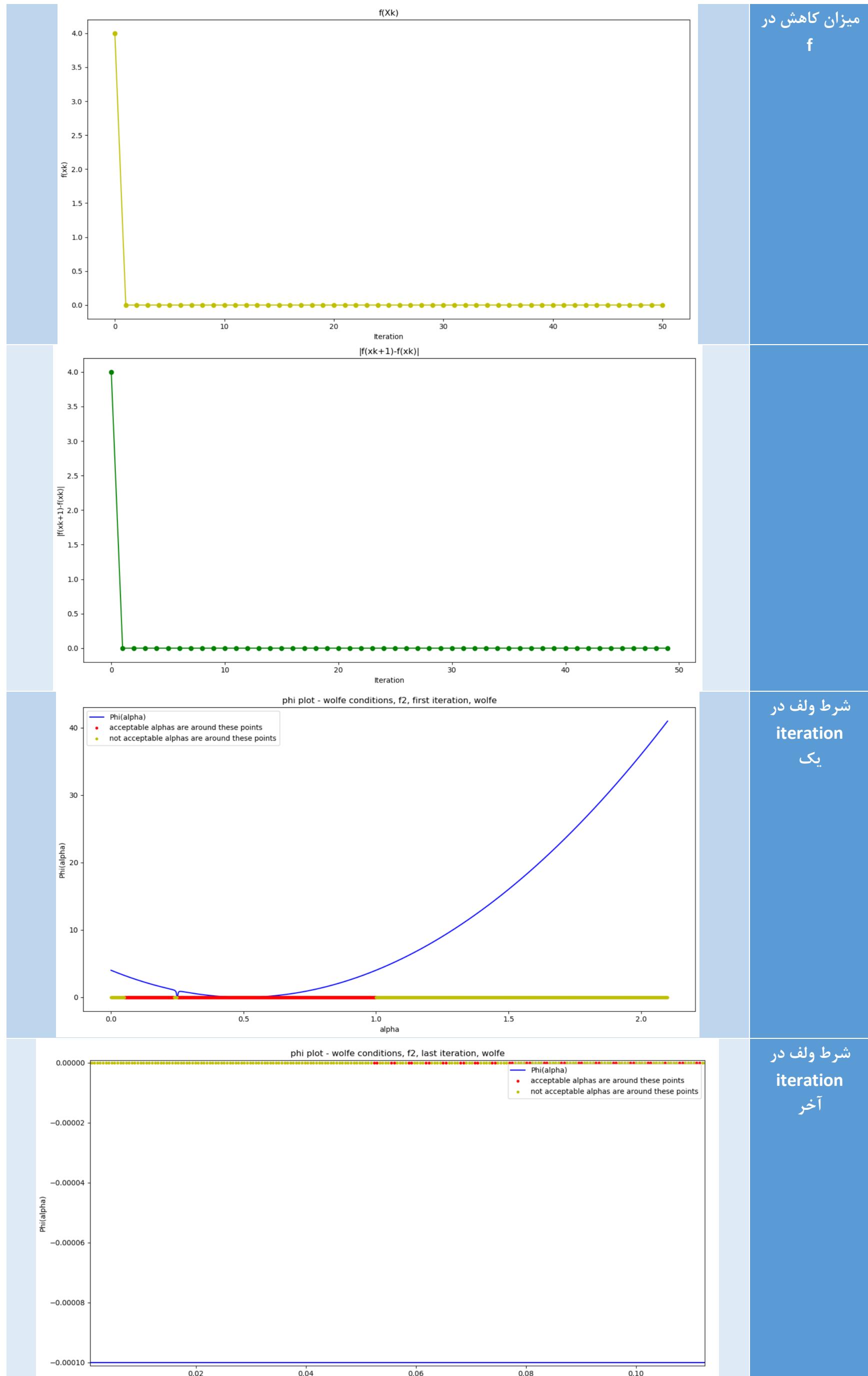
#### آزمایش ۴

Function: f2 | Algorithm: Steepest Descent | Method: Interpolation  
 $X_0 = [2]$  |  $\alpha_{0,0} = 0.1$  |  $C=C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

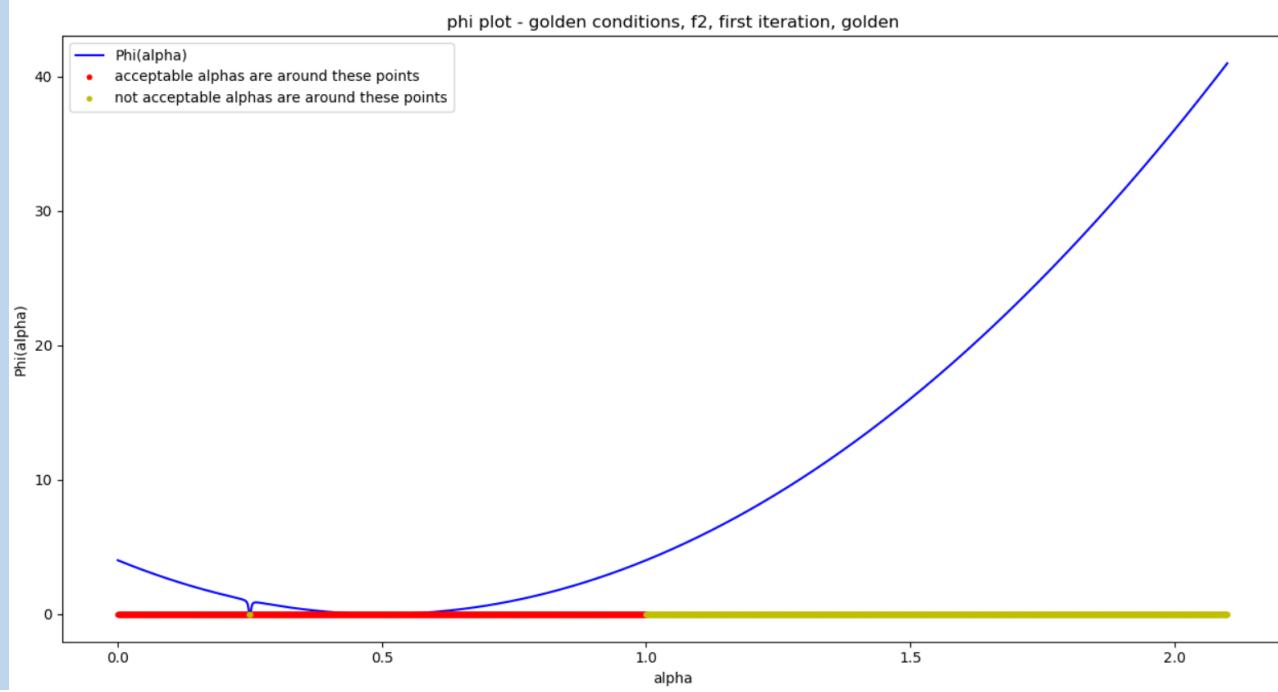
مشخصات اجرا

رسم تابع،  
 سبز محل  
 شروع،  
 صورتی محل  
 پایان،  
 ستاره‌های زرد  
 رنگ پایان هر  
 گام است.

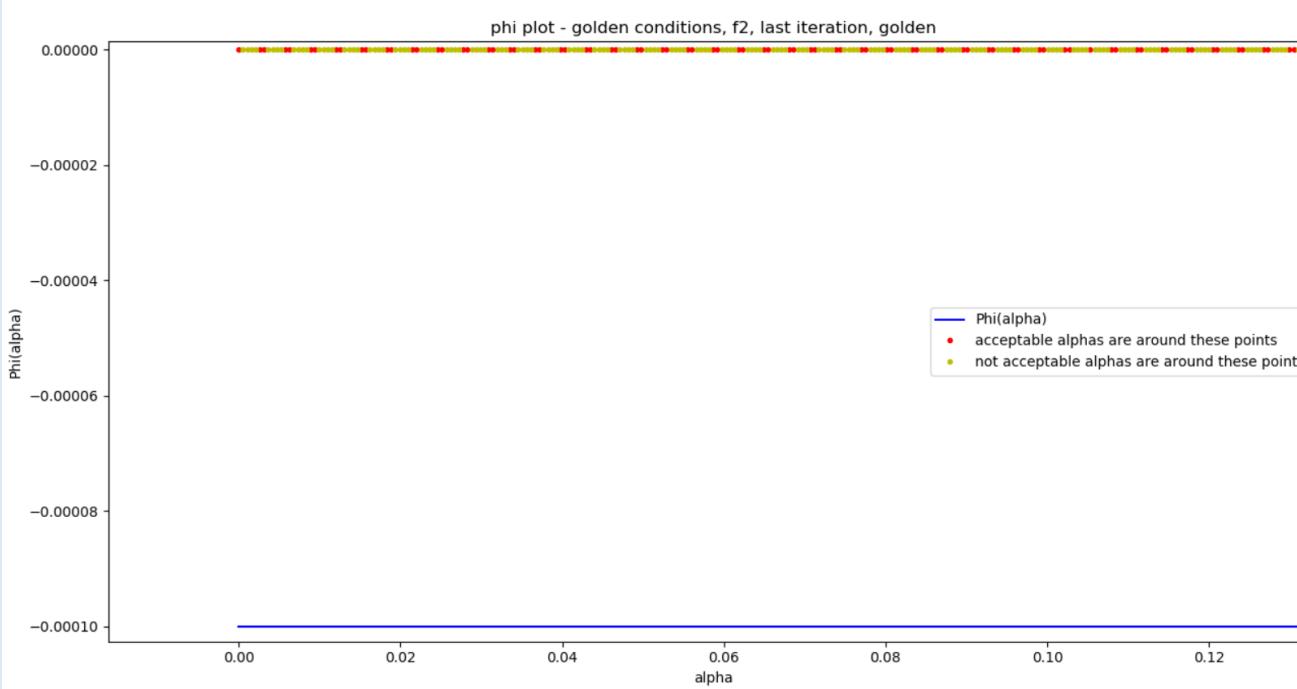




شرط گلدن  
iteration در  
یک



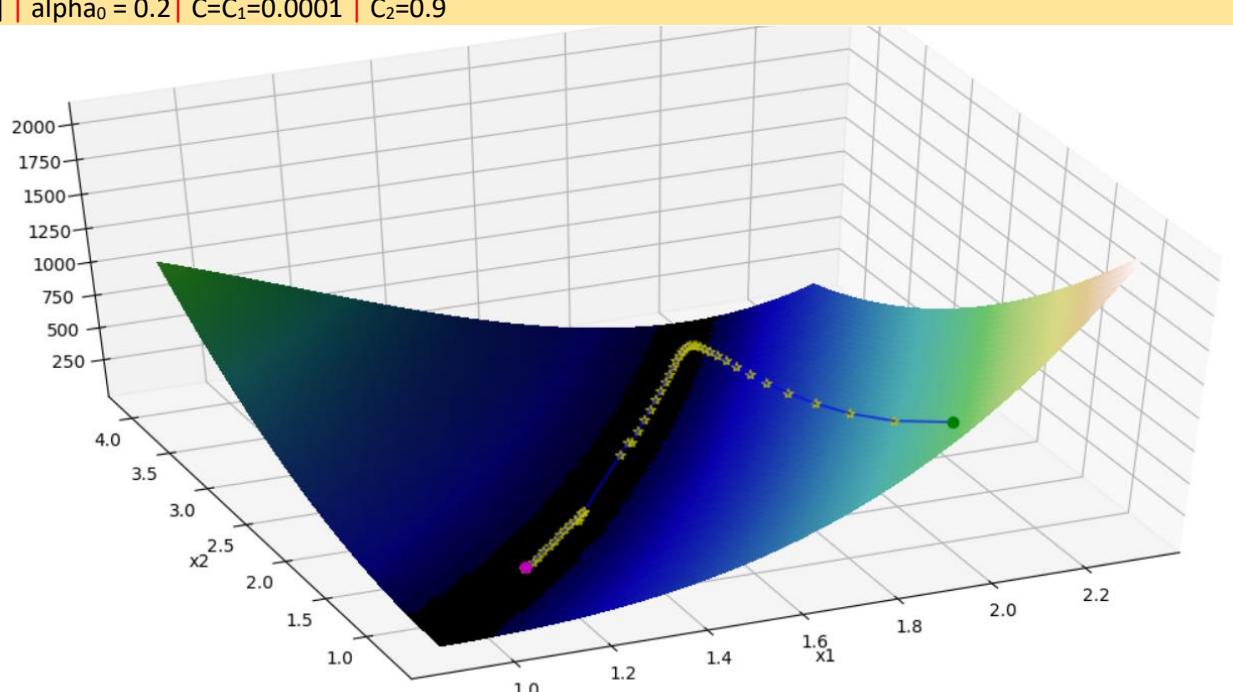
شرط گلدن  
iteration در  
آخر

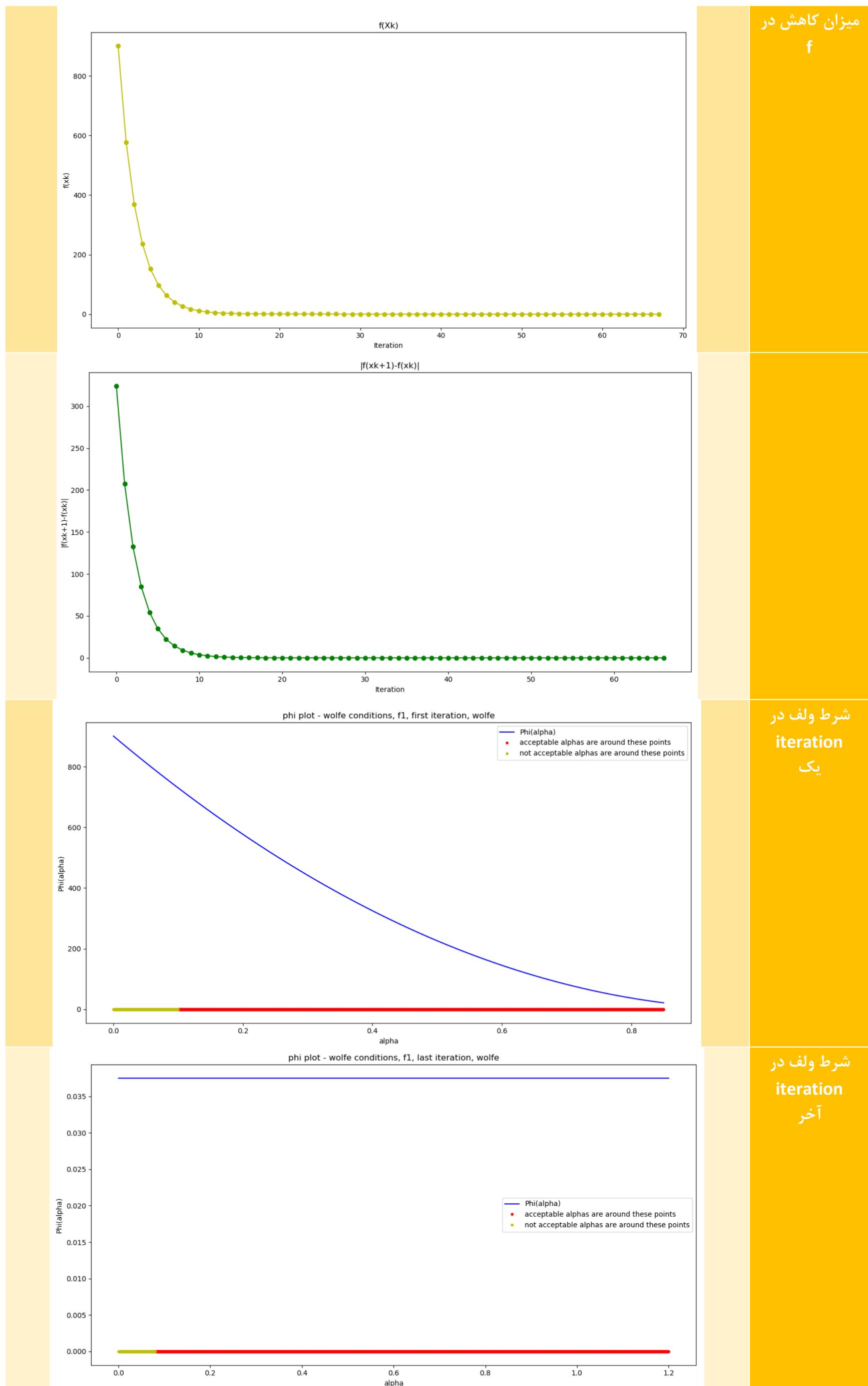


### آزمایش ۵

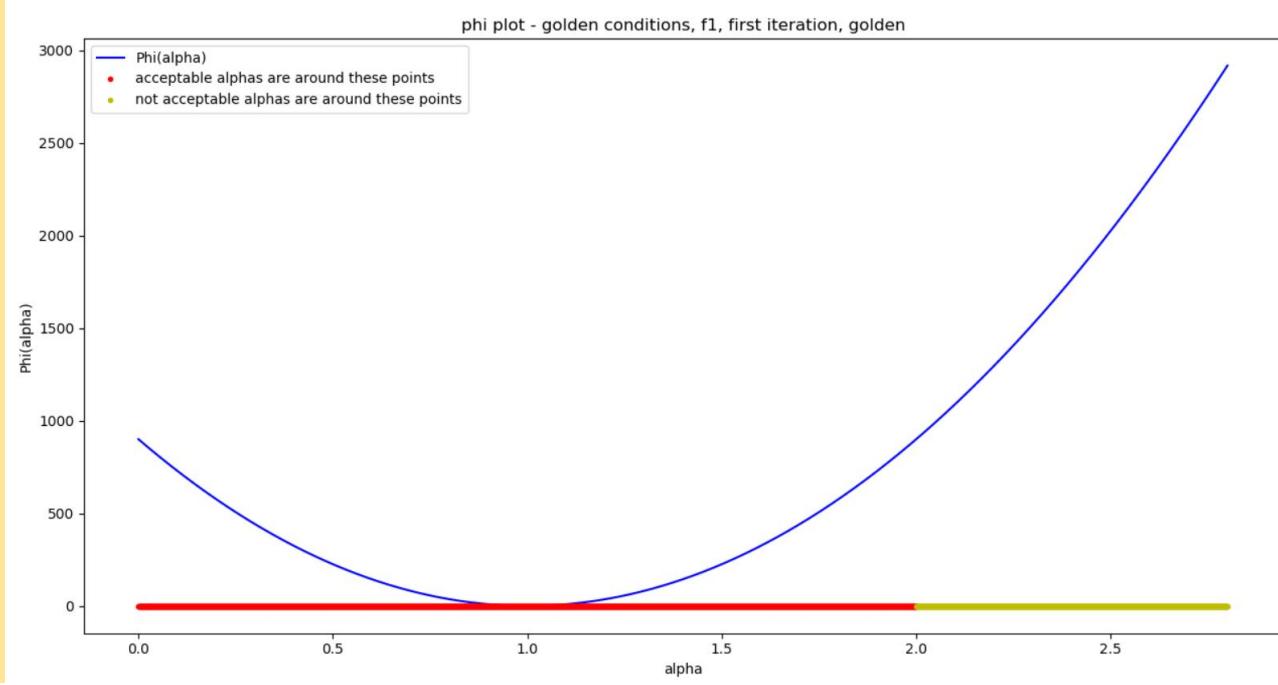
Function:  $f_1$  | Algorithm : Quasi-Newton | Method: backtracking  
 $X_0 = [-1, 1]$  |  $\alpha_{0,0} = 0.2$  |  $C=C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

مشخصات اجرا  
 رسم تابع،  
 سبز محل  
 شروع،  
 صورتی محل  
 پایان،  
 ستاره‌های زرد  
 رنگ پایان هر  
 گام است.

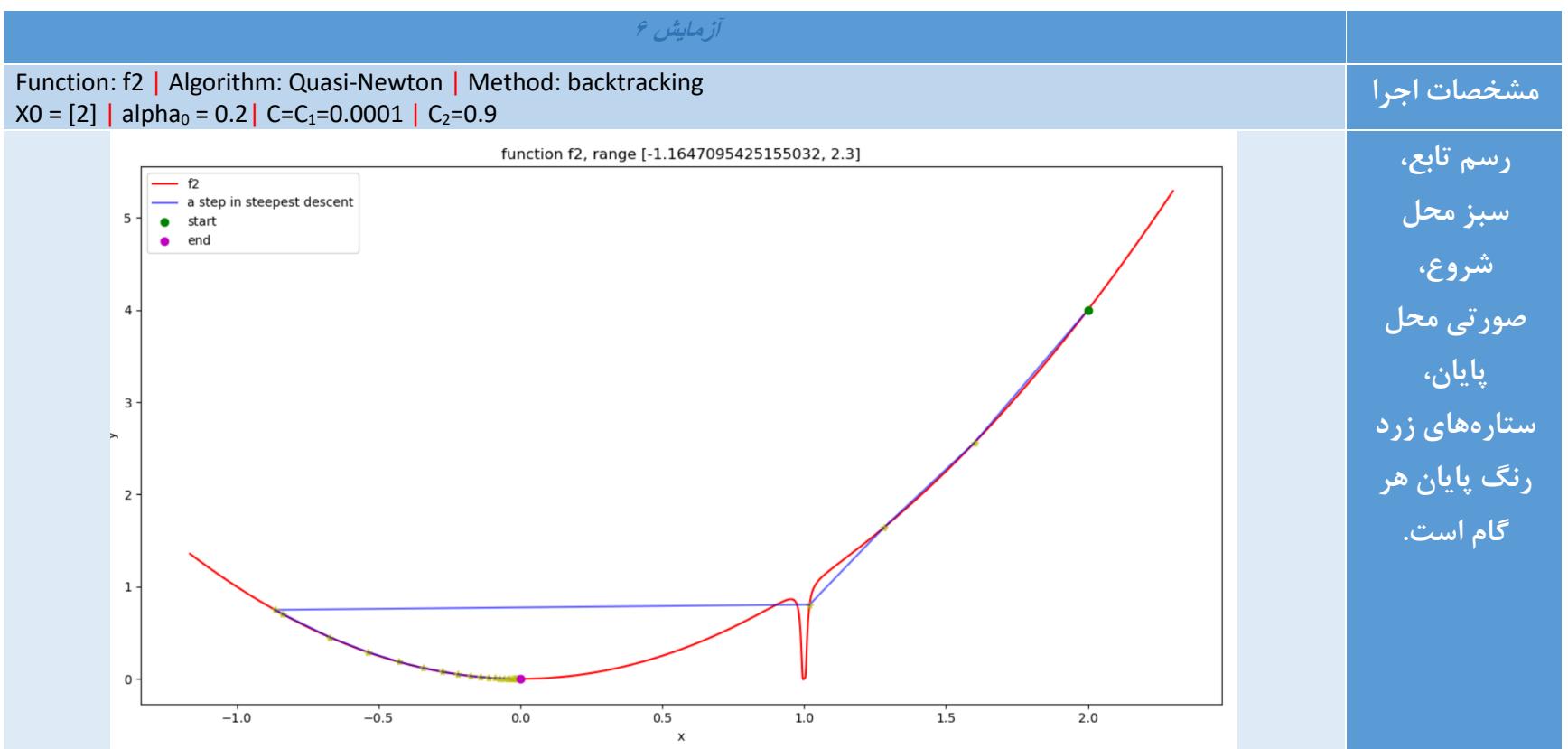
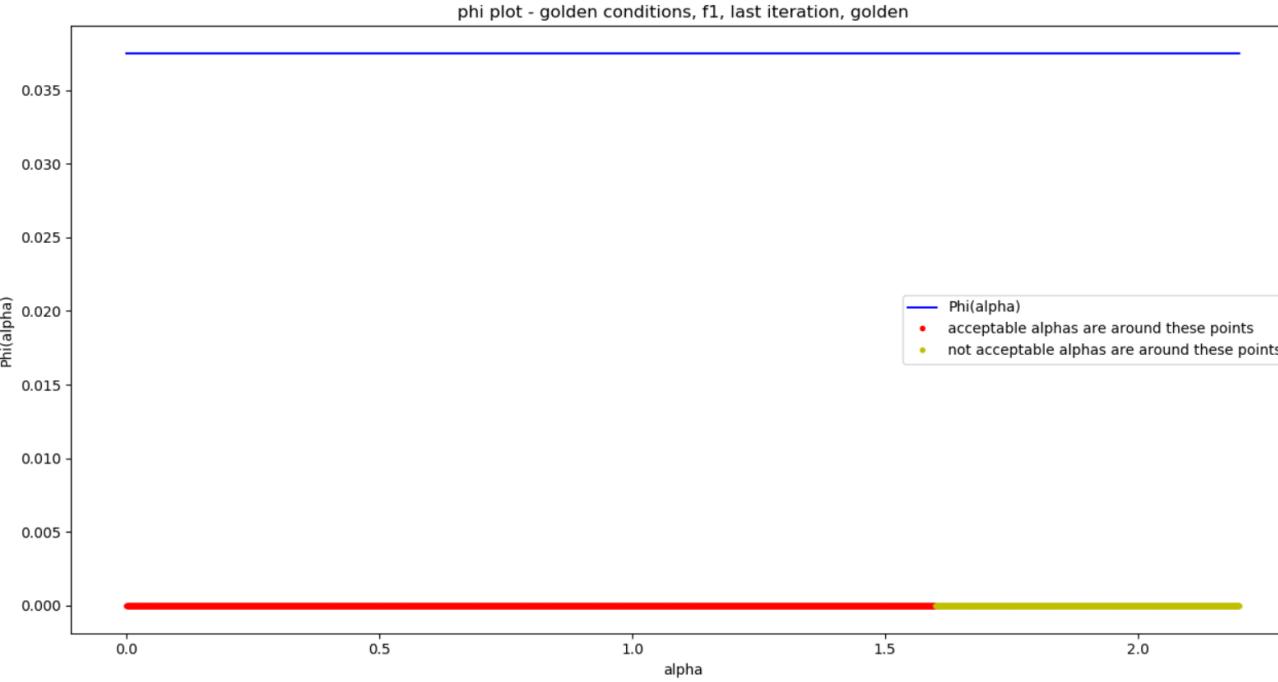


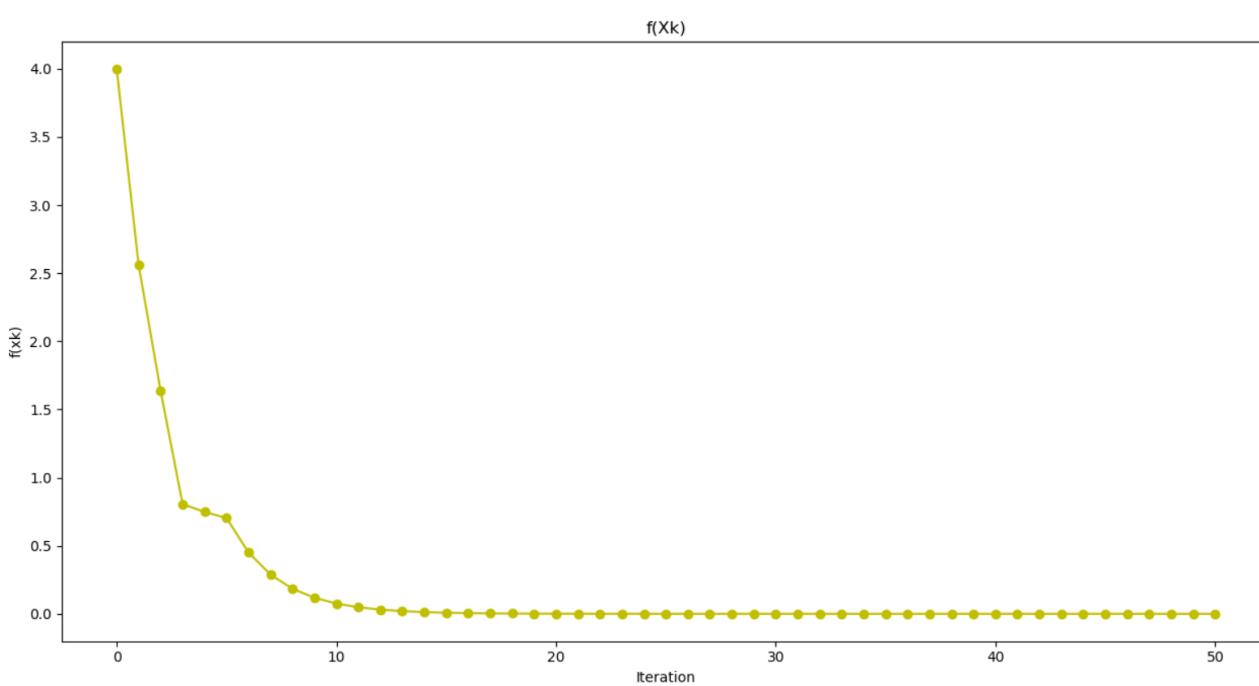


شرط گلدن  
iteration در یک

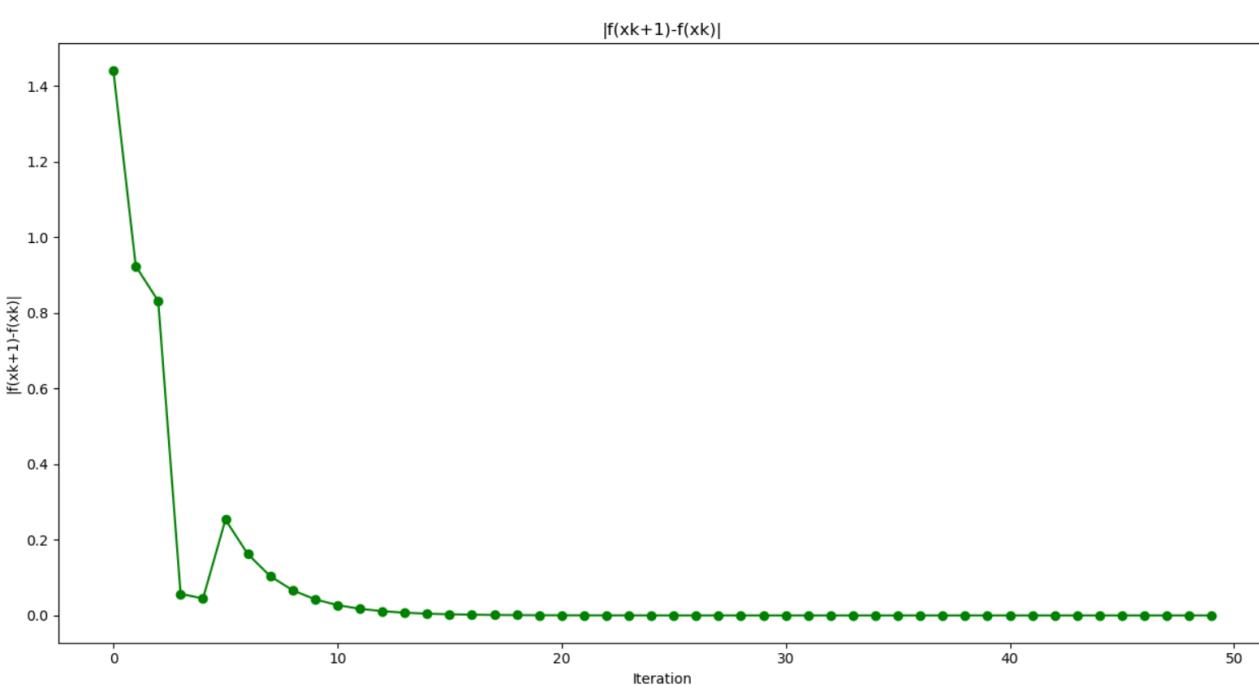


شرط گلدن  
iteration در آخر

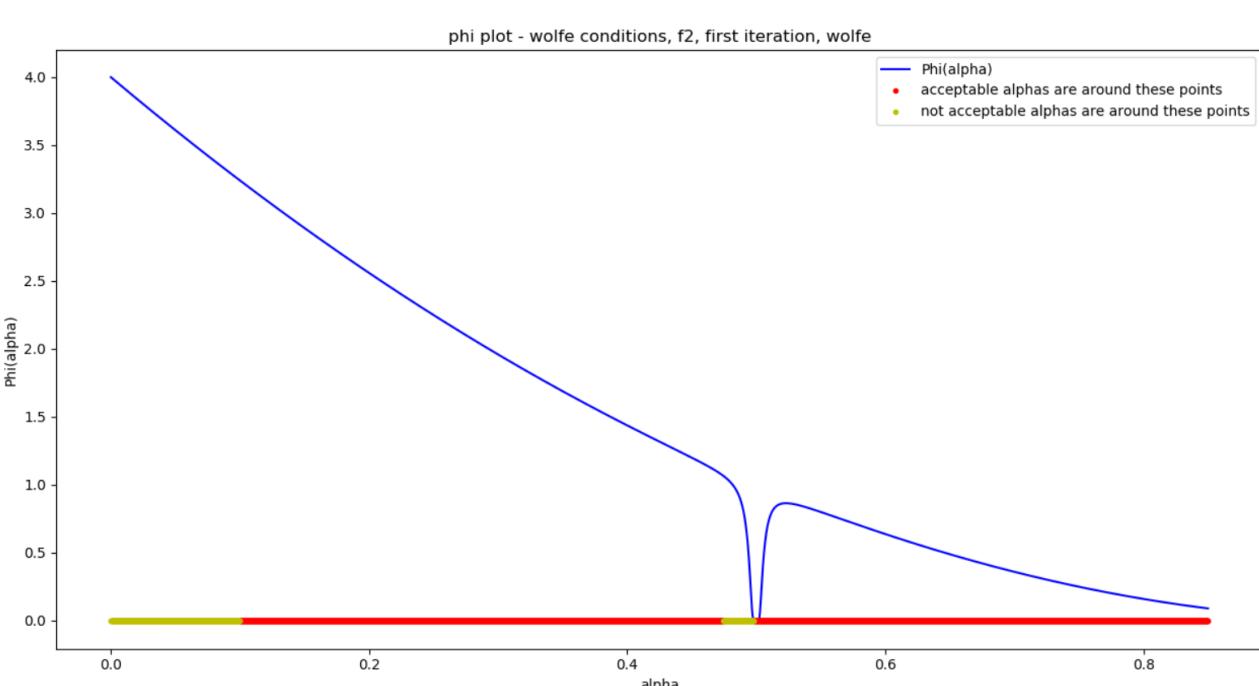




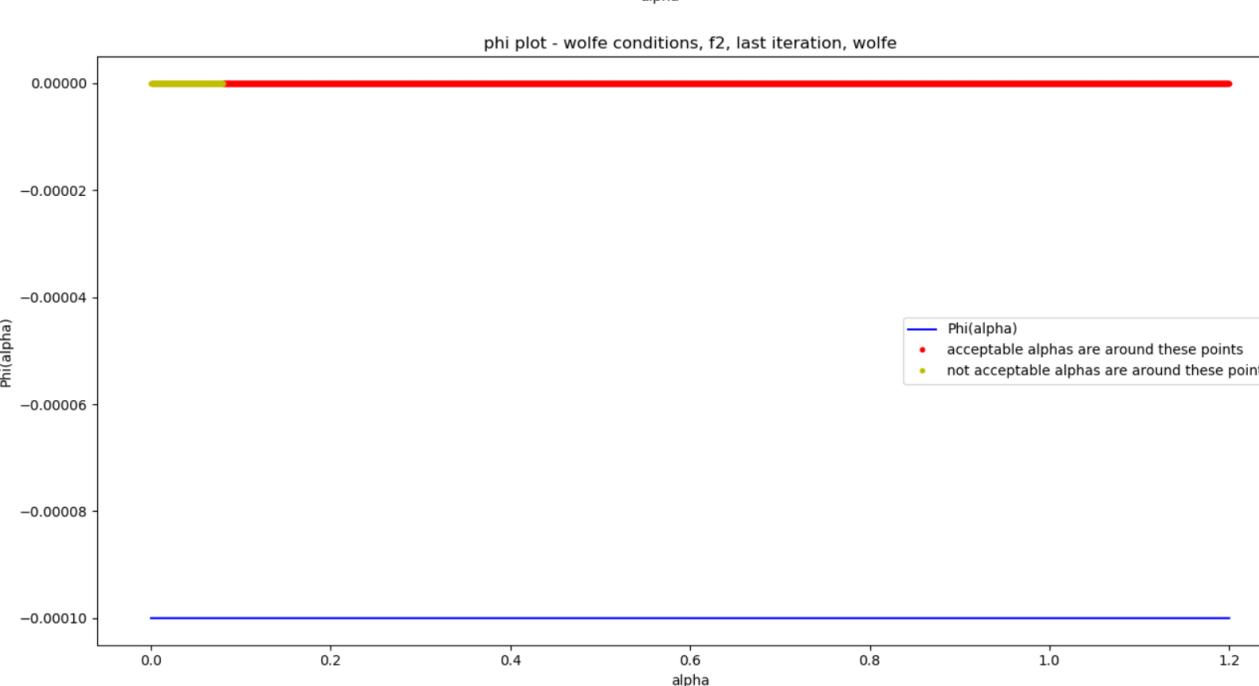
میزان کاهش در  
f



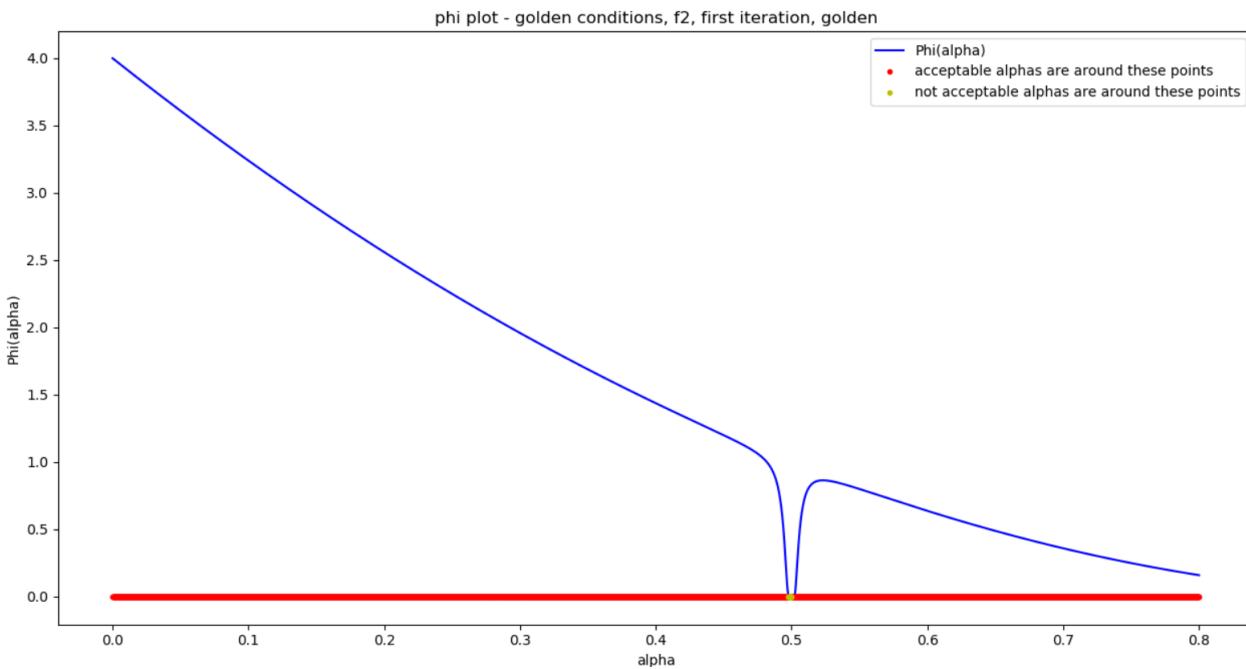
## شرط ولف در iteration یک



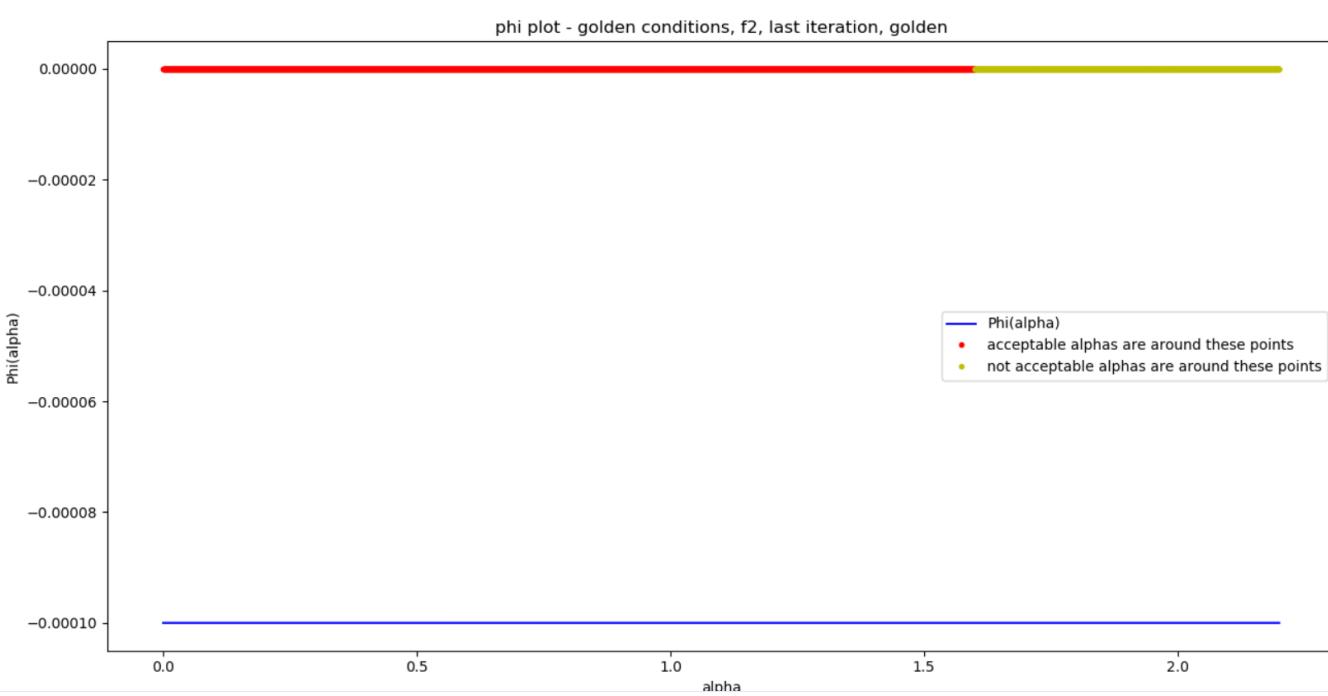
## شرط ولف در iteration آخر



شرط گلدن  
iteration در  
یک



شرط گلدن  
iteration در  
آخر

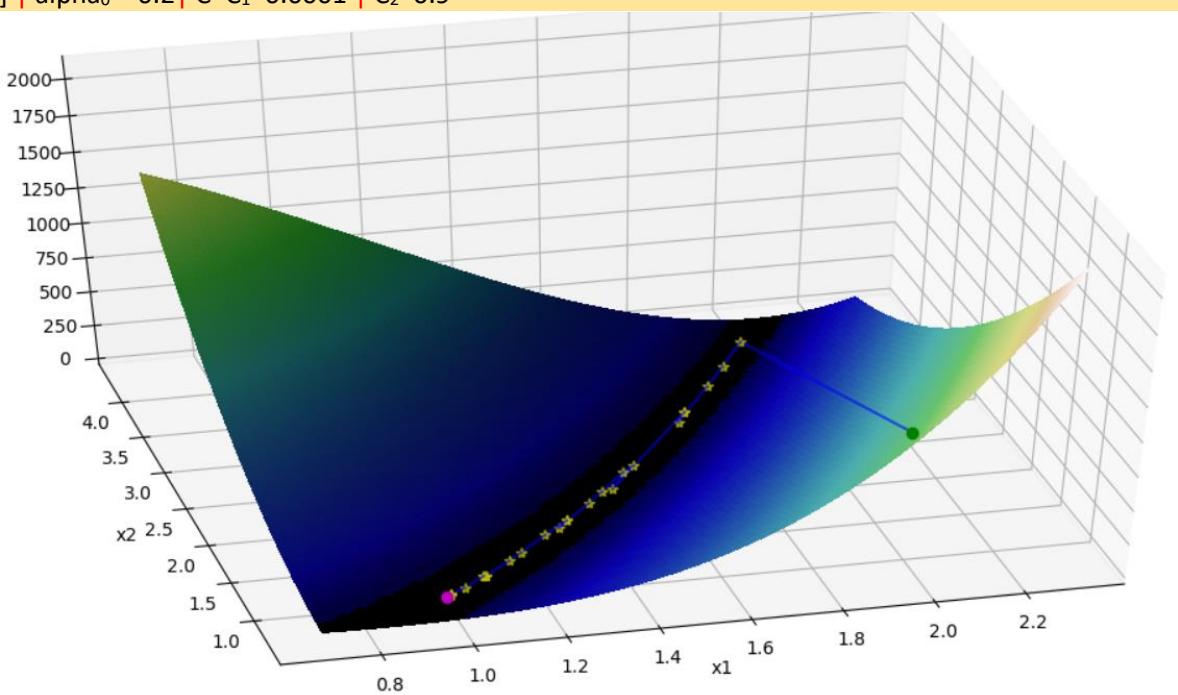


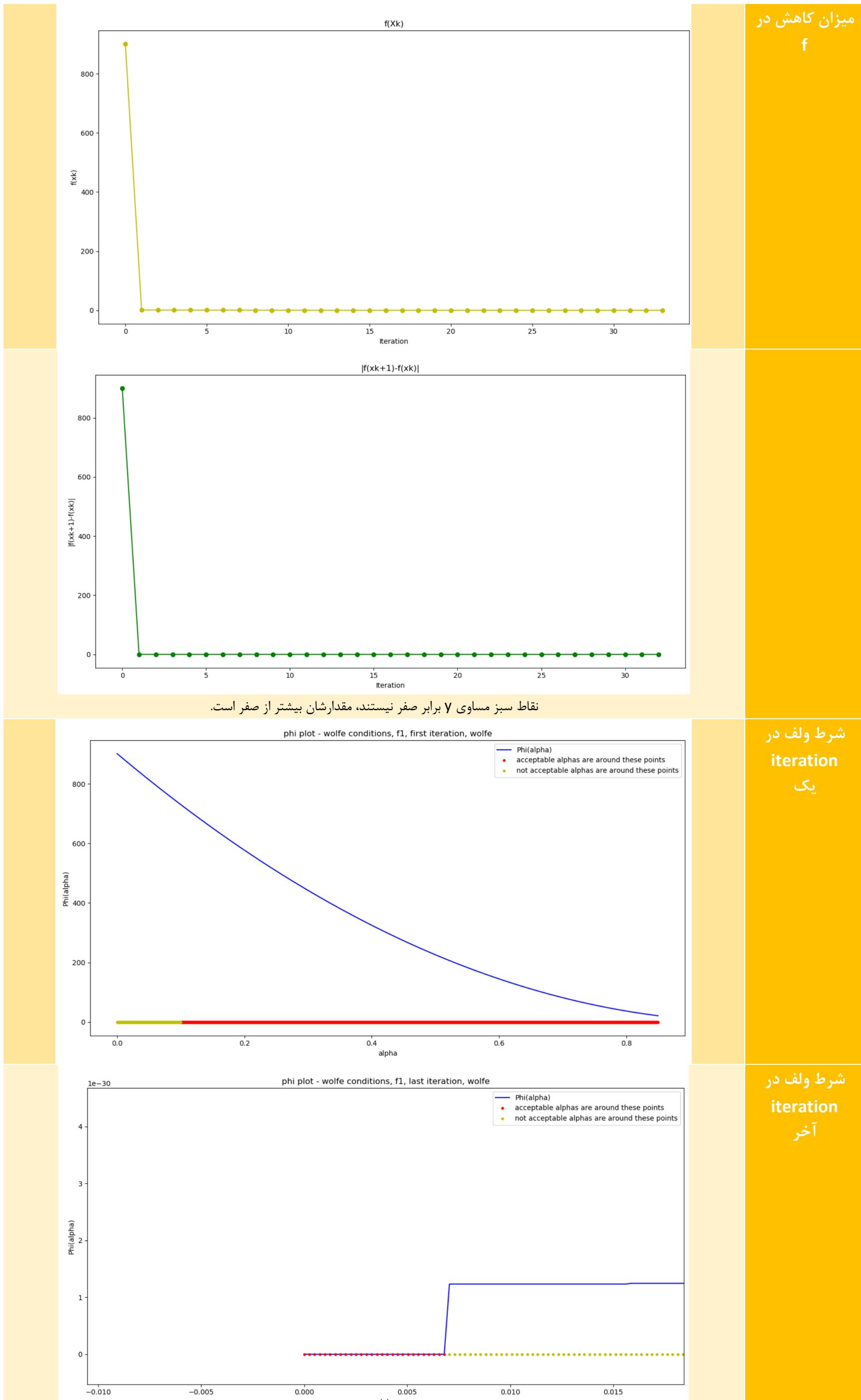
#### آزمایش ۷

Function:  $f_1$  | Algorithm : Quasi-Newton | Method: Interpolation  
 $X_0 = [-1,1]$  |  $\alpha_{0,1} = 0.2$  |  $C=C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

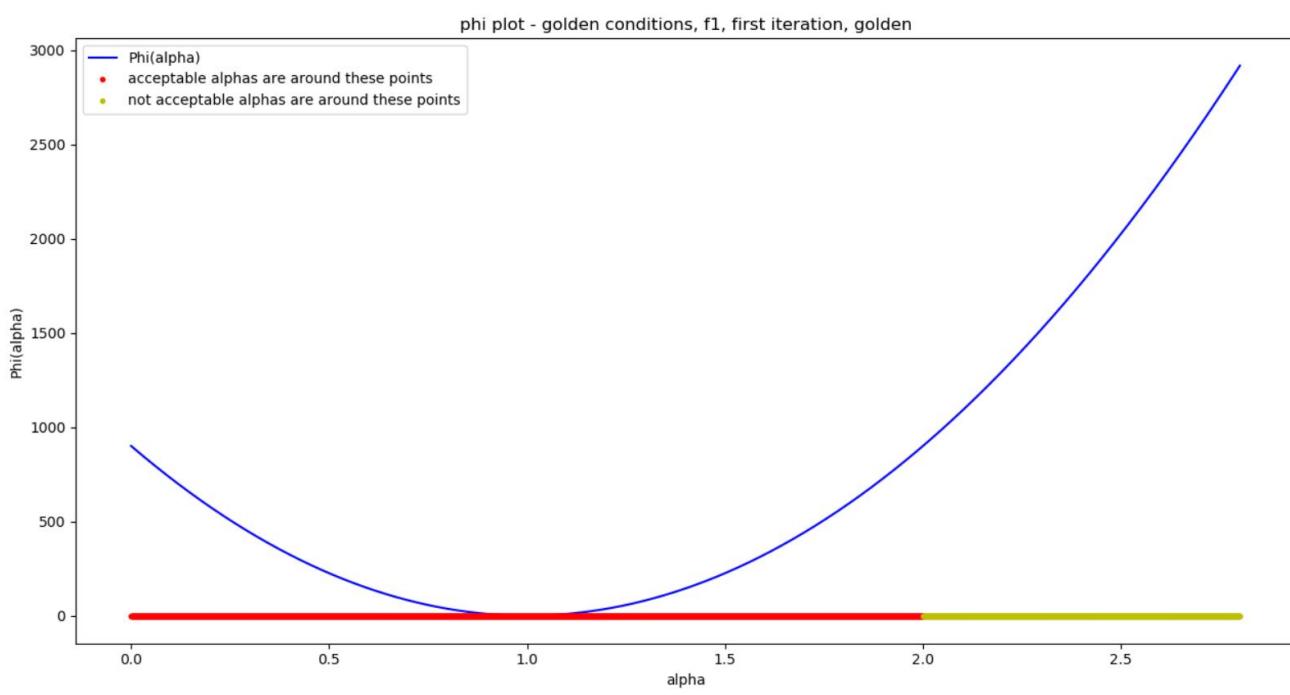
مشخصات اجرا

رسم تابع،  
سوز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.

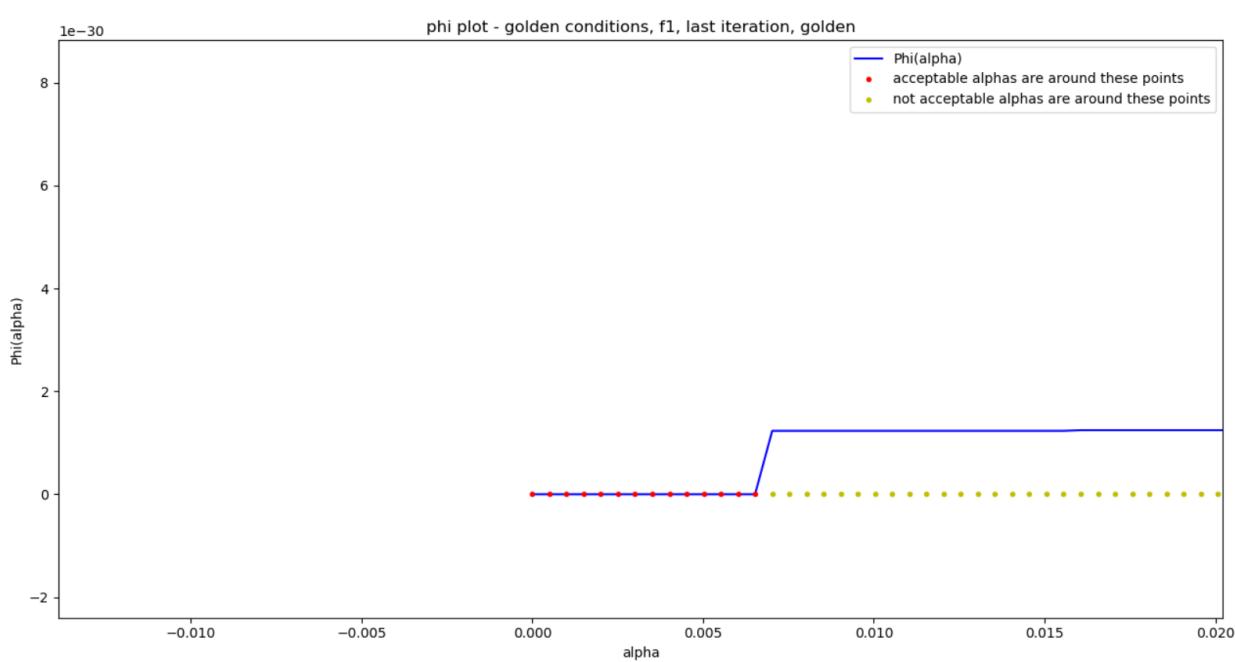




شرط گلدن  
iteration در يك



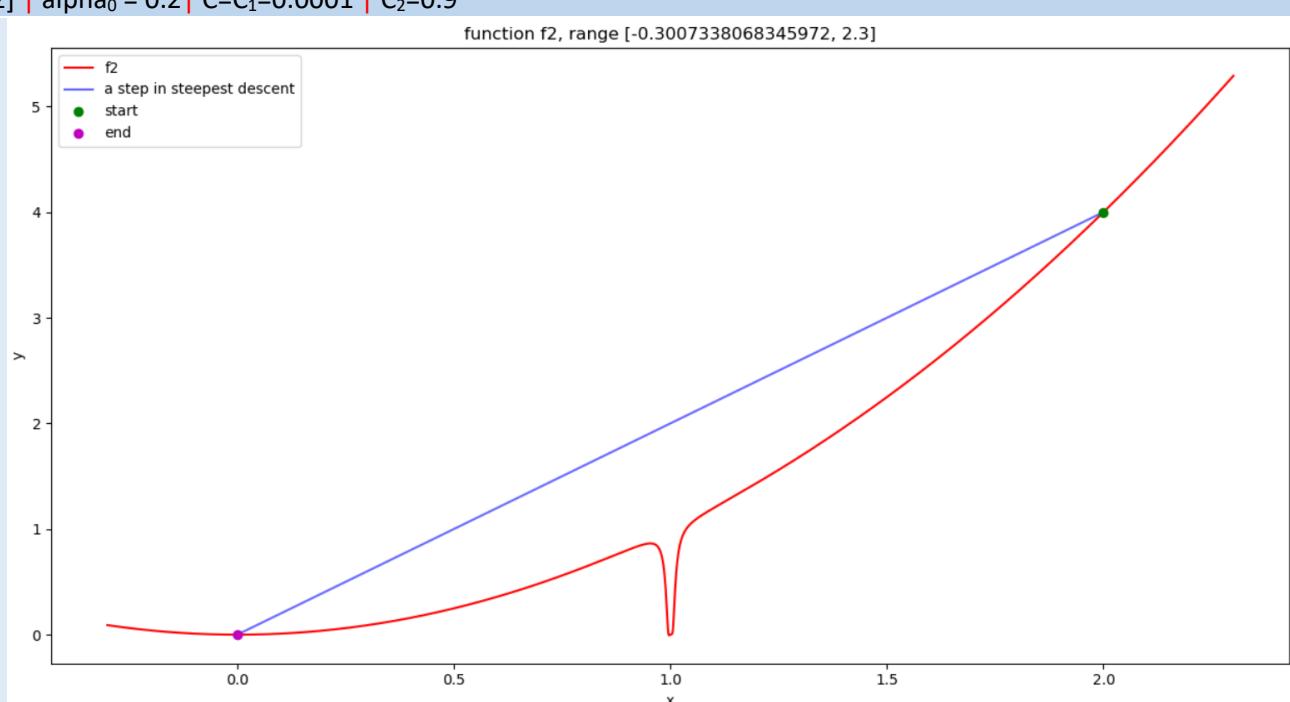
شرط گلدن  
iteration در آخر



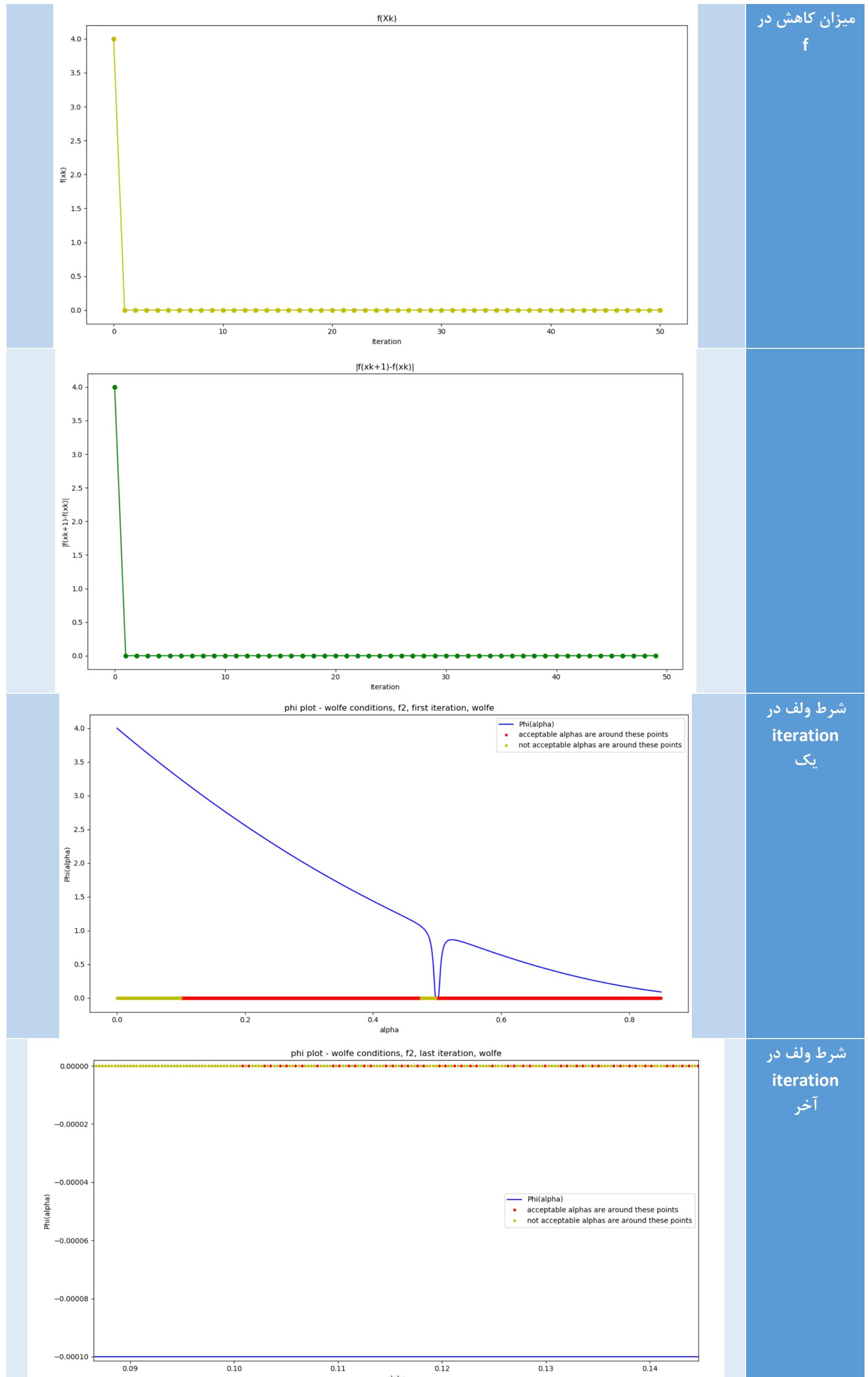
#### آزمایش ۸

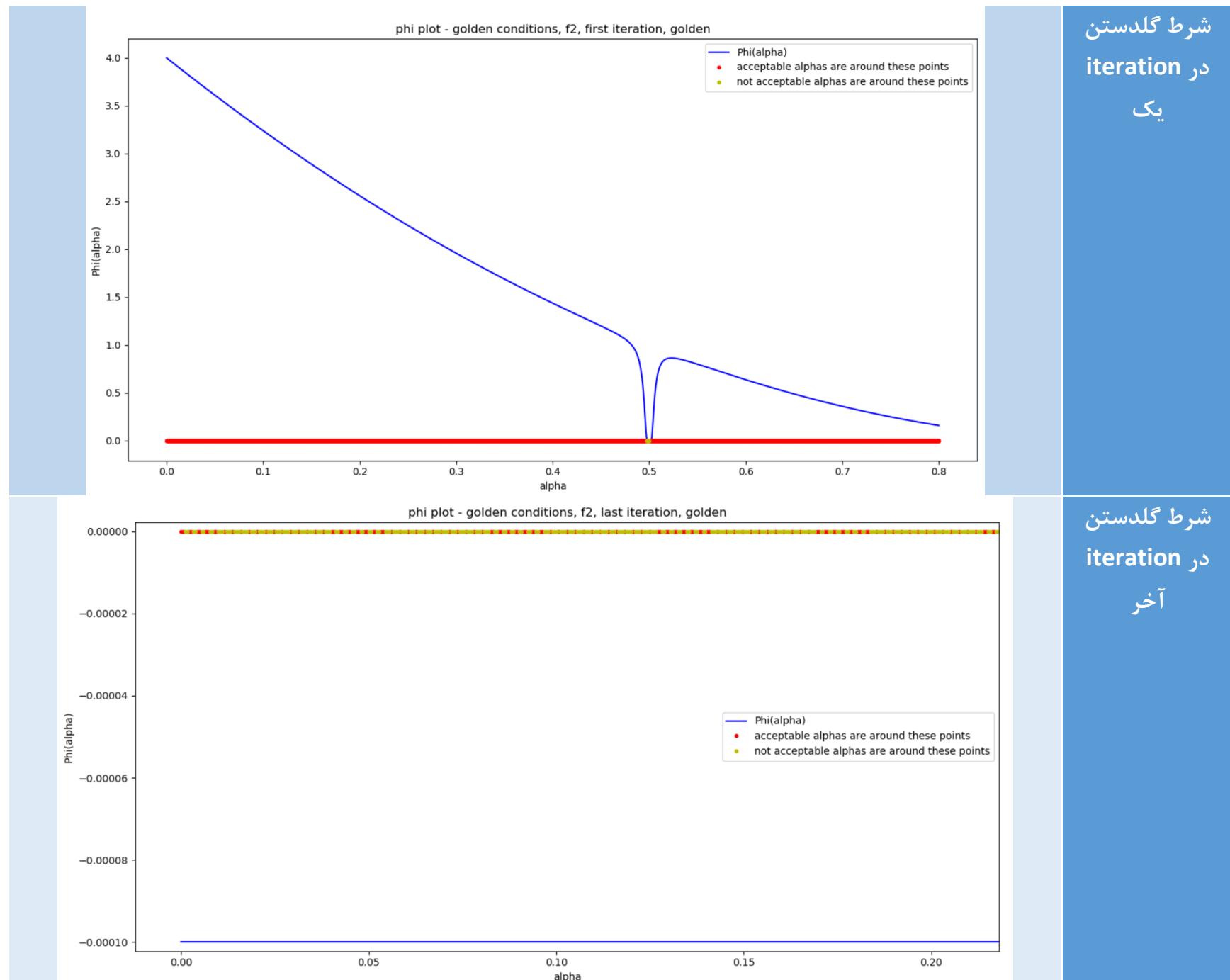
Function: f2 | Algorithm: Quasi-Newton | Method: Interpolation  
 $X_0 = [2]$  |  $\alpha_0 = 0.2$  |  $C=C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

مشخصات اجرا



رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.





شرط گلدستن  
iteration در  
یک

شرط گلدستن  
iteration در  
آخر

با تنظیمات انجام شده، همانطور که در بالا تنظیمات ذکر شدند، در تمام موارد به همگرایی رسیدیم و موفق شدیم که مقدار تابع‌ها را به طرز چشمگیری کاهش دهیم.

### قسمت iii

در این قسمت از سوال خواسته شده است در مورد مقدار  $\alpha_0$  صحبت کنیم. مقدار اولیه  $\alpha_0$  بسیار مهم است، اگر مقدار آلفا صفر کوچک باشد، آلفاهای بعدی که برای پیدا کردن  $\alpha$  مناسب به دنبالش می‌گردیم به طور متناسبی کوچک خواهد شد، کوچک شدن آلفا از حد مشخصی برای یک مسئله می‌تواند باعث کند شدن پیدا کردن مینیمم شود و منجر می‌شود گام‌ها بیشتری برای رسیدن به مینیمم نیاز داشته باشیم. در صورت زیاد بودن آلفای اولیه، به طور متناسبی آلفاهایی که انتخاب می‌شوند مقدارشان بزرگ خواهد شد، به همین دلیل ممکن است باعث شود از روی مینیمم‌ها پرش رخ دهد و به optimal point نرسد. به همین دلیل مقدار اولیه آلفا باید نه زیاد کوچک باشد و نه زیاد بزرگ باشد.

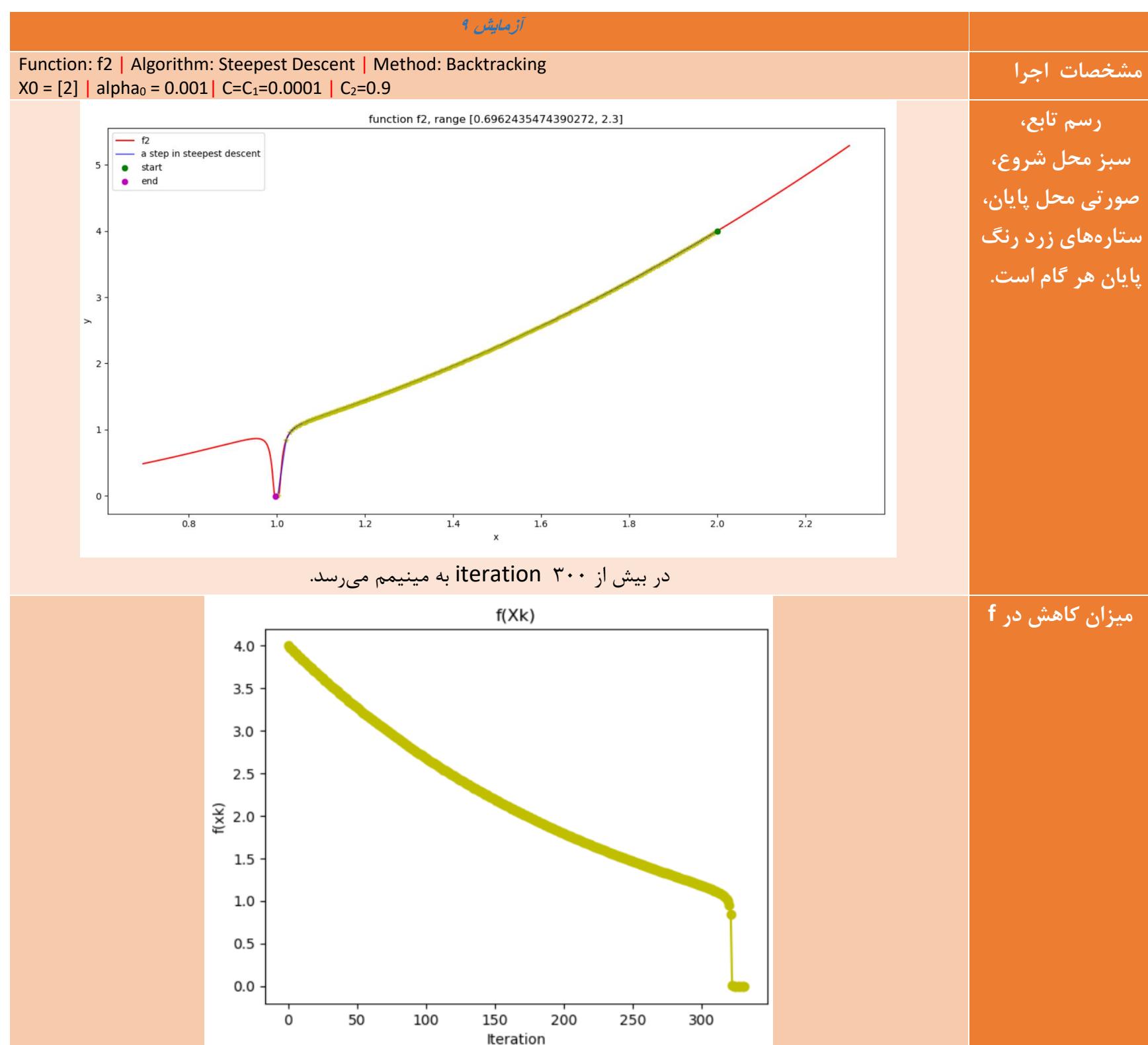
برای الگوریتم‌های مختلف با استفاده از آزمایش و خطأ و توضیحاتی که داده شده مقادیر مختلفی در نظر گرفتیم، همچنین با توجه به نقطه‌ی شروع و تغییر آلفا اولیه می‌توان به نتایج متفاوتی دست یافت، در قسمت ج، ۱۷ آزمایش برای نقطه شروع‌های مختلف، تابع‌های مختلف، الگوریتم‌های مختلف و متدهای تعیین آلفا مختلف ارائه شده است که پارامترهای هر آزمایش و نتایج حاصل از آزمایش در یک جدول ارائه شده است، این جدول‌ها دارای عنوان "آزمایش ۱۲" تا "آزمایش ۳۰" هستند، در بالای هر کدام مشخص شده است از چه آلفا اولیه‌ای استفاده شده است. ولی به طور کلی از اعدادی در محدوده‌ی زیر برای آلفاهای اولیه‌ی مختلف استفاده کردند (برای دیدن مقدار دقیق آلفا اولیه برای هر حالت مختلف به جدول‌های "آزمایش ۱۲" تا "آزمایش ۳۰" مراجعه شود):

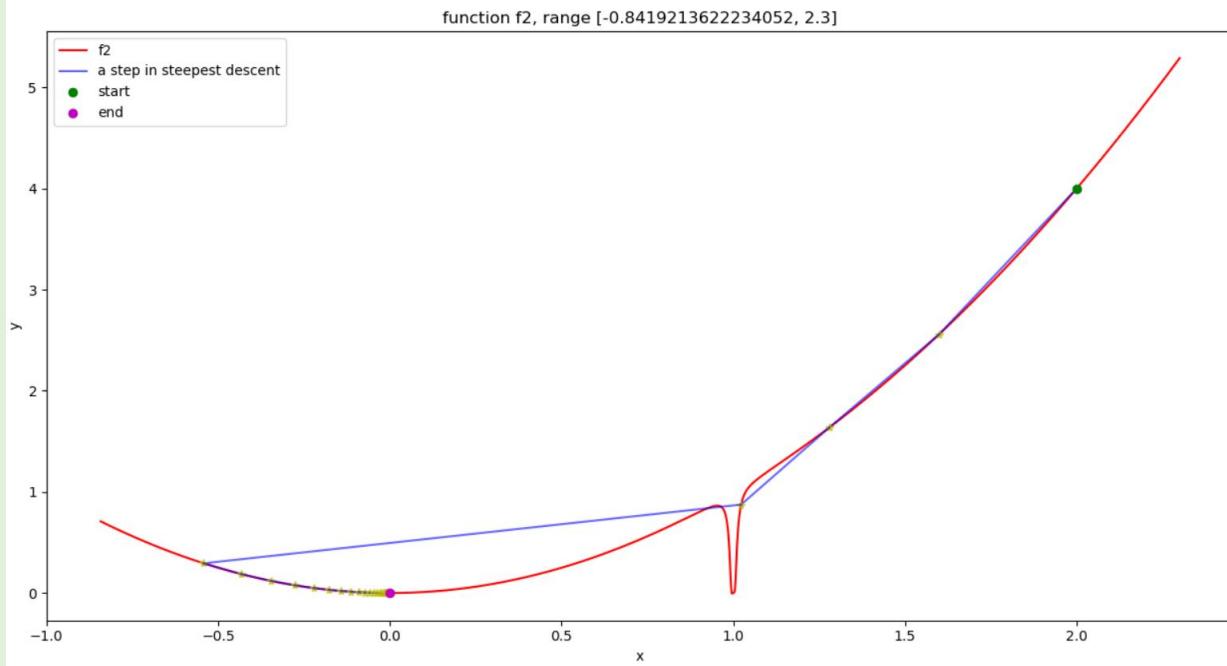
$f_2$ برای تابع $\alpha_0$	$f_1$ برای تابع $\alpha_0$	
0.1	0.003	روش backtracking با استفاده از steepest descent
0.1	0.03	روش Interpolation با استفاده از steepest descent
0.2	0.2	روش backtracking با استفاده از quasi-newton
0.2	0.4	روش Interpolation با استفاده از quasi-newton

در زیر سه آزمایش مختلف طراحی کرده‌ایم که این موضوع را نشان می‌دهد.

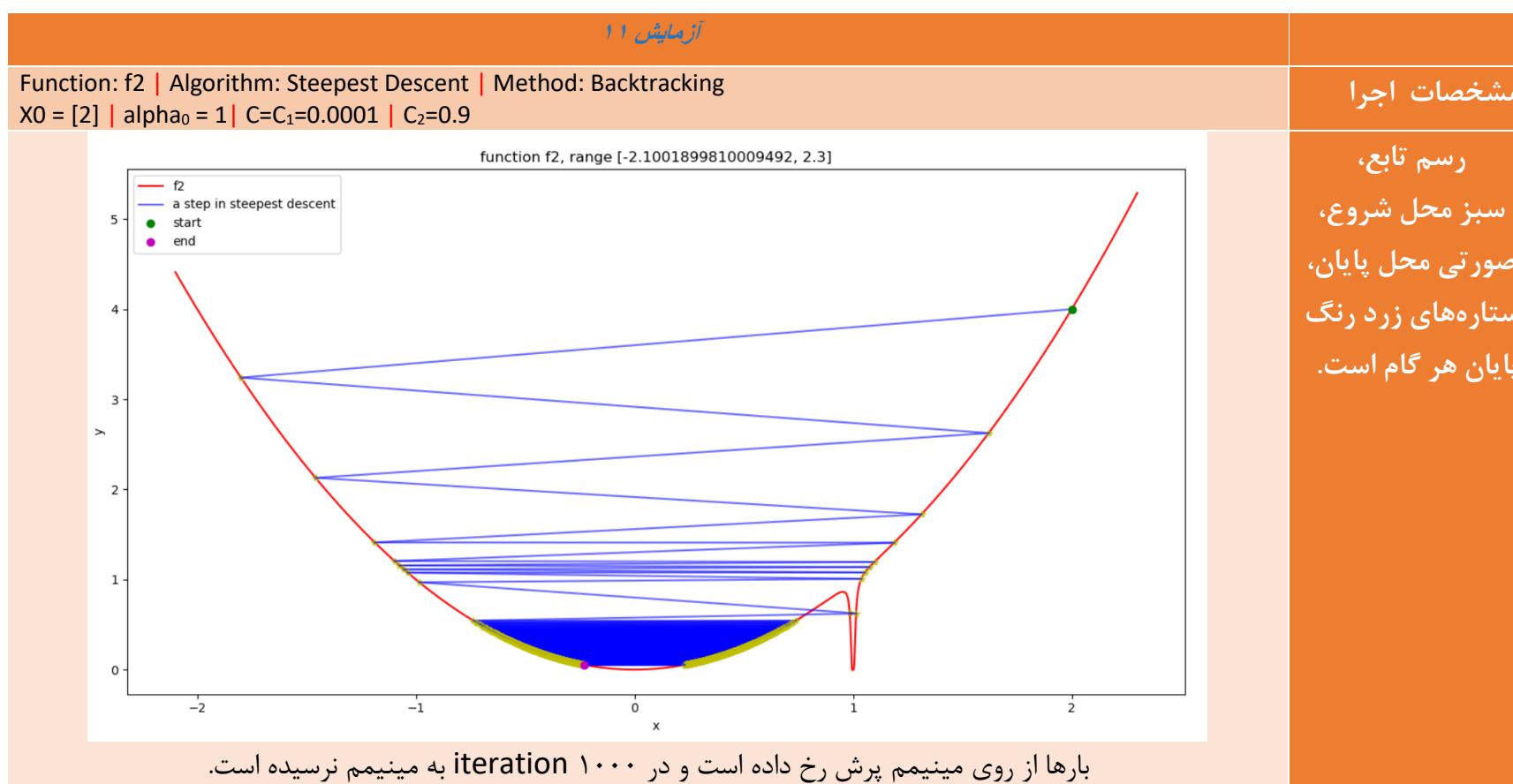
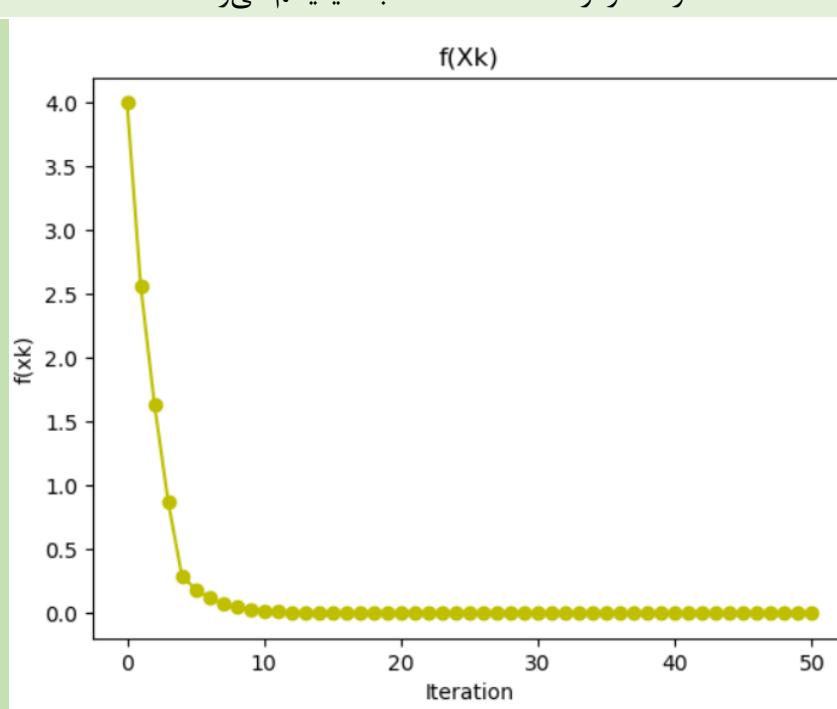
- در آزمایش اول مقدار  $\alpha_0$  برابر با ۰,۰۰۰۱ است.
- در آزمایش دوم مقدار  $\alpha_0$  برابر با ۰,۱ است.
- در آزمایش سوم مقدار  $\alpha_0$  برابر با ۱ است.

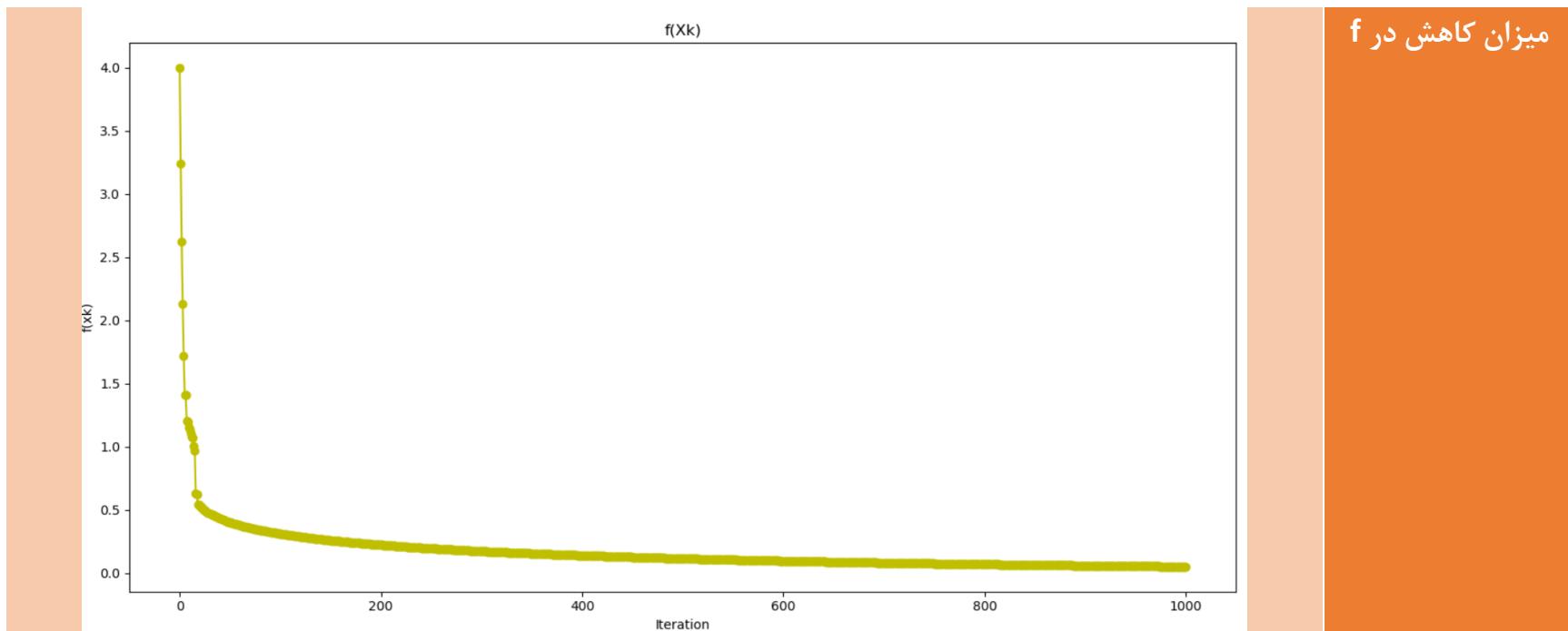
همان طور که در بالا شرح داده شده است، در آزمایش اول به دلیل کوچکی آلفا صفر، سرعت همگرایی بسیار پایین است، به طوری که ۳۳۰ iteration زمان صرف رسیدن به مینیمم شده است، در حالی که در آزمایش شماره‌ی دو آلفا صفر میزان مناسبی دارد و کمتر از ۵۰ iteration زمان صرف رسیدن به مینیمم شده است، در آزمایش سه میزان آلفا صفر بزرگ است و همان طور که در تصویر دیده می‌شود بارها روی مینیمم پرش رخ می‌دهد و در آخر نیز به مینیمم نمی‌رسد.





رسم تابع،  
سبز محل شروع،  
صورتی محل پایان،  
ستاره‌های زرد رنگ  
پایان هر گام است.





میزان کاهش در  $f$

#### قسمت ۱۷

در این قسمت از سوال خواسته شده است کاهشی بودن جهت  $p_k$  را بررسی کنیم. جهتی کاهشی است که کسینوس زاویه‌ی بین آن بردار با بردار گرادیان مقداری منفی شود. از آنجایی که در **steepest descent** همیشه جهت منفی گرادیان را انتخاب می‌کنیم، جهت همواره کاهشی است. تا اینجایی گزارش و در ادامه گزارش نتایج تعداد زیادی آزمایش با استفاده از روش **quasi-newton** را ارائه دادیم و ارائه خواهیم داد. در تمام آزمایش‌ها با استفاده از **quasi-newton** جهت همواره کاهشی بود. زیرا ماتریس  $B$  را **positive definite** نگه می‌داریم.

برای **positive definite** نگه داشتن  $B_k$  بدین شکل عمل می‌کنیم: در هر مرحله که  $B_{k+1}$  محاسبه می‌شود وضعیت آن را بررسی می‌کنیم، در صورتی که **eigen value** نباشد یعنی (هایی) دارد که مقدار آن منفی است. **positive definite** که از همه کوچکتر است را پیدا می‌کنیم و سپس طبق فرمول زیر مقدار  $B_{k+1}$  را آپدیت می‌کنیم تا **positive definite** بشود.

$$\beta_{k+1} = \beta_{k+1} + (-\lambda_{min} + \varepsilon)I$$

#### قسمت ۱۸

در این قسمت از سوال خواسته شده است در مورد سرعت همگرایی دو الگوریتم **Steepest Descent** و **Quasi-Newton** بحث کنیم و نمودار تغییرات  $f$  در هر **iteration** را رسم کنیم.

در قسمت ج، به ازای ۳ نقطه آغاز متفاوت برای تابع  $f_1$  و دو نقطه آغاز متفاوت برای  $f_2$  به ازای روش‌های **Steepest-Descent** و **Quasi-Newton** دو متده مختلف **Interpolation** و **Backtracking** اقدام به مینیمم کردن تابع‌های  $f_1$  و  $f_2$  کردیم. نتایج و پارامترها در جدول‌های "آزمایش ۱۲" تا "آزمایش ۳۰" ارائه شده است. در هر کدام از جدول‌های ارائه شده دو نمودار وجود دارد یکی  $|f(\chi_{k+1}) - f(\chi_k)|$  و دیگری  $|f(\chi_{k+1}) - f(\chi_k)|$  در هر **Iteration** است.

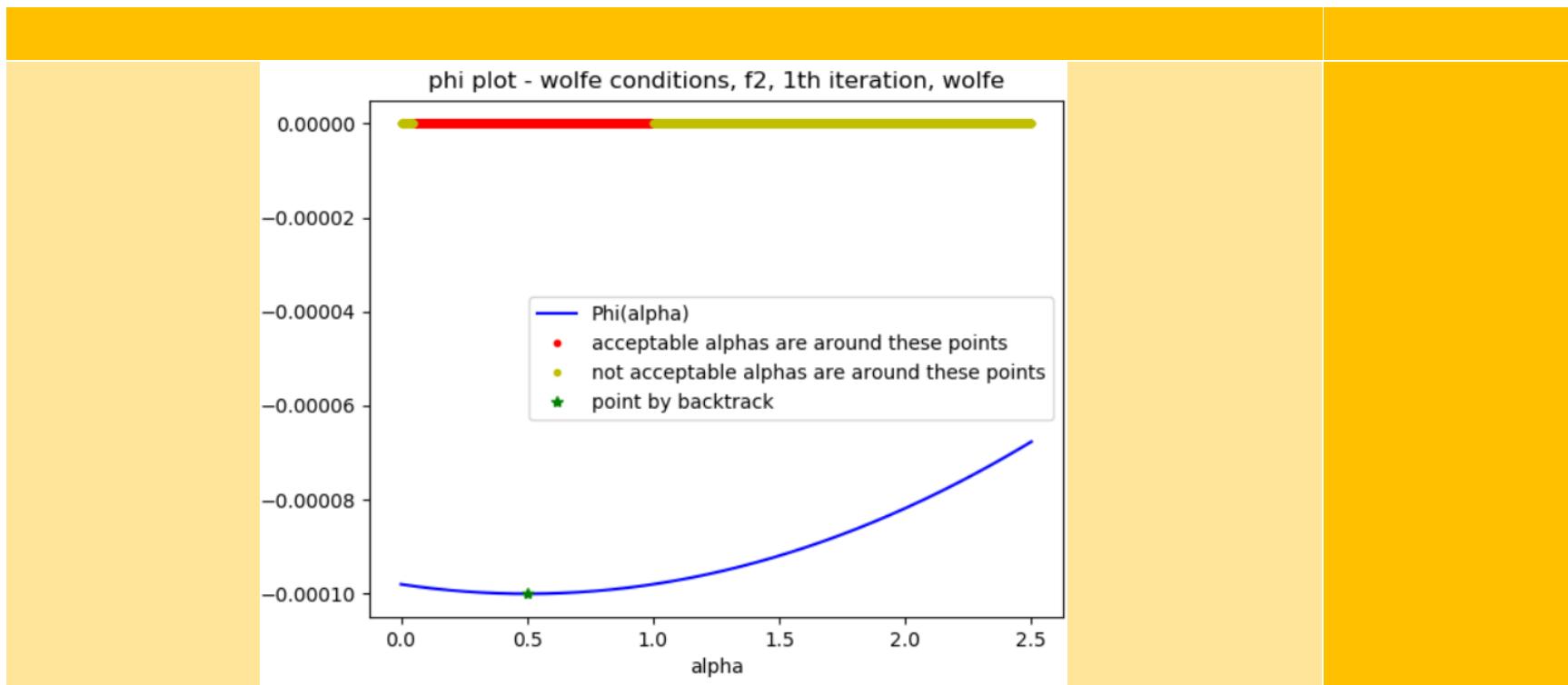
در تمام ۱۷ آزمایش انجام شده در قسمت ج، بر اساس شبیب، میزان نزول و تعداد ایتریشن‌ها، سرعت همگرایی روش **Quasi-Newton** به طرز قابل چشم‌گیری بیشتر بوده است. همین طور روش **Quasi-Newton** با **Backtracking** سریع‌تر بوده است.

#### قسمت ۱۹

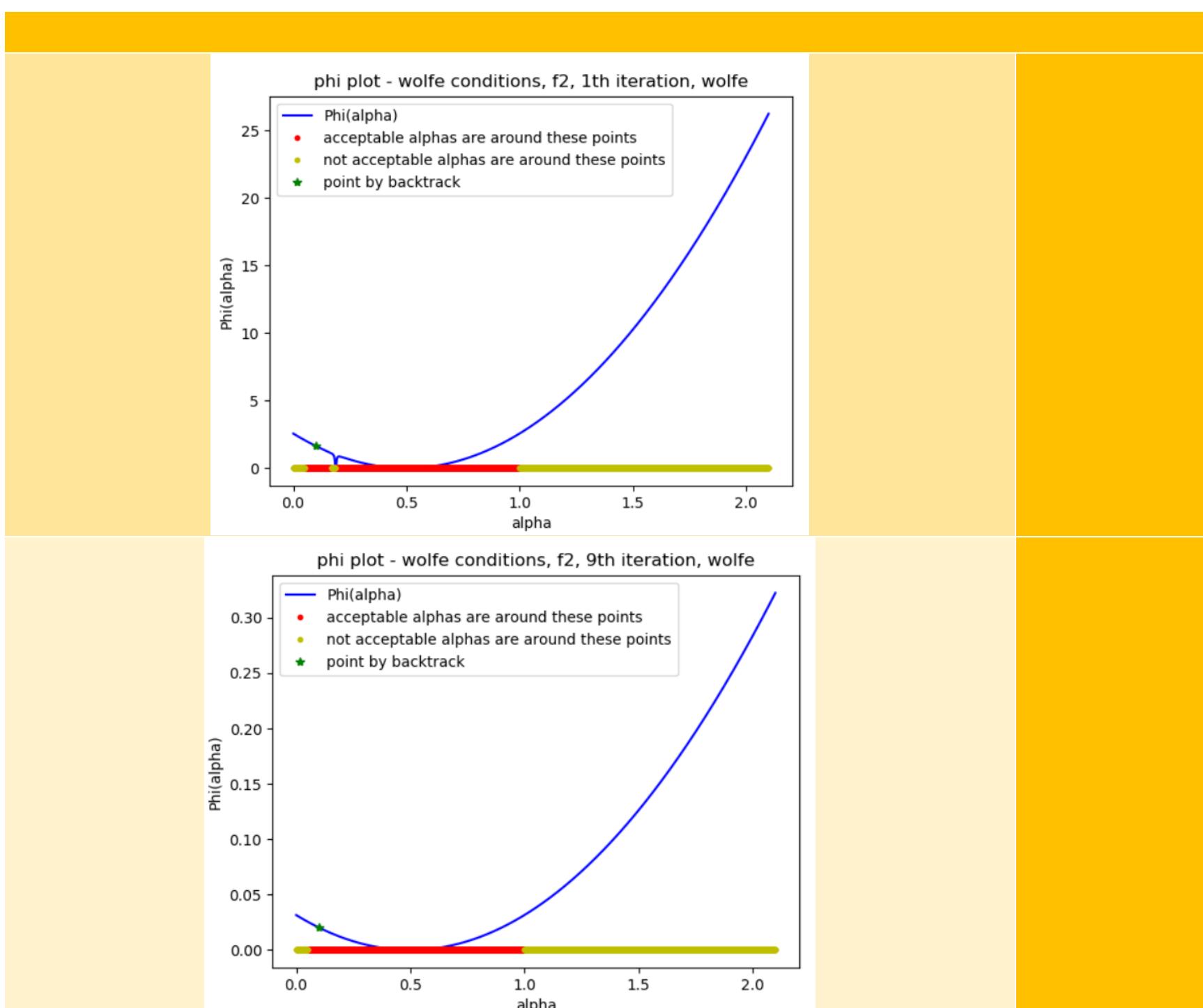
در این قسمت از سوال خواسته شده است  $\alpha$  را رسم شود، و در مورد آلفایی که انتخاب می‌شود و محل قرارگیری آن در فی  $\alpha$  بحث شود.

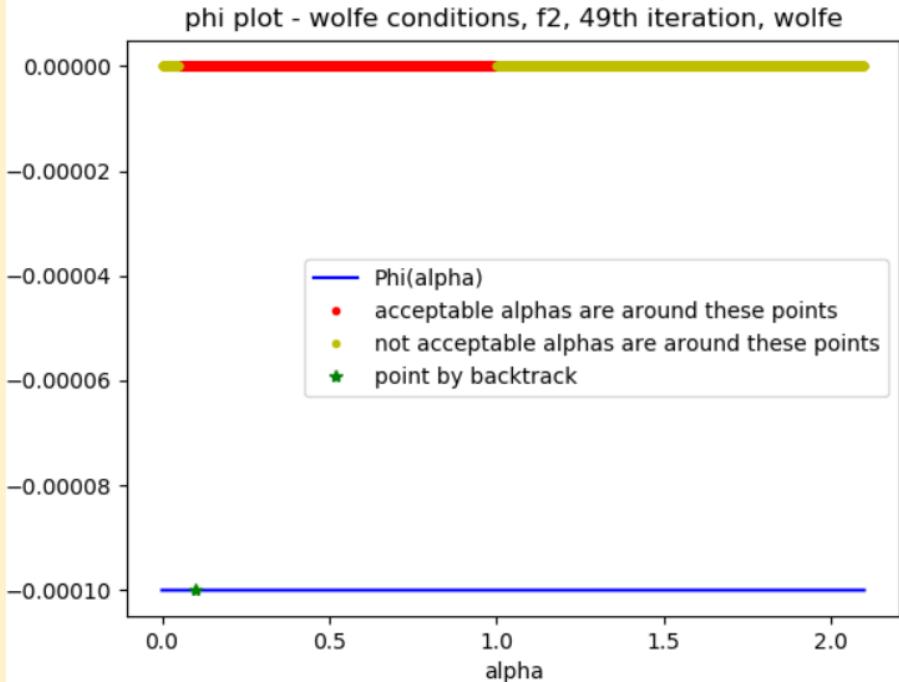
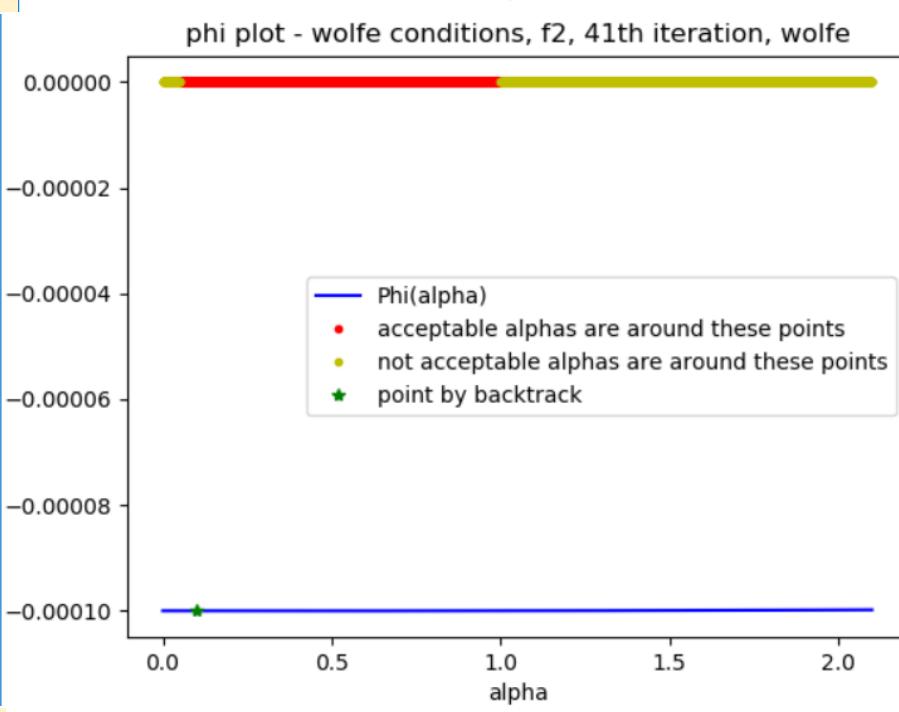
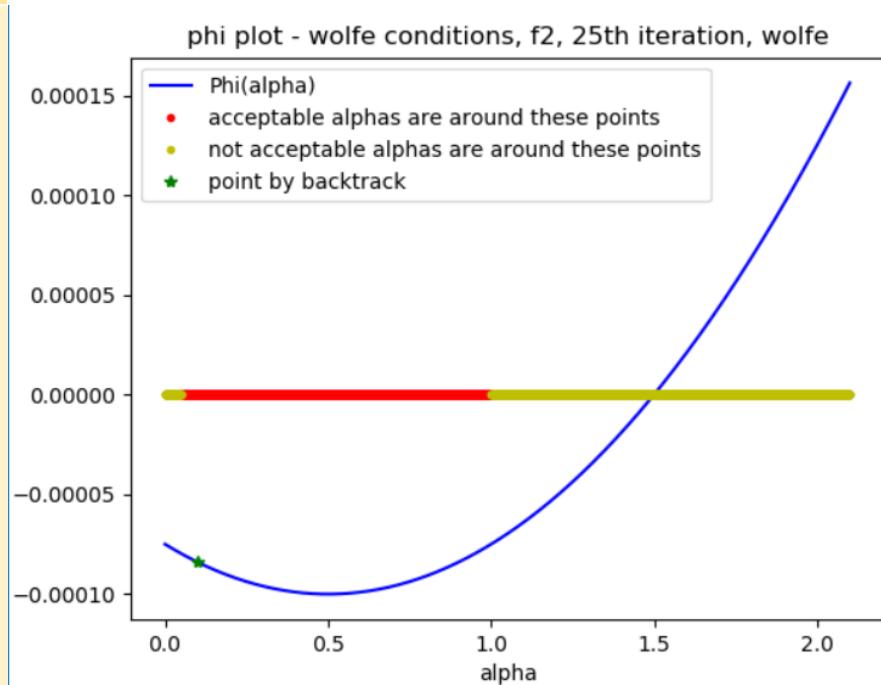
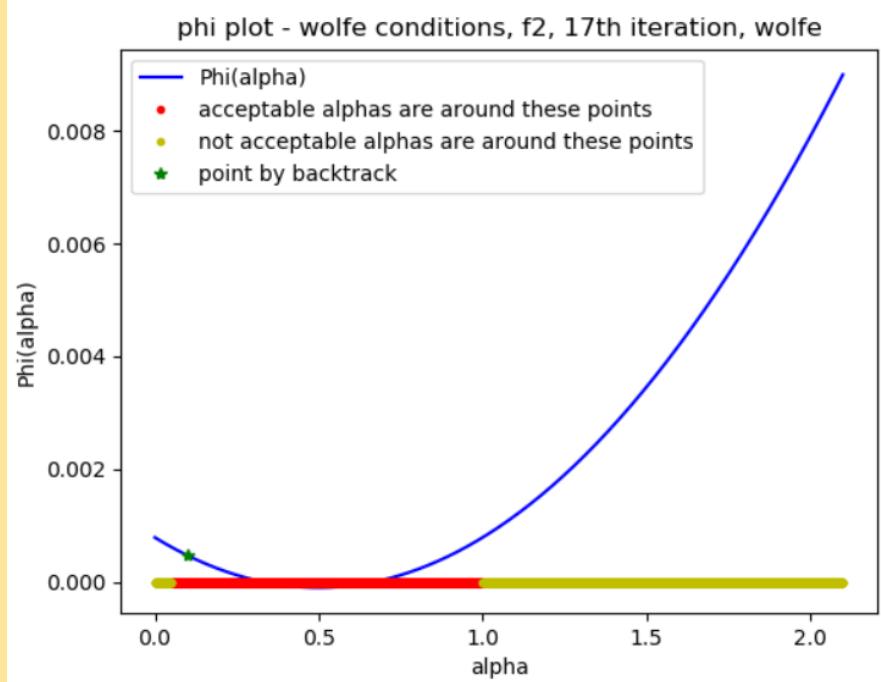
(در این سوال، برای طولانی نشدن گزارش به این چند مورد بسنده شده است، موارد دیگری هم تست شد که نتایج یکسانی به دست آمد.)

برای تابع  $f_2$  به ازای نقطه شروع دو،  $\Phi(a)$  را که از **interpolation** استفاده می‌کند را رسم می‌کنیم:



برای تابع  $f_2$  به ازای نقطه شروع دو، (a) را که از  $\Phi(\alpha)$  استفاده می کند را در ایپاکهای مختلف رسم می کنیم:





در روش Backtrack در نتایجی که گرفته شد، در هیچ کدام از موارد آلفایی که انتخاب می‌شود در مینیمم محلی و سراسری تابع  $\phi(\alpha)$  قرار ندارد. به طور کلی در مورد محل قرارگیری آلفایی که تعیین می‌شود نمی‌توان چیزی گفت، زیرا در این شرط فقط سعی می‌شود که اولین آلفایی که در شرایط صدق می‌کند پیدا شود.

ولی همانطور که مشاهده می‌شود، در روش استفاده از interpolation، در آزمایشی که انجام شده، آلفایی که پیدا می‌شود مینیمم  $\phi(\alpha)$  است. در روش اینترپولیشن ابتدا یک تخمین درجه دو از  $\phi(\alpha)$  زده می‌شود و سپس در صورت نرسیدن به جواب یک تخمین درجه سه زده می‌شود و این کار تا رسیدن به جواب ادامه پیدا می‌کند، در هر تخمین سعی می‌شود مینیمم تابع ای که با ان  $\phi(\alpha)$  را پیدا می‌کنیم پیدا شود.

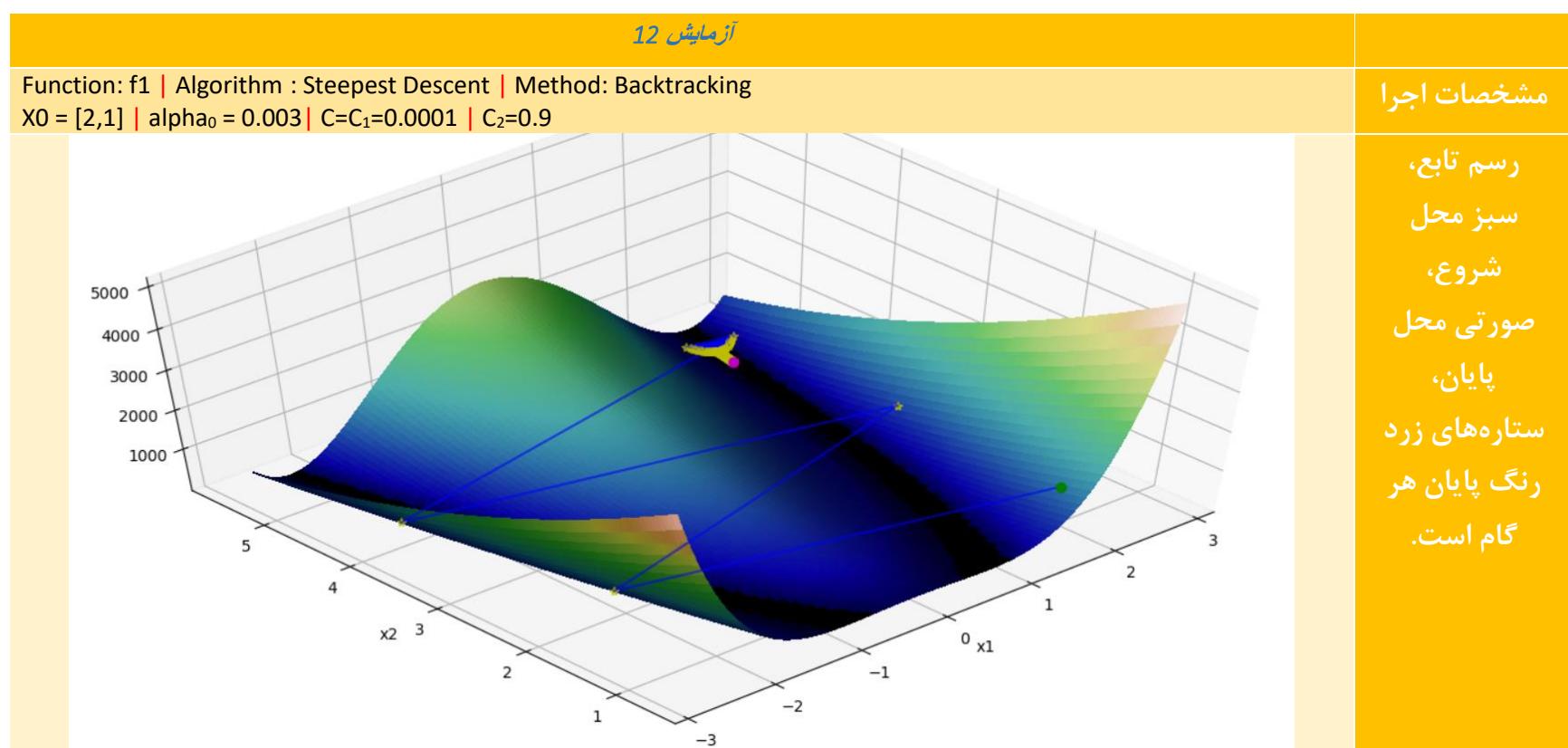
#### قسمت vii

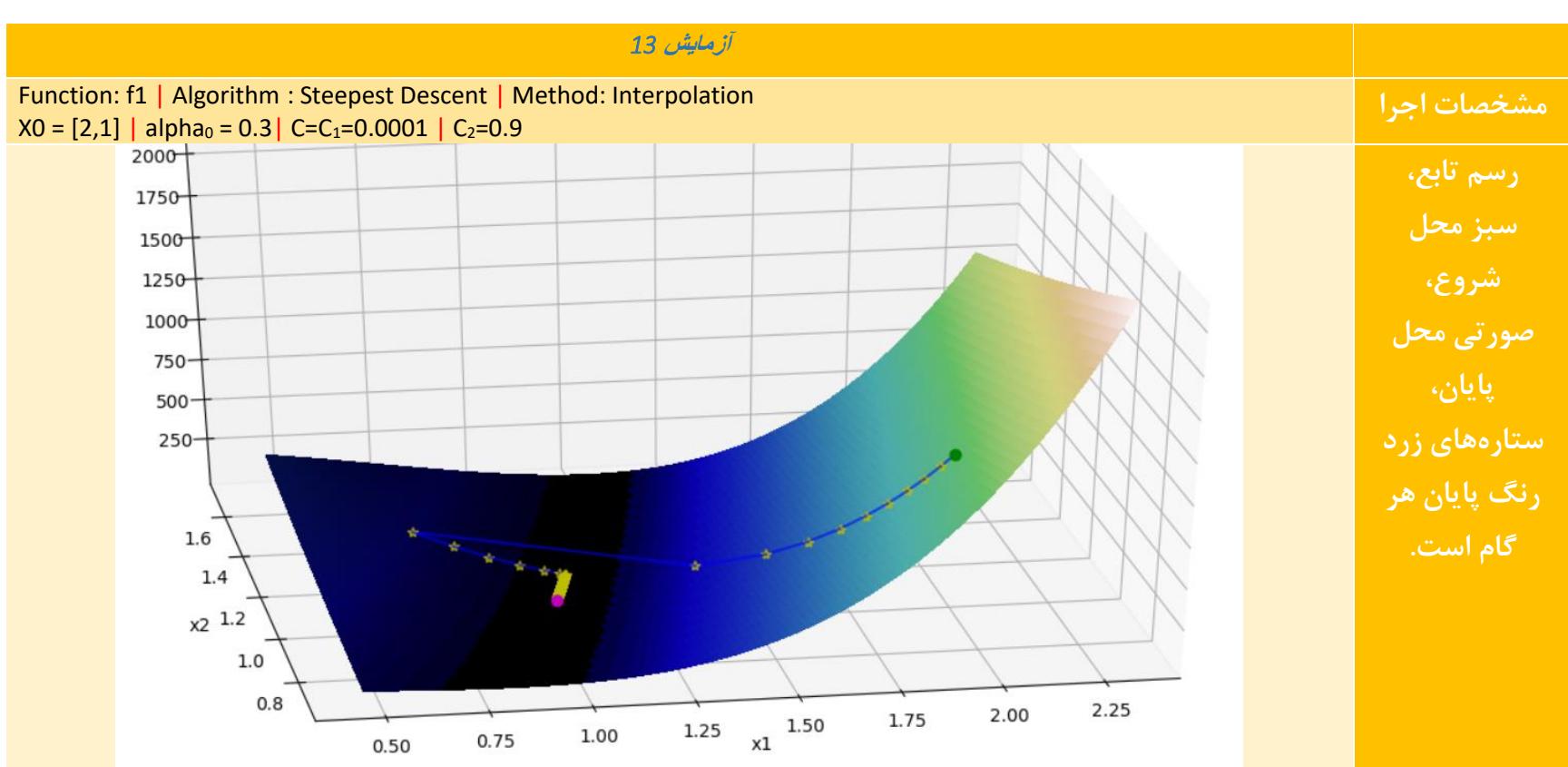
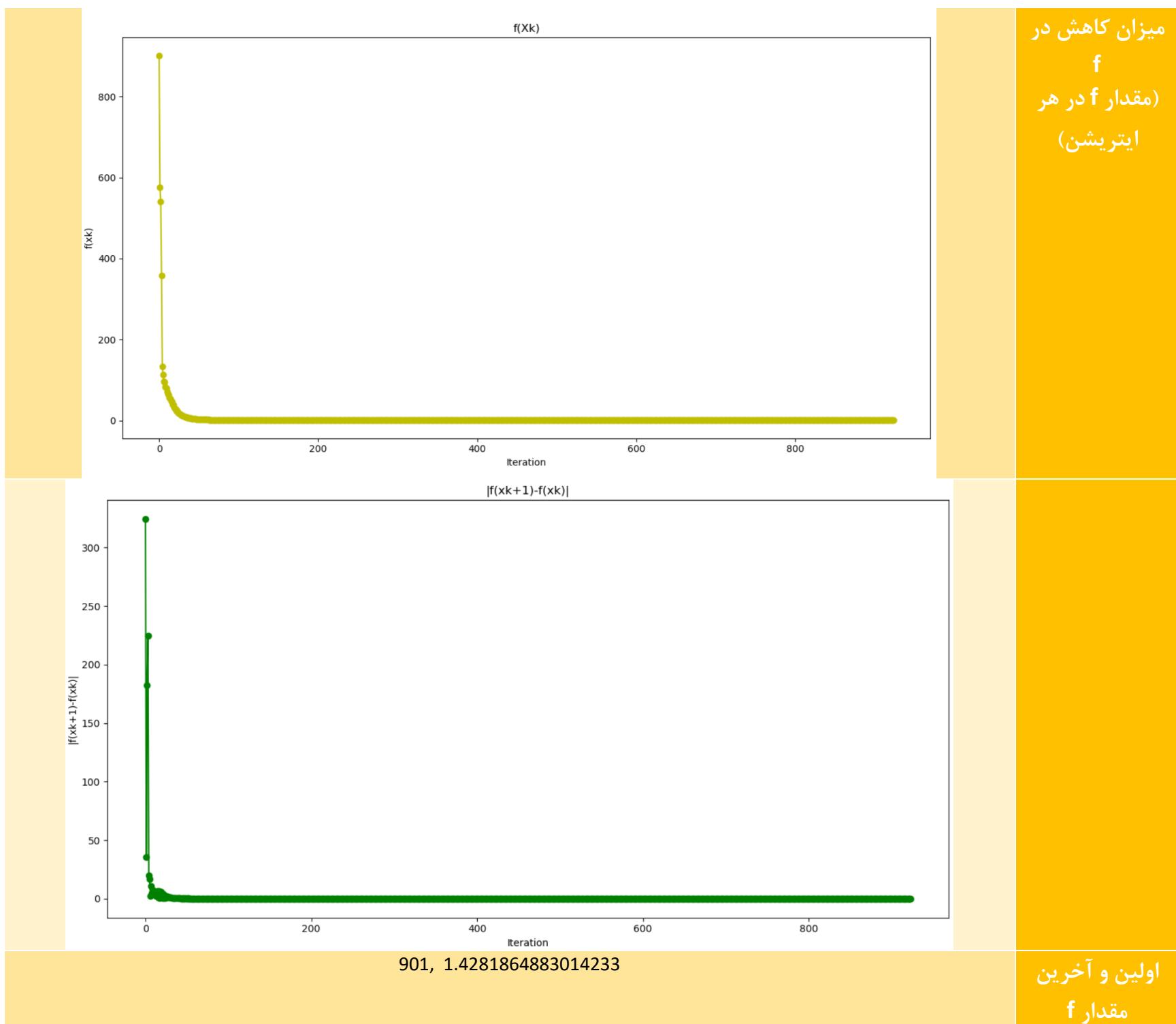
در تمام سوال‌ها و زیر سوال‌ها، تمام تست‌ها و آزمایش‌ها با تمام روش‌ها انجام شده‌اند.

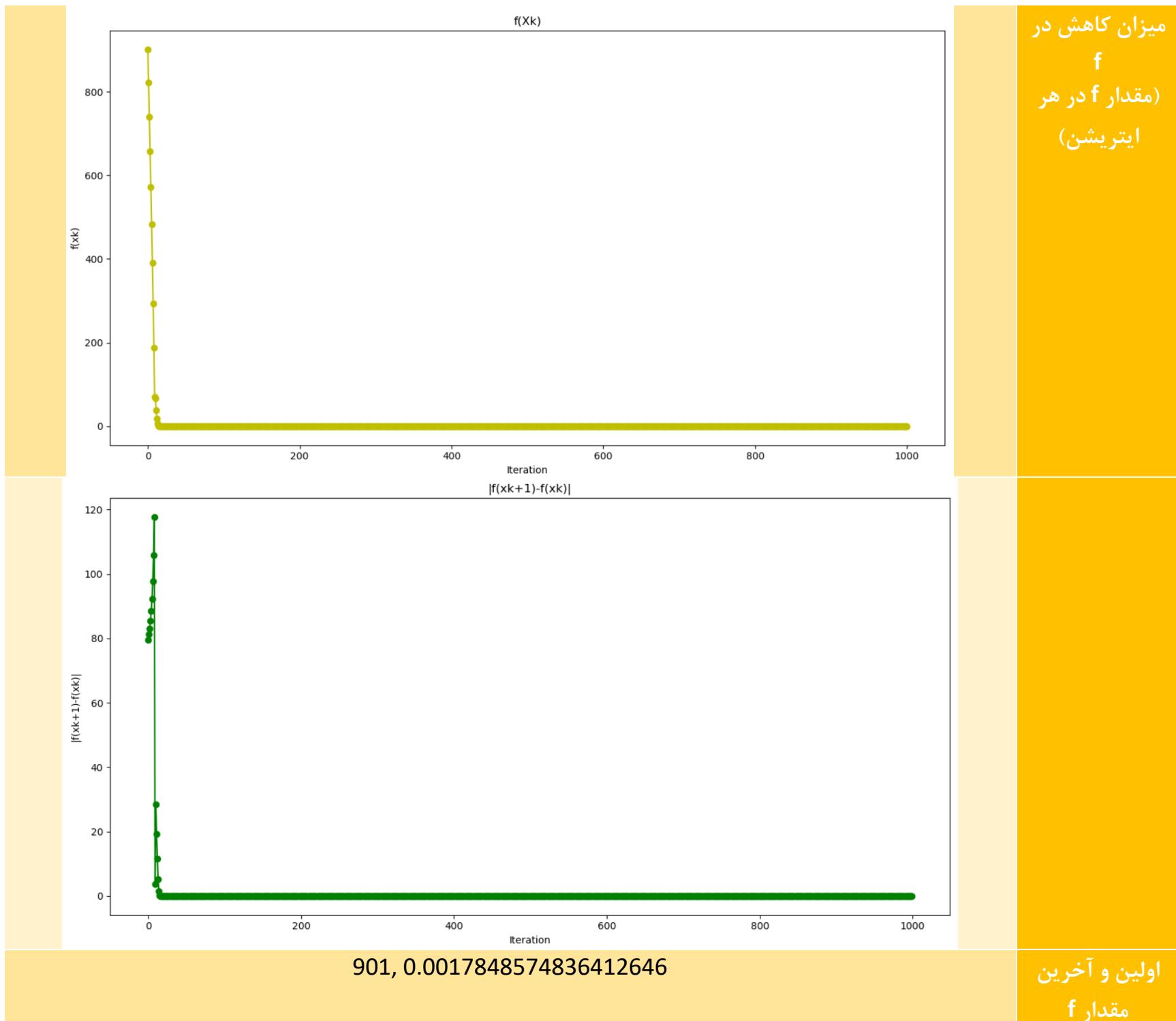
#### قسمت (ج)

در این قسمت تابع  $F_1$  را به ازای نقاط شروع  $[2,1]$   $[0,1]$   $[-1,1]$   $[2]$  با استفاده از تمام روش‌های ممکن مینیموم می‌کنیم.

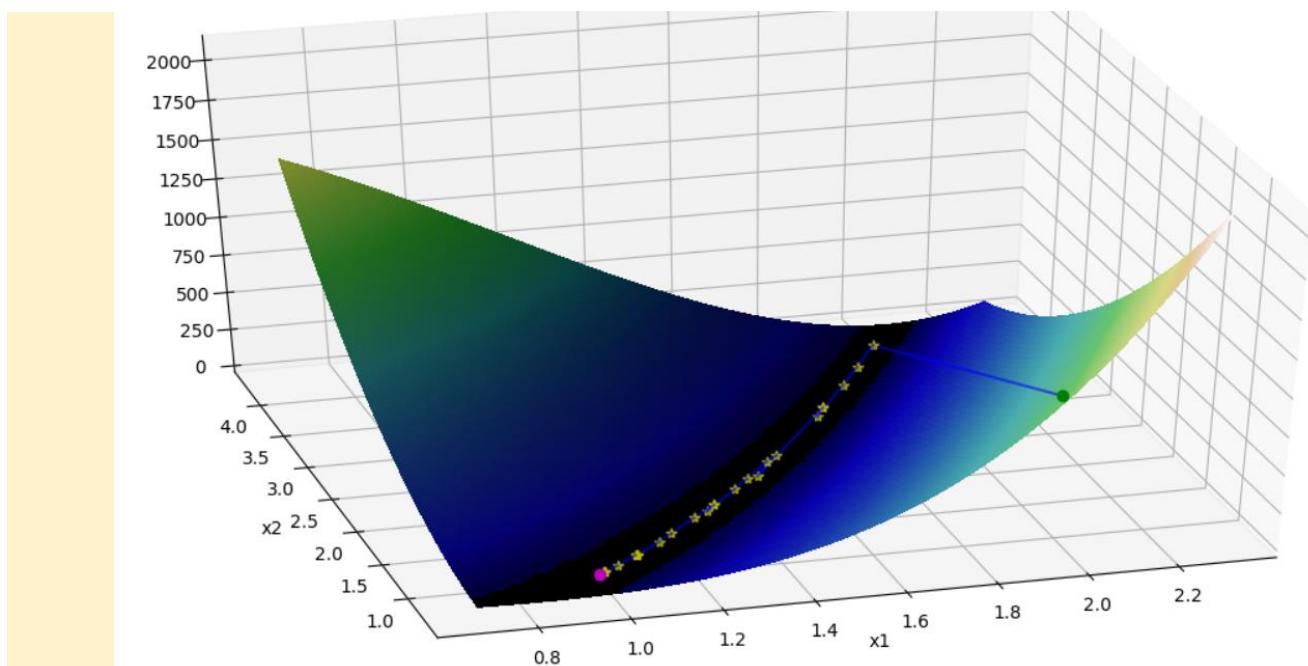
- مینیم کردن  $F_1$  با نقطه شروع  $[2,1]$  با استفاده از دو روش Steepest Descent و Quasi-Newton و دو روش Backtrack و Interpolation



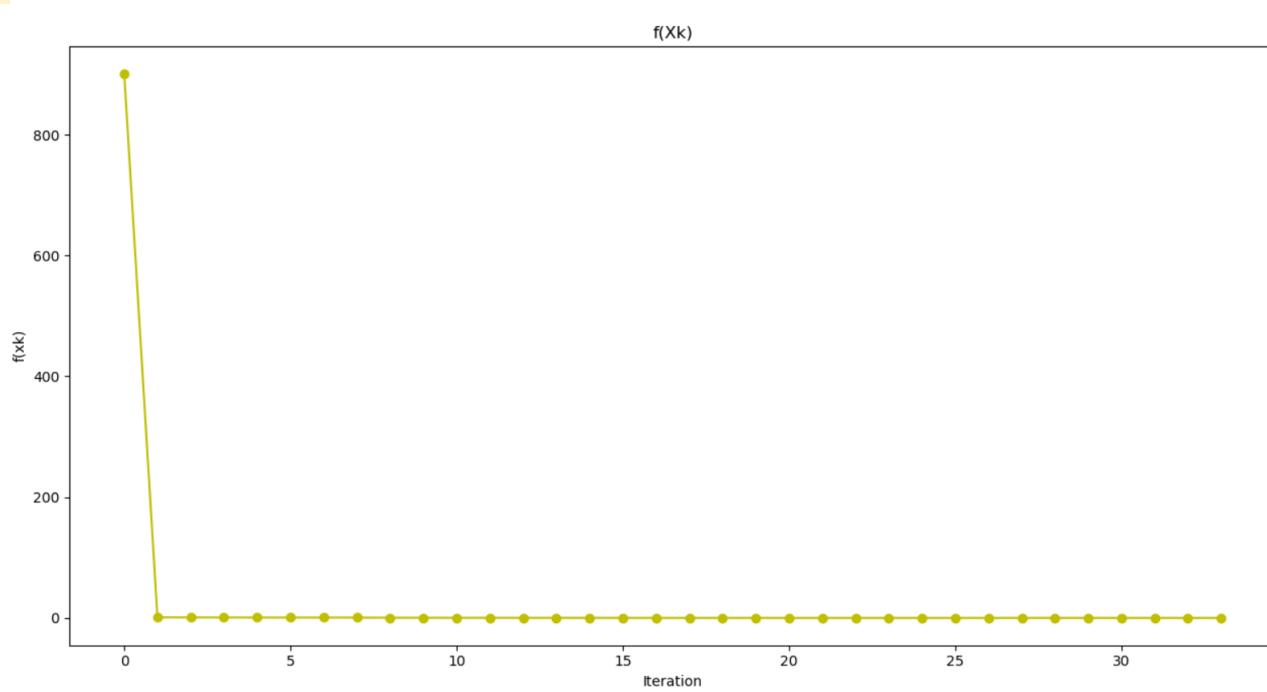




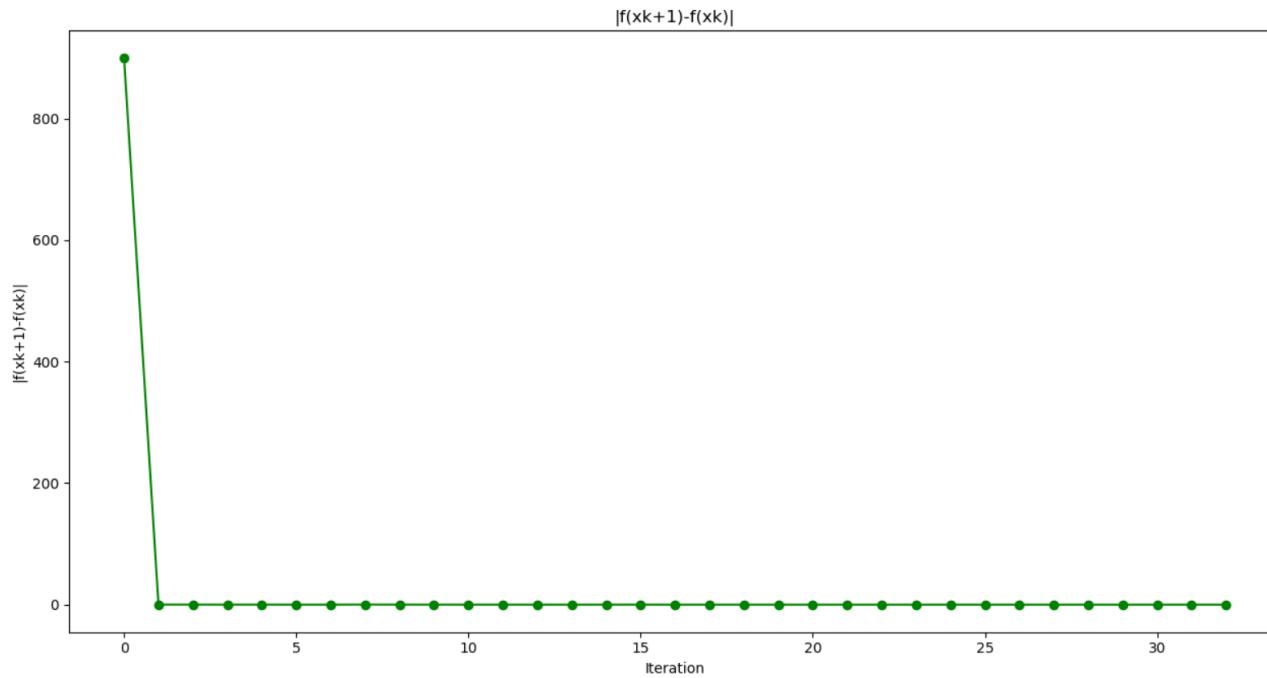
آزمایش 14	
Function: f1   Algorithm : Quasi-Newton   Method: Backtrack X0 = [2,1]   alpha0 = 0.2   C=C1=0.0001   C2=0.9	مشخصات اجرا



رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.



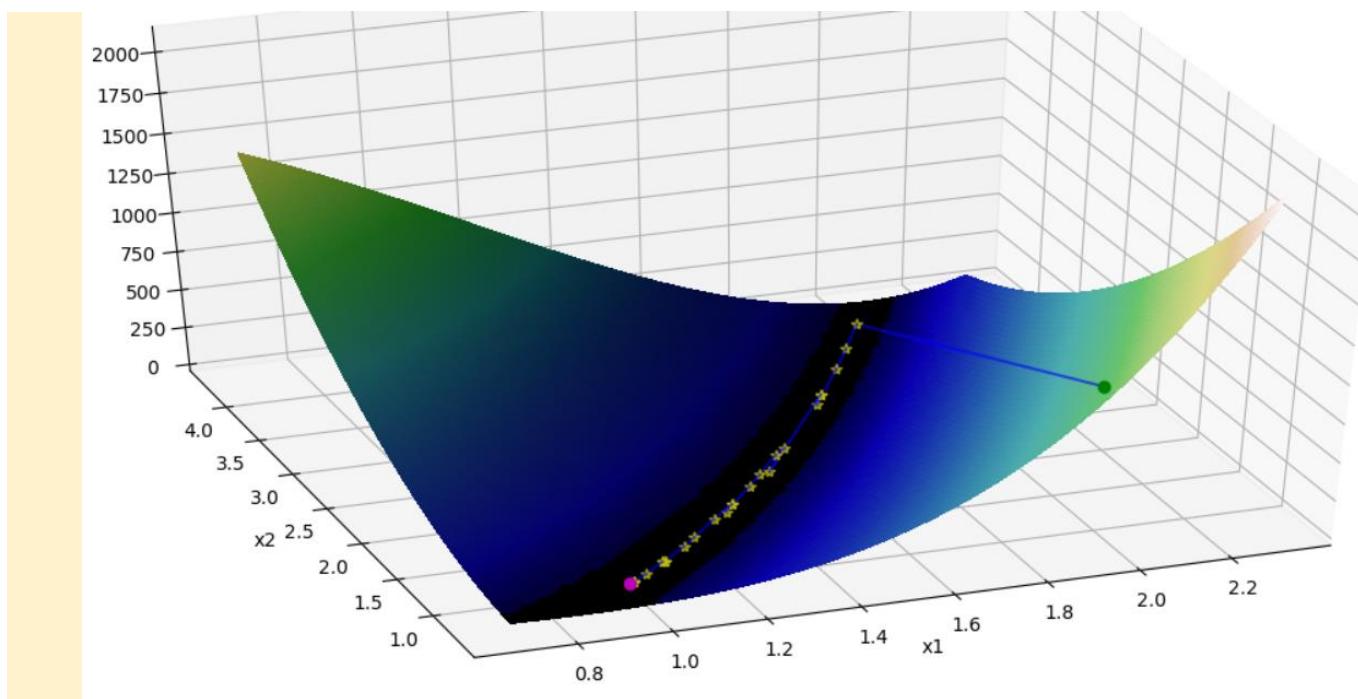
میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)



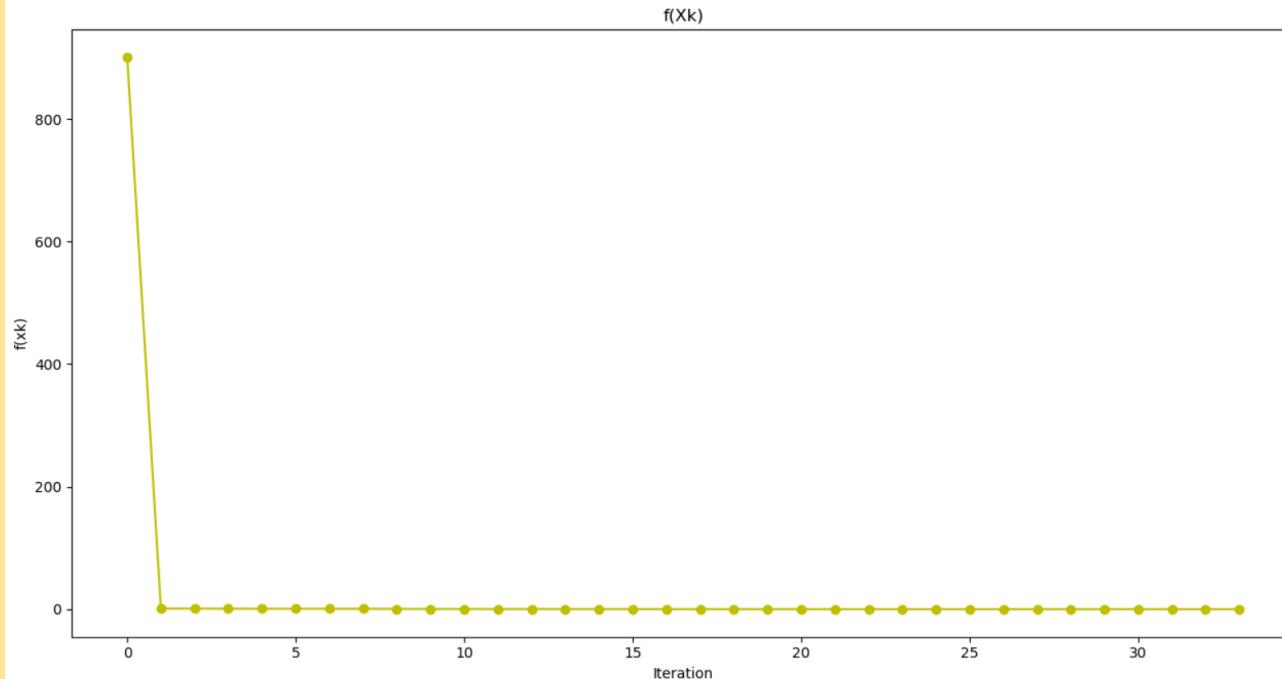
اولین و آخرین  
مقدار  $f$

901, 0.0

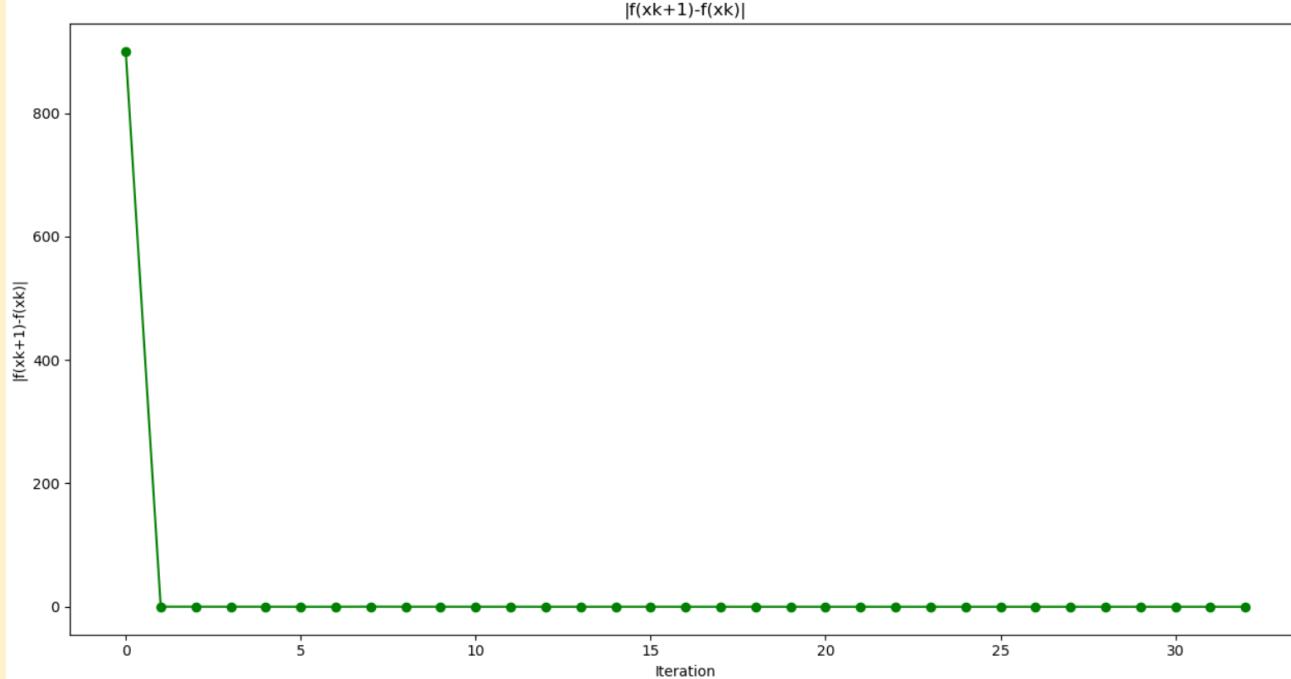
آزمایش 15	
Function: f1   Algorithm : Quasi-Newton   Method: Interpolation X0 = [2,1]   alpha0 = 0.2   C=C1=0.0001   C2=0.9	مشخصات اجرا



رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.



میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)



اولین و آخرین  
مقدار  $f$

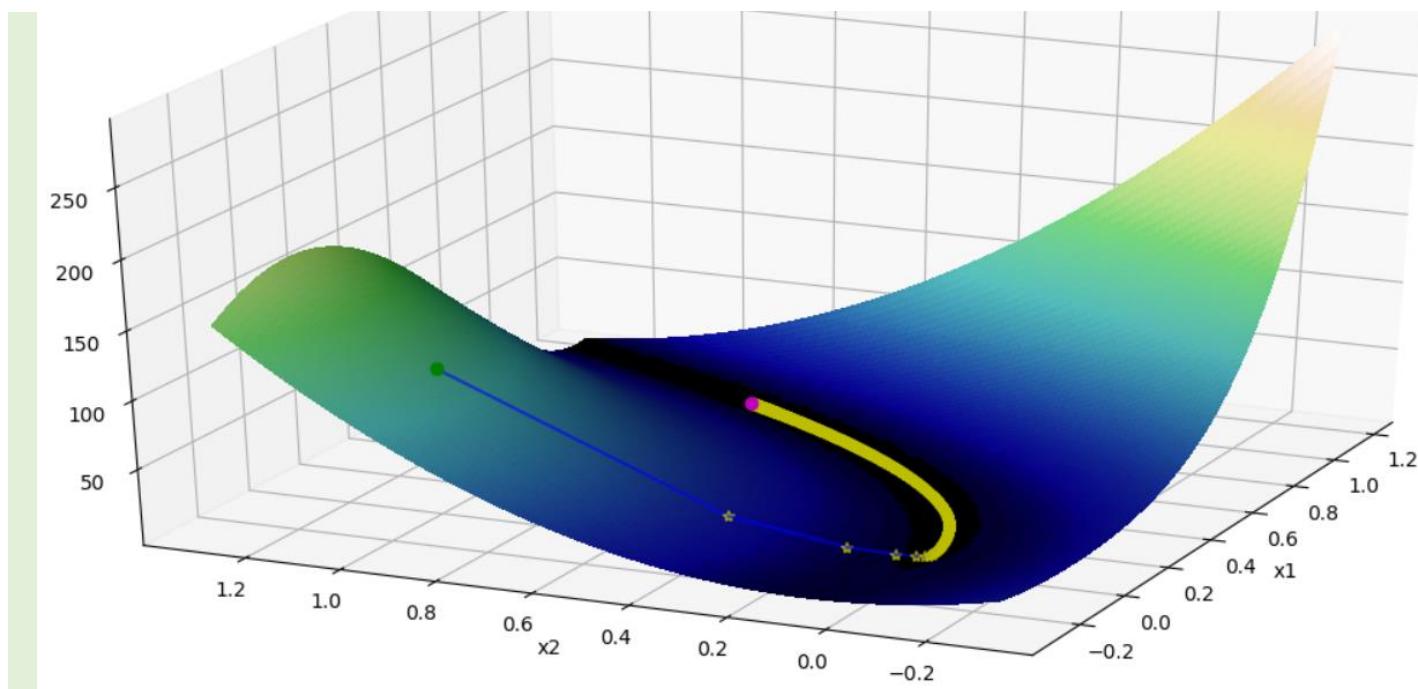
901, 0.0

- مینیم کردن  $F_1$  با نقطه شروع  $[0,1]$  با استفاده از دو روش Steepest Descent و Quasi-Newton و دو روش Backtrack و Interpolation

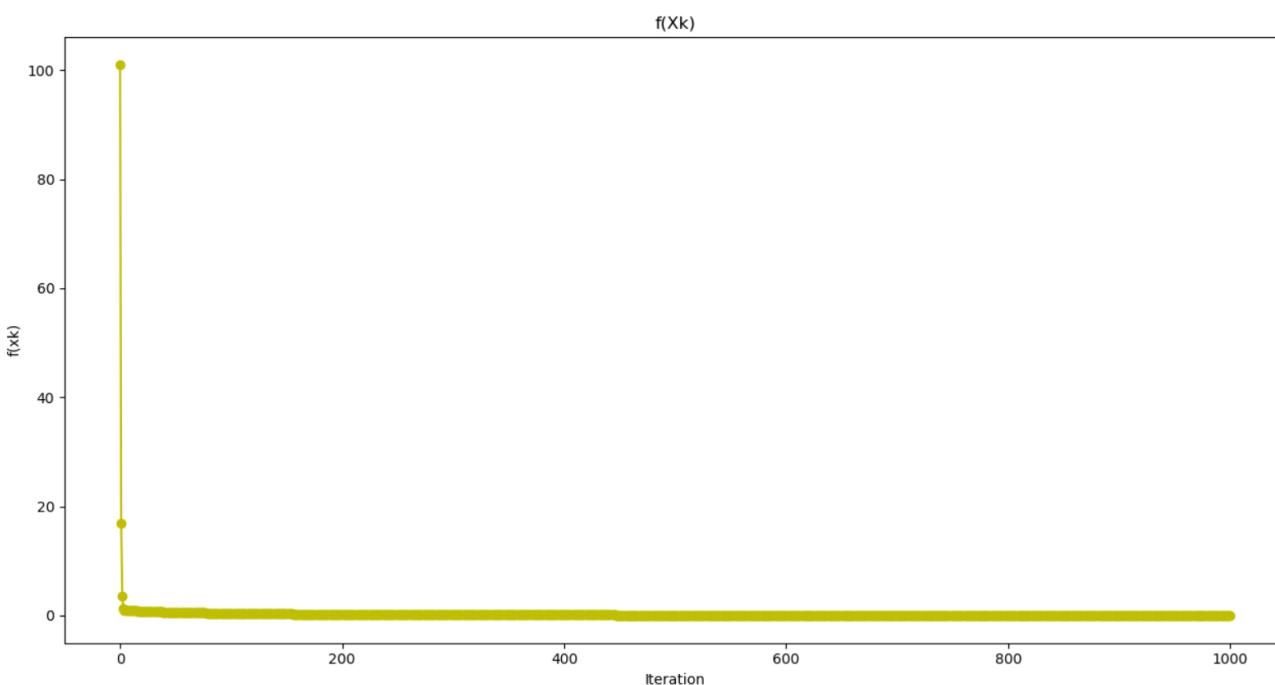
ازمایش 16

Function: f1 | Algorithm : Steepest Descent | Method: Backtracking  
 $X_0 = [0,1]$  |  $\alpha_0 = 0.003$  |  $C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

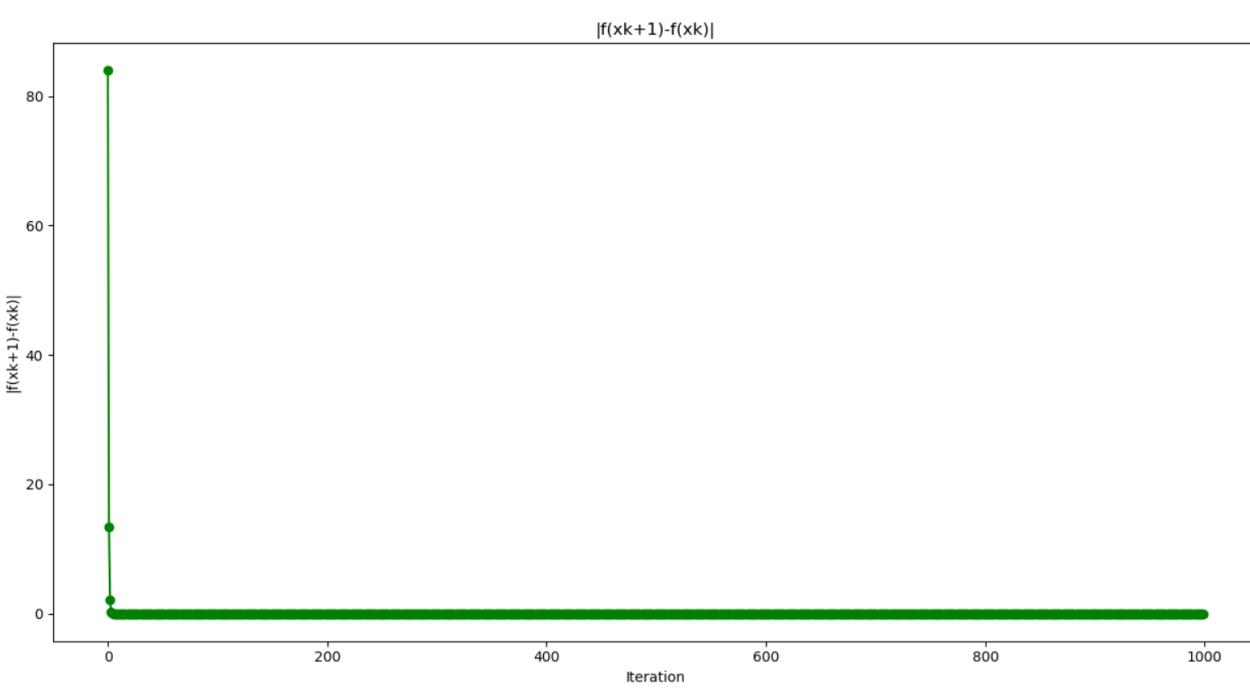
مشخصات اجرا



رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.



میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)

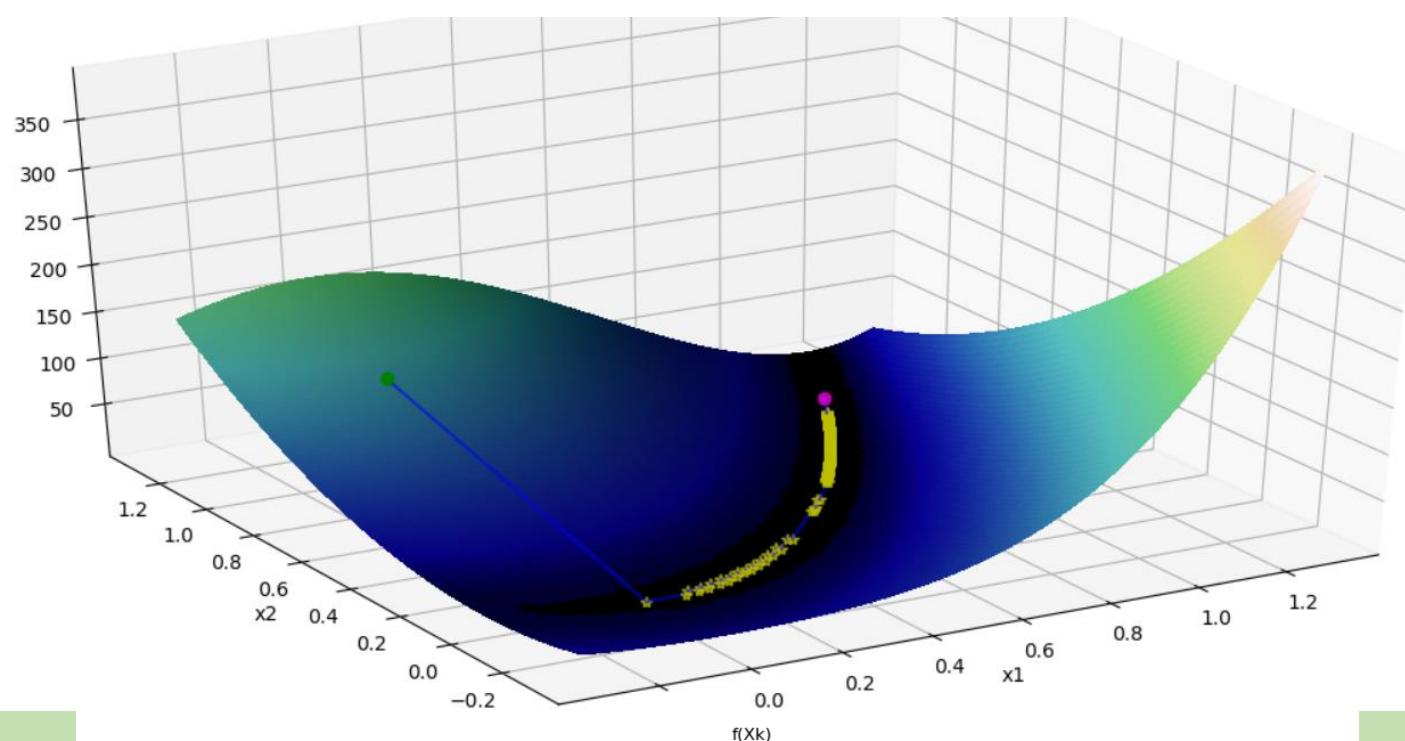


اولین و آخرین  
مقدار  $f$

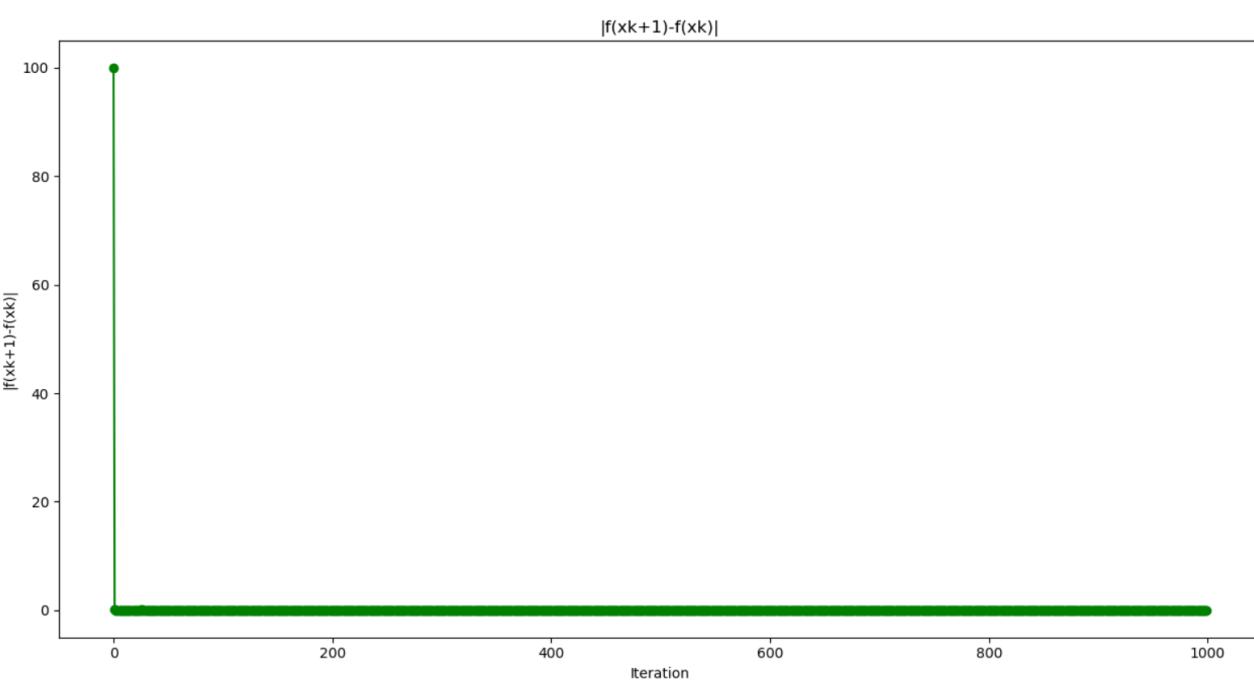
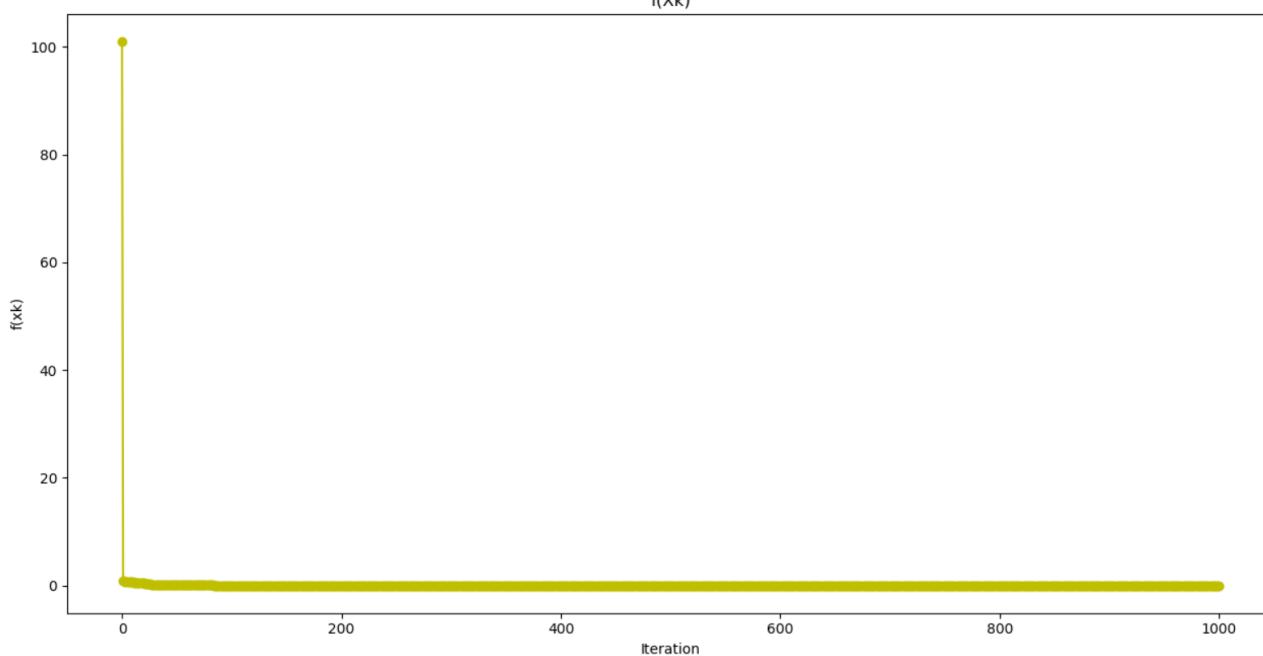
101, 0.013706921986950478

آزمایش 17	مشخصات اجرا
Function: f1   Algorithm : Steepest Descent   Method: Interpolation $X_0 = [0,1]$   $\alpha_0 = 0.01$   $C=C_1=0.0001$   $C_2=0.9$	

رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های  
زرد رنگ  
پایان هر گام  
است.



میزان کاهش  
در  $f$   
(مقدار  $f$  در  
هر ایتریشن)



101, 4.966516544349338e-06

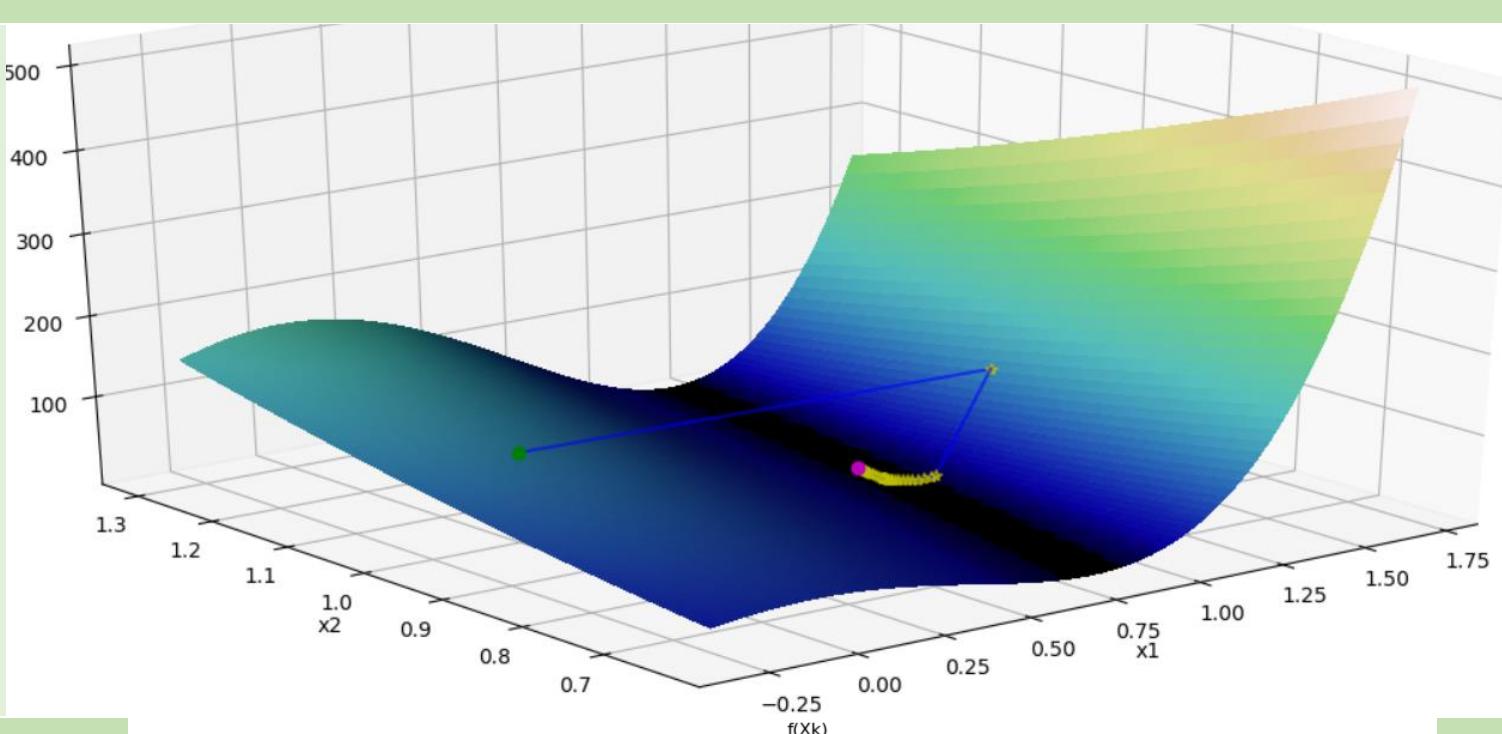
اولین و  
آخرین مقدار  
 $f$

آزمایش 18

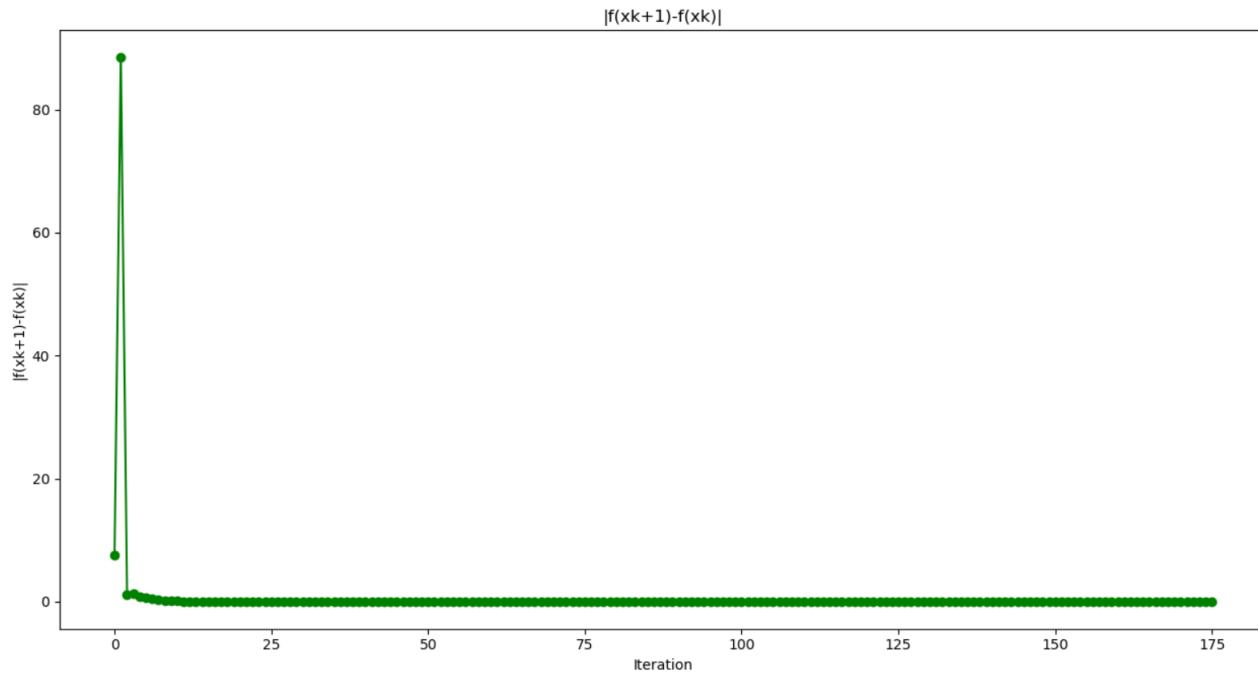
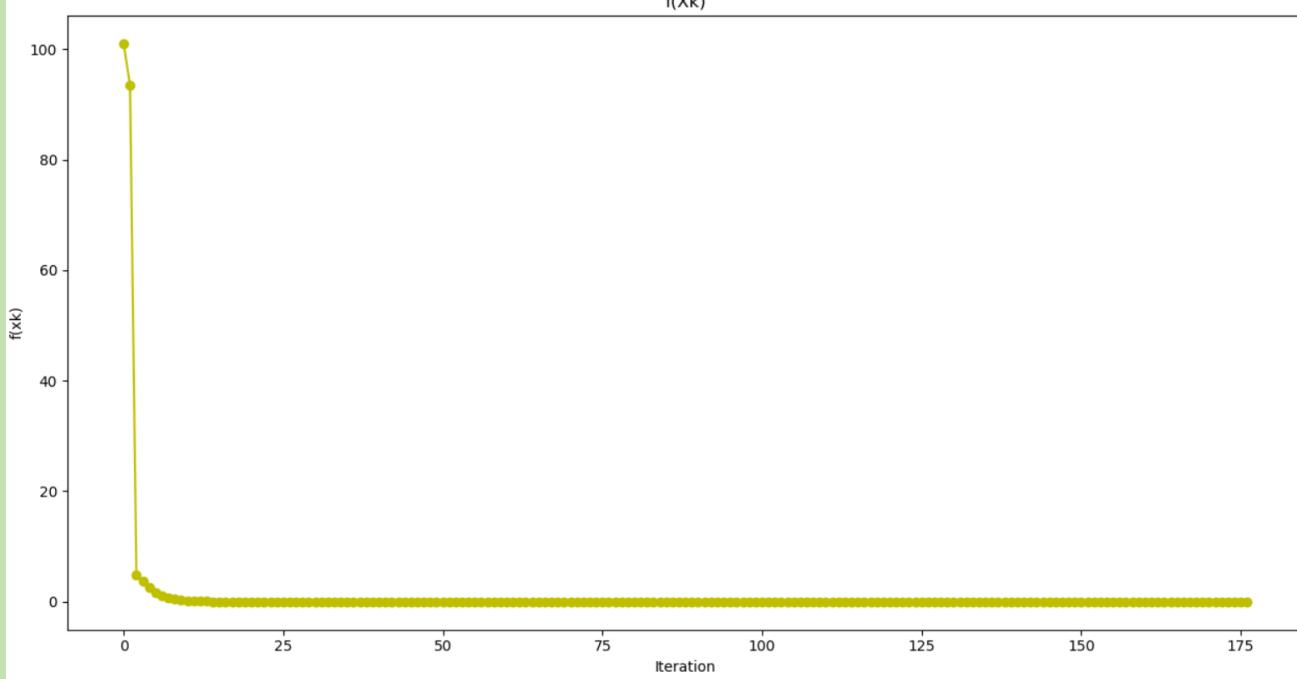
Function: f1 | Algorithm : Quasi-Newton | Method: Backtrack  
 $X_0 = [0,1]$  |  $\alpha_0 = 0.2$  |  $C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

مشخصات اجراء

- رسم تابع،
- سیز محل شروع،
- صورتی محل پایان،
- ستاره‌ها
- ی زرد رنگ
- پایان هر گام است.



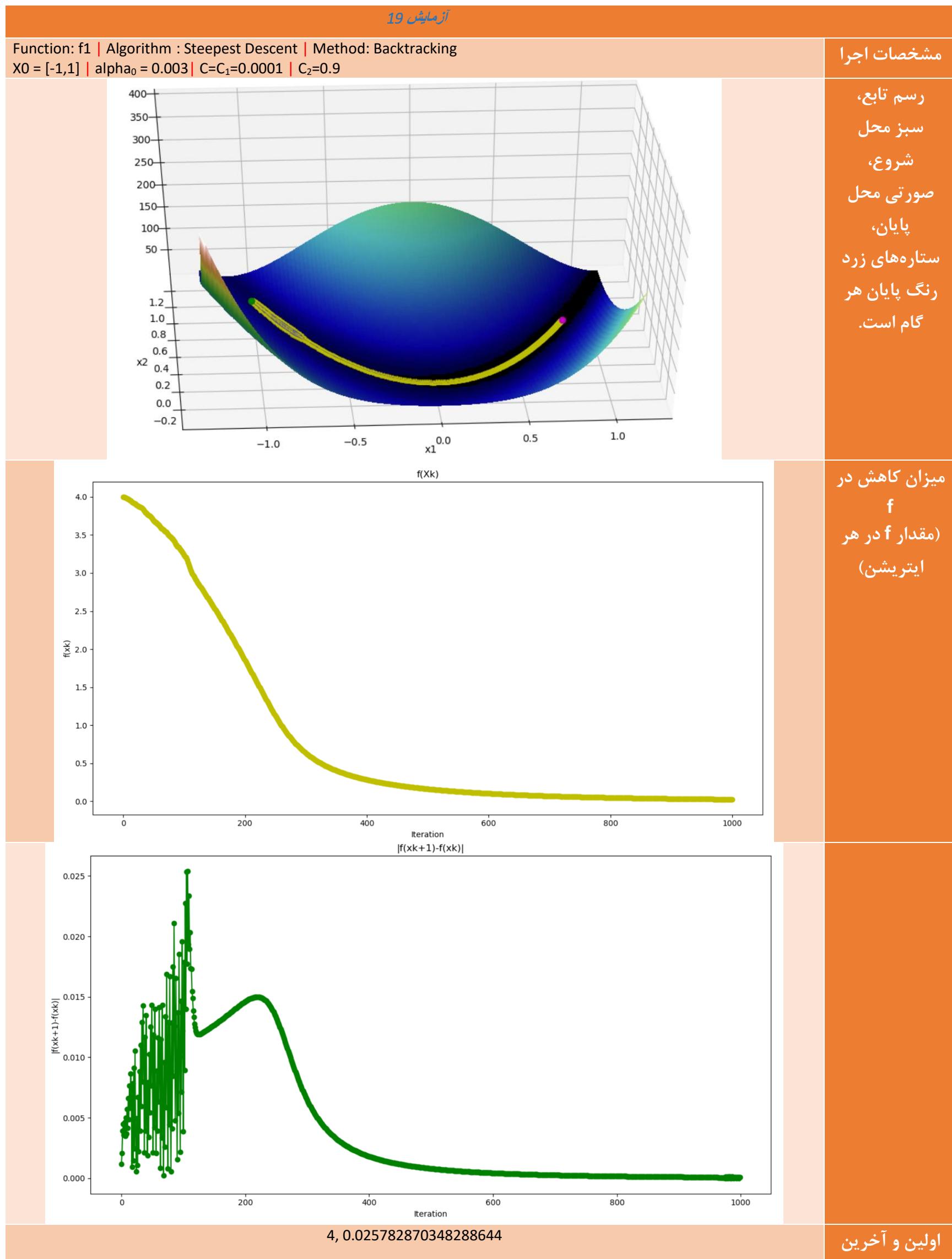
میزان کاهش در  $f$  مقدار  $f$  در هر ایتریشن)

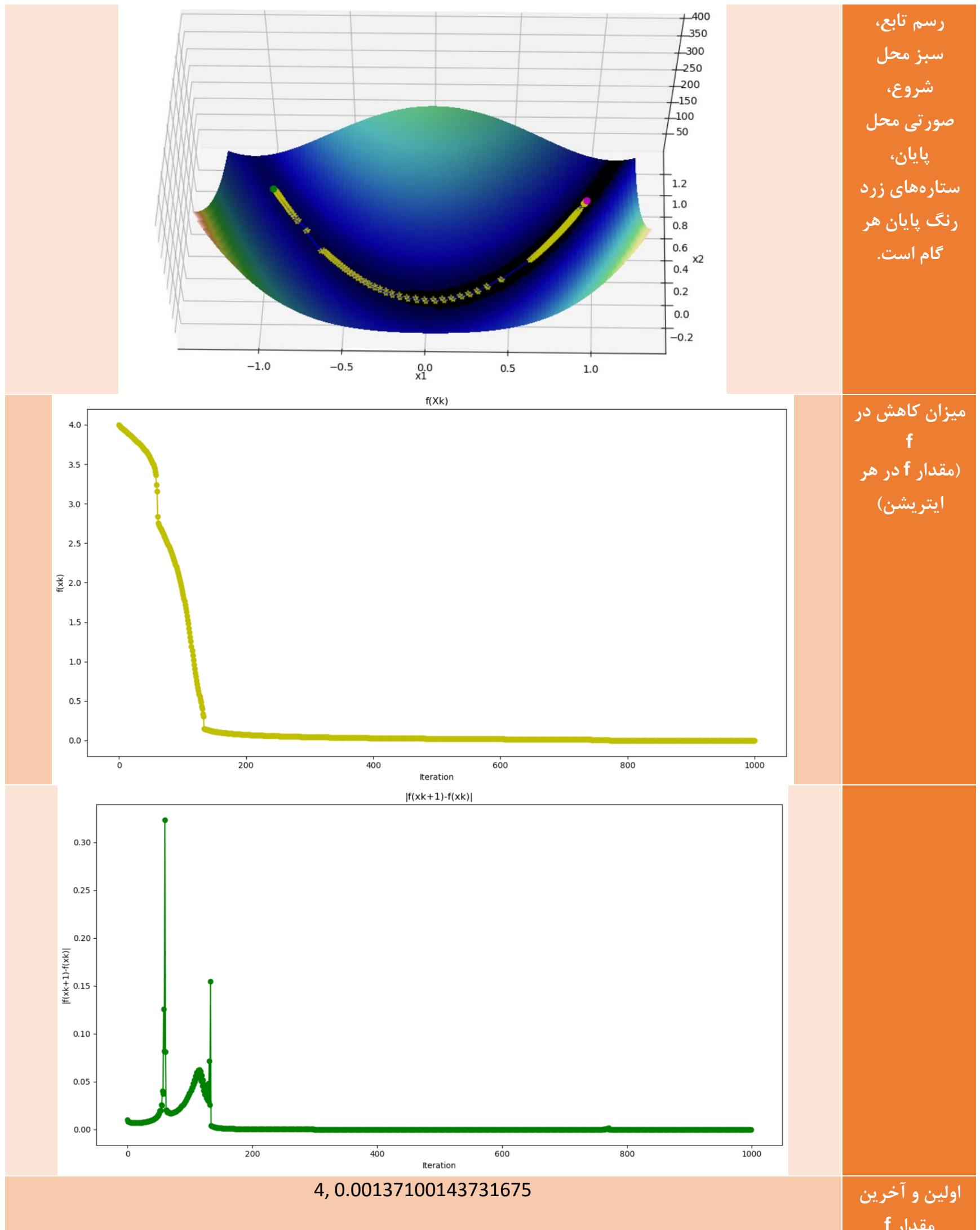


اولین و آخرین مقدار  $f$

101, 1.1093356479670479e-31

- مینیم کردن  $F_1$  با نقطه شروع [-1,1] با استفاده از دو روش Steepest Descent و Quasi-Newton و دو روش Backtrack و Interpolation

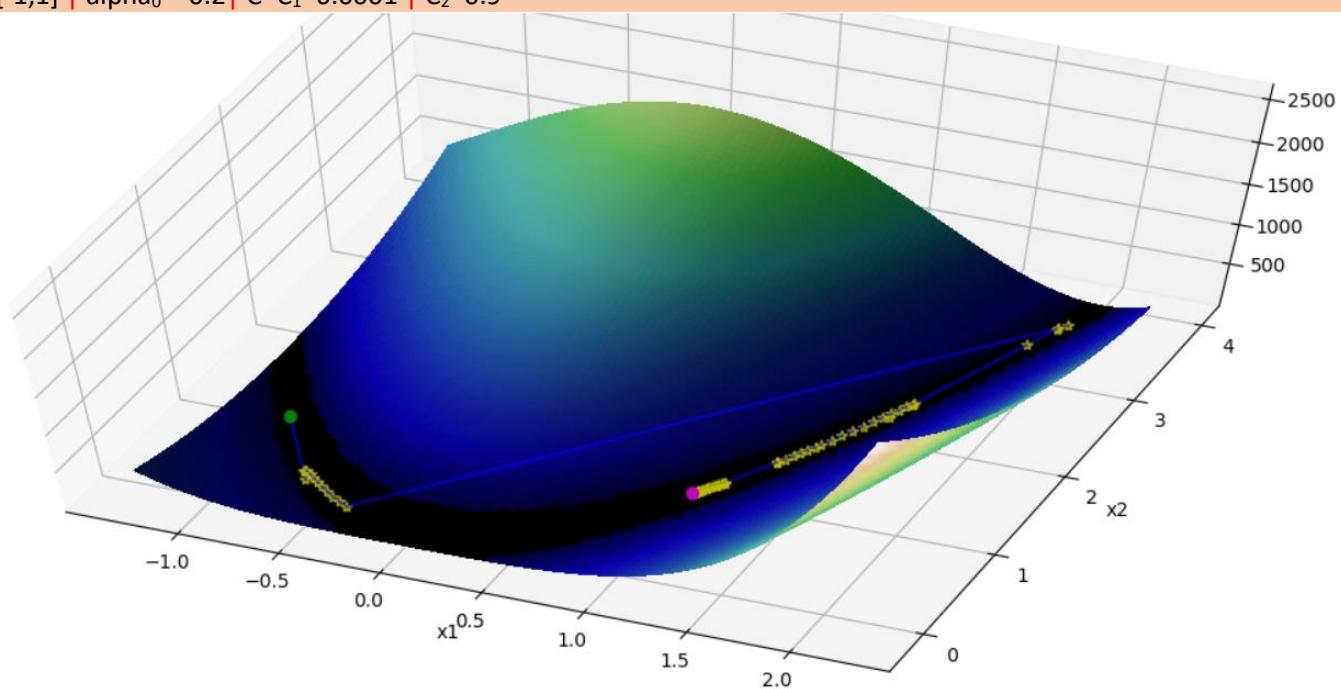




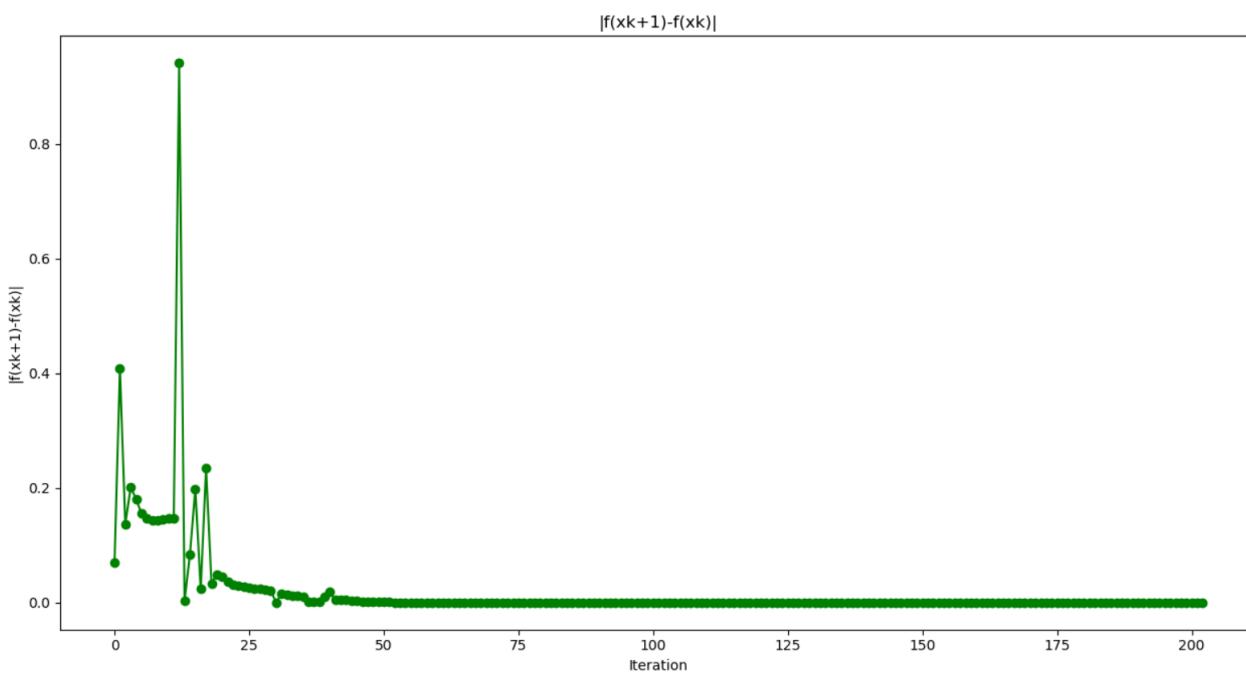
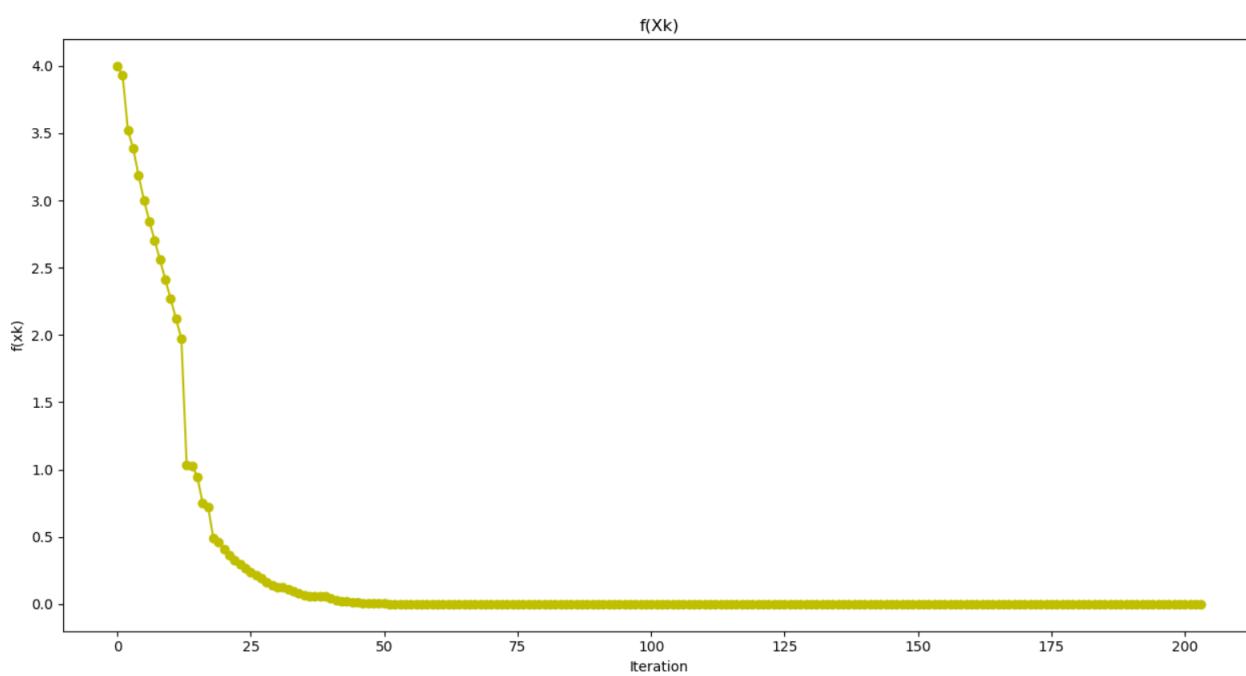
آزمایش 21

Function: f1 | Algorithm : Quasi-Newton | Method: Backtrack  
 $X_0 = [-1, 1]$  |  $\alpha_{0.2}$  |  $C=C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

مشخصات اجرا  
 رسم تابع،  
 سبز محل  
 شروع،  
 صورتی محل  
 پایان،  
 ستاره‌های زرد  
 رنگ پایان هر  
 گام است.



میزان کاهش در  
 $f$   
 مقدار  $f$  در هر  
 اپتیمیشن



4, 4.437342591868191e-31

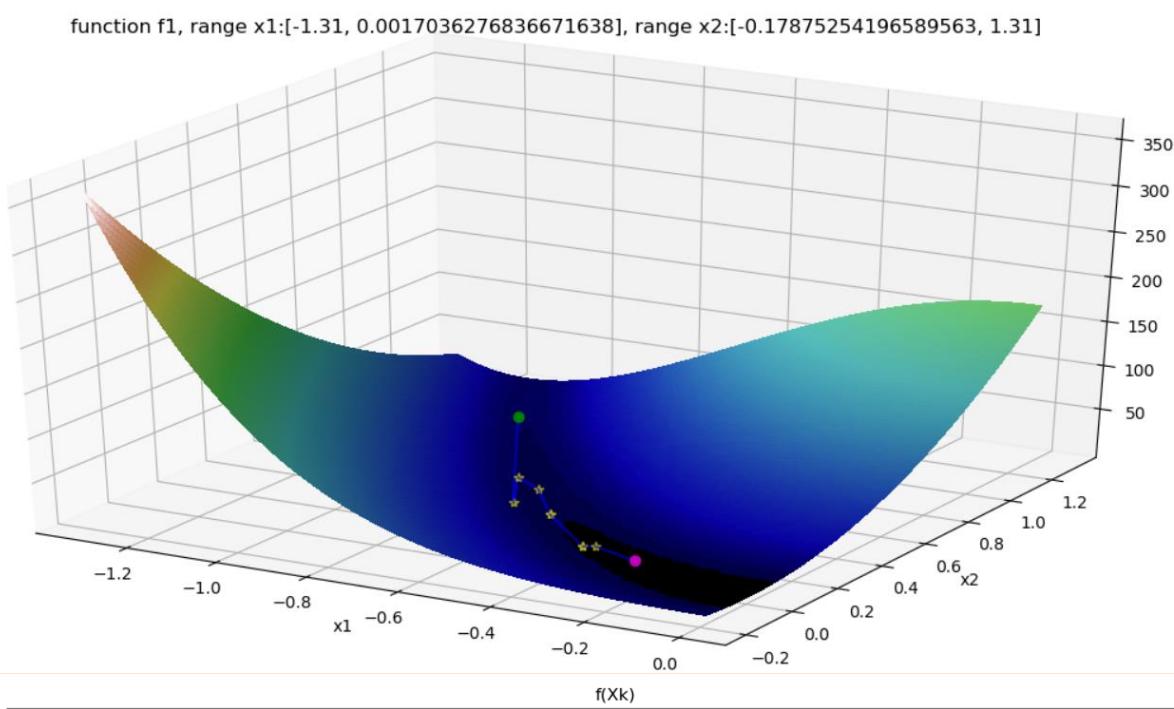
اولین و آخرین  
 $f$  مقدار

### آزمایش 22

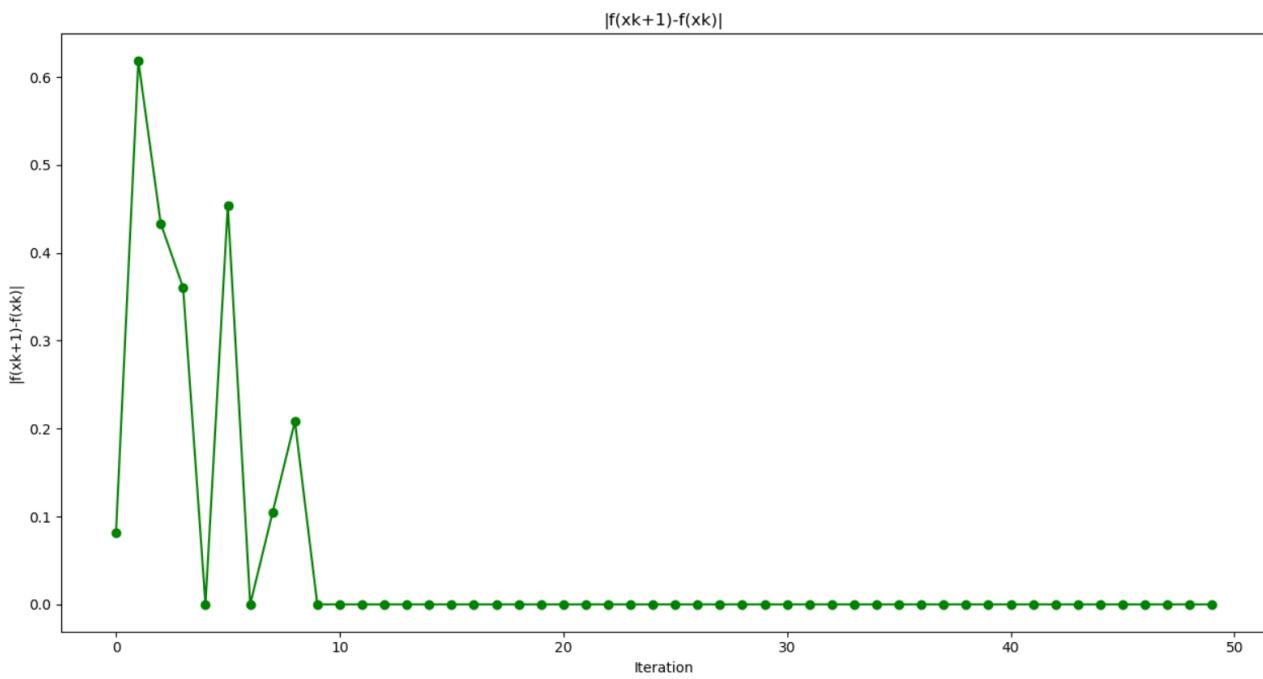
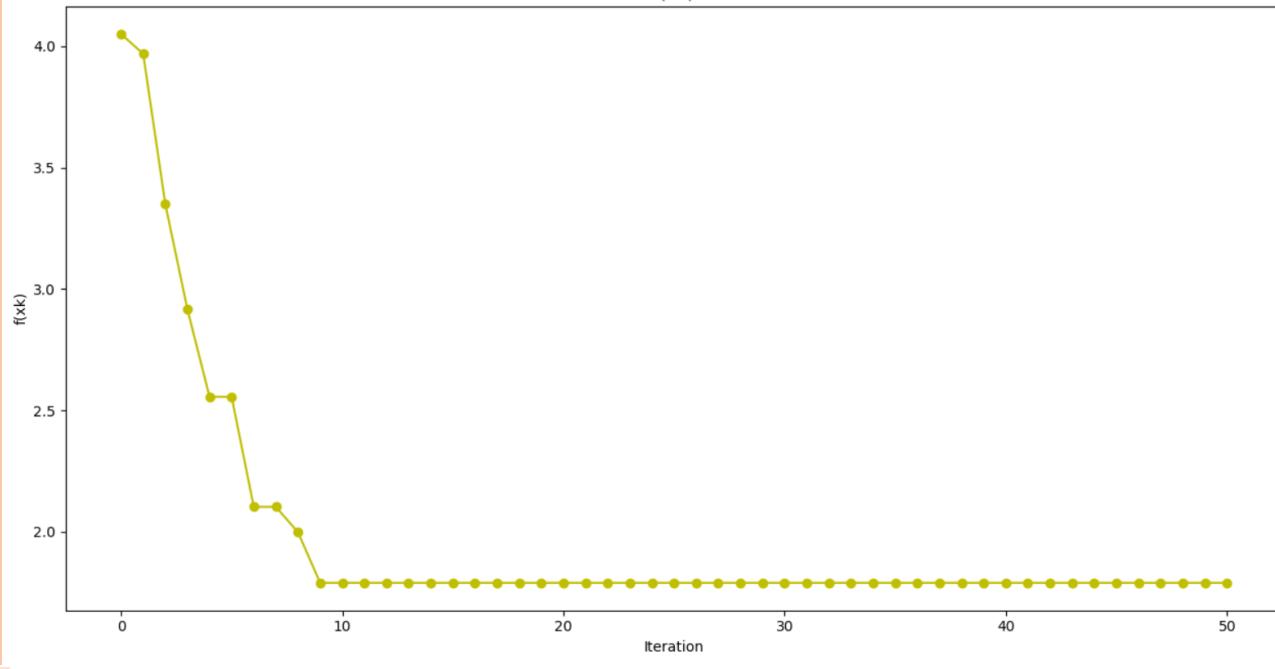
Function: f1 | Algorithm : Quasi-Newton | Method: Interpolation  
 $X_0 = [-1, 1]$  |  $\alpha_0 = 0.3$  |  $C=C_1=0.0001$  |  $C_2=0.9$

مشخصات اجرا

رسم تابع،  
 سبز محل  
 شروع،  
 صورتی محل  
 پایان،  
 ستاره‌های زرد  
 رنگ پایان هر  
 گام است.



میزان کاهش در  
 $f$   
 (مقدار  $f$  در هر  
 ایتریشن)



آخرین مقدار  $f$

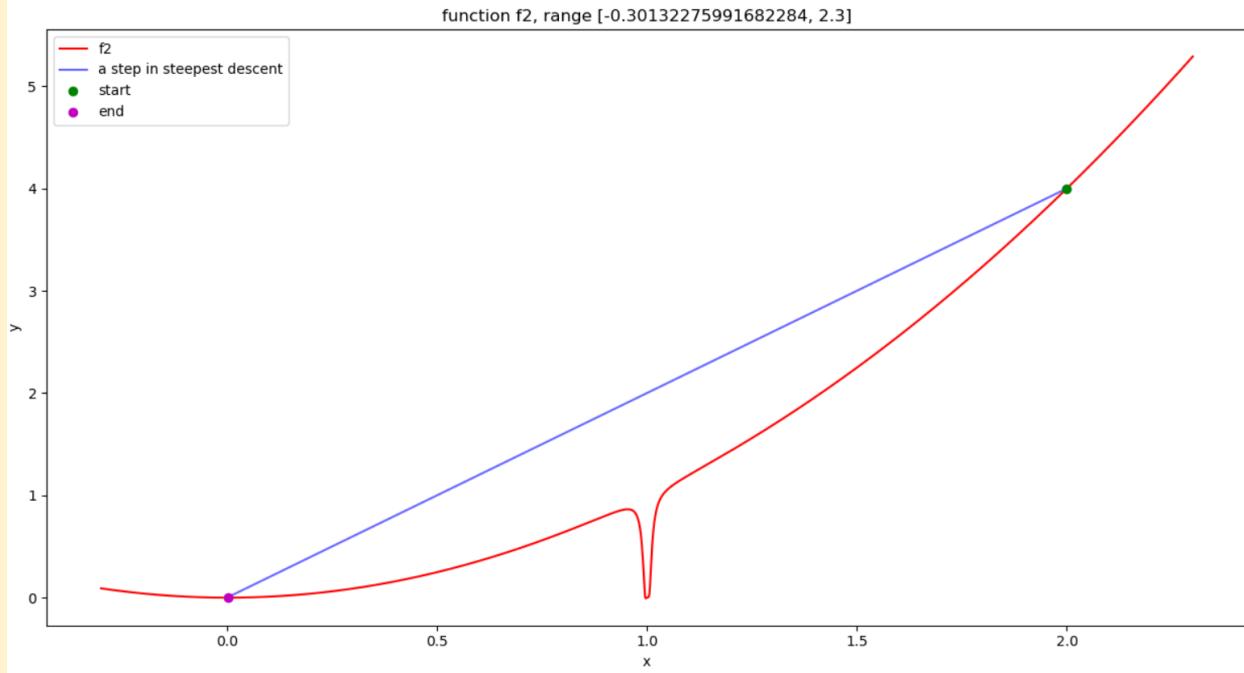
1.7896876716825059

- مینیم کردن  $f_2$  با نقطه شروع [2] با استفاده از دو روش Steepest Descent و Quasi-Newton و دو روشن Backtrack

آزمایش 23		
مشخصات اجرا		
رسم تابع، سبز محل شروع، صورتی محل پایان، ستاره های زرد رنگ پایان هر گام است.		Function: f2   Algorithm : Steepest Descent   Method: Backtracking X0 = [2]   alpha <sub>0</sub> = 0.1   C=C <sub>1</sub> =0.0001   C <sub>2</sub> =0.9
میزان کاهش در f (مقدار f در هر ایتریشن)		$f(x_k)$ Iteration
اولین و آخرین مقدار f		$ f(x_{k+1}) - f(x_k) $ Iteration 3.9999, -0.0001

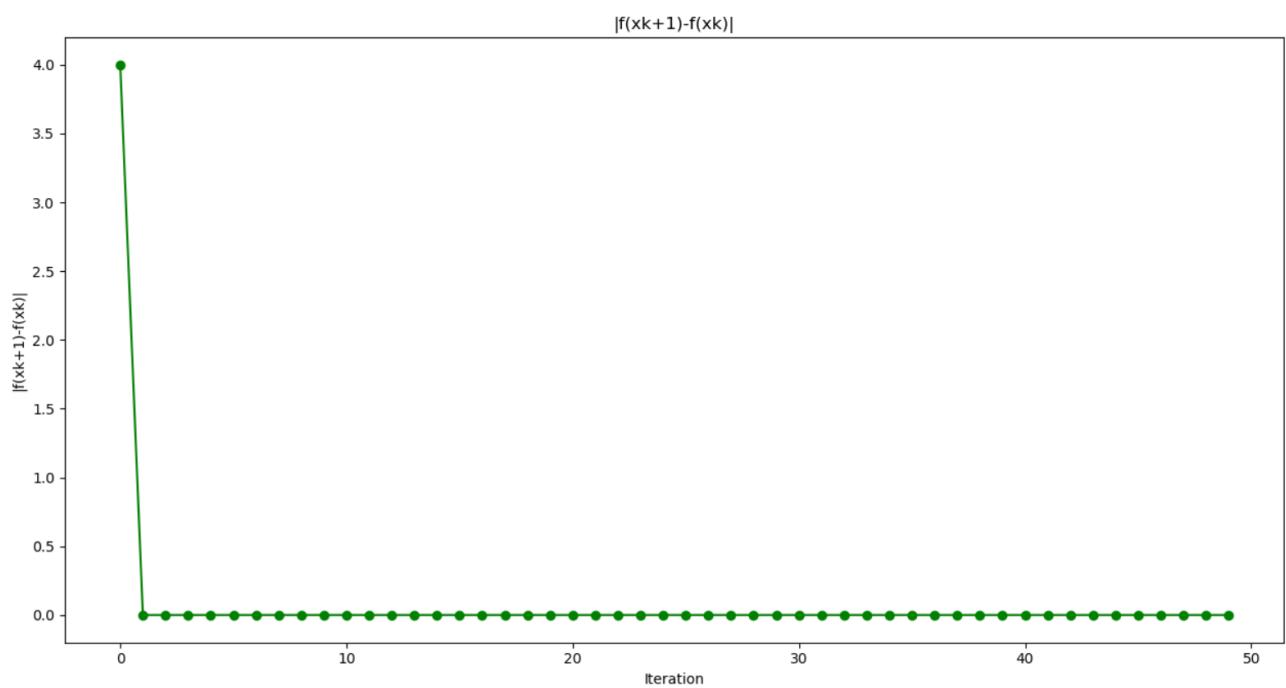
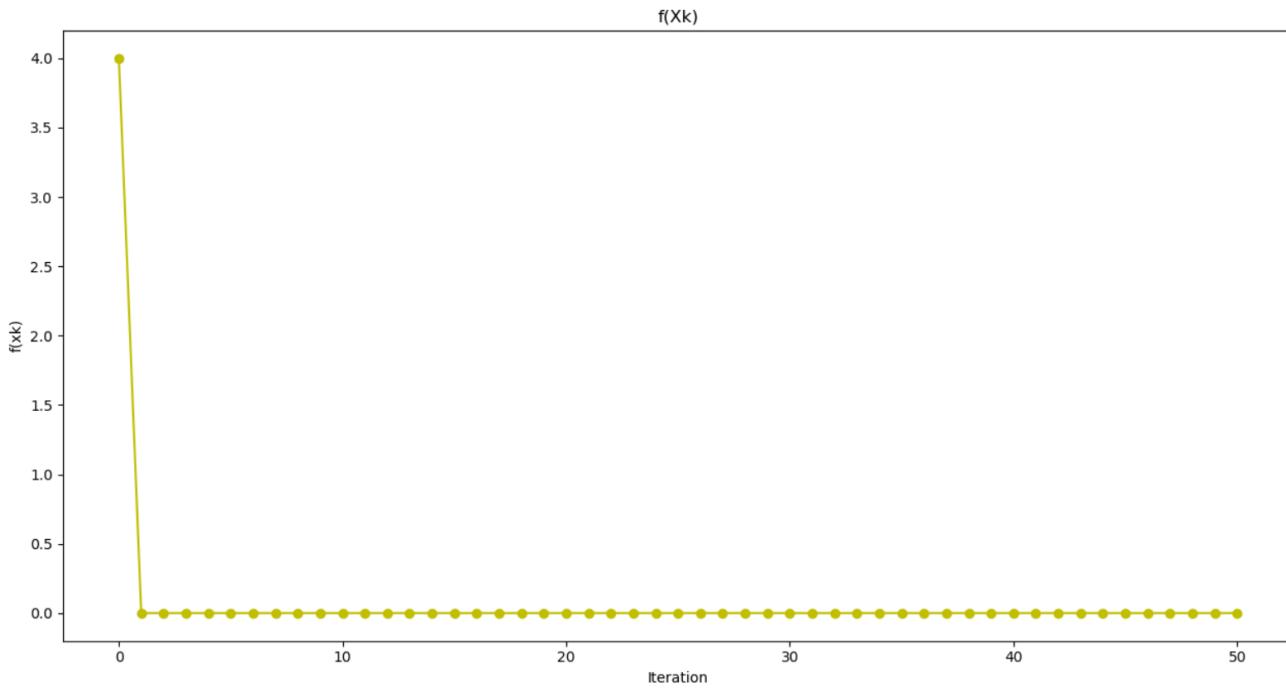
آزمایش 24		
مشخصات اجرا		
		Function: f2   Algorithm : Steepest Descent   Method: Interpolation X0 = [2]   alpha <sub>0</sub> = 0.1   C=C <sub>1</sub> =0.0001   C <sub>2</sub> =0.9

رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.



چند گام آخر در اطراف مینیمم کنار هم افتاده اند، به خوبی مشخص نیستند.

میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)

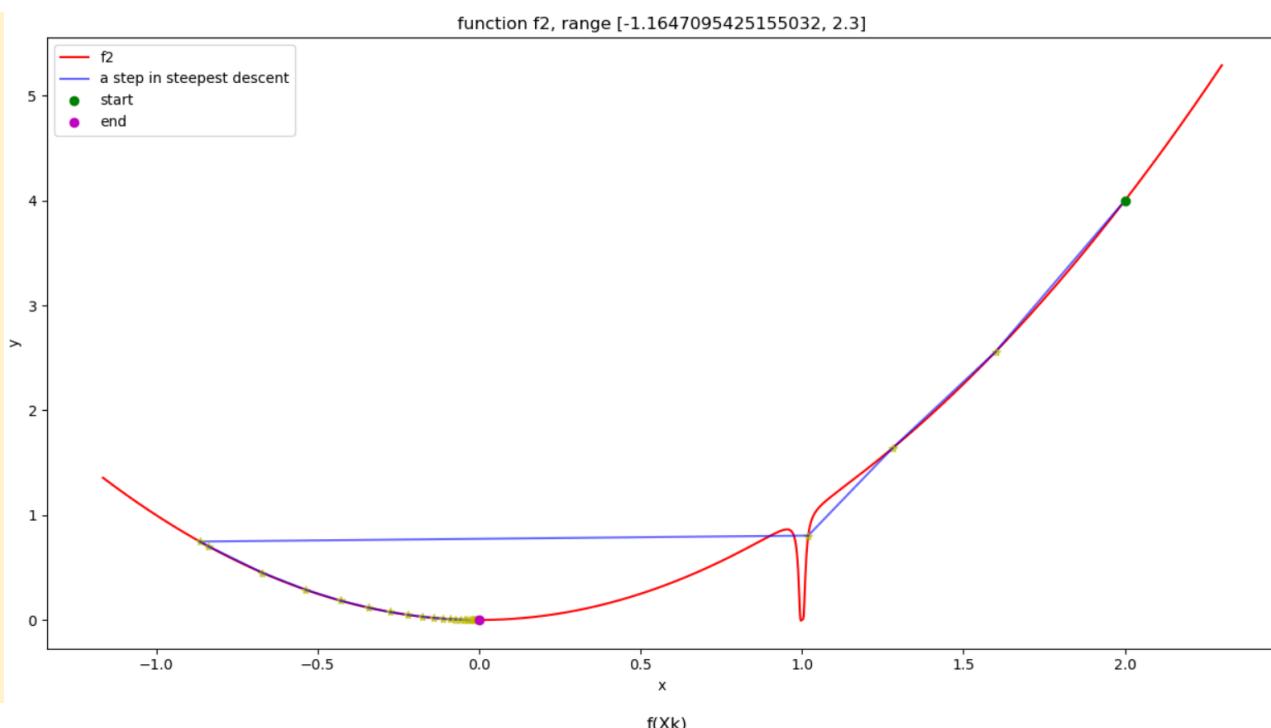


اولین و آخرین  
مقدار  $f$

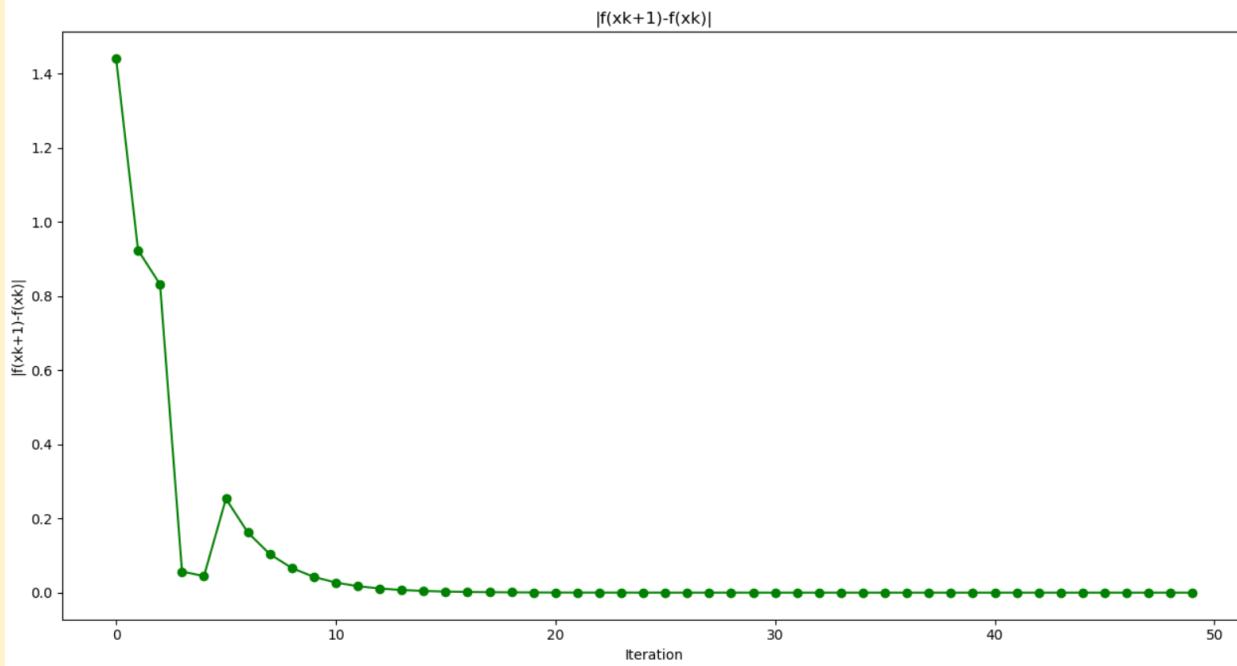
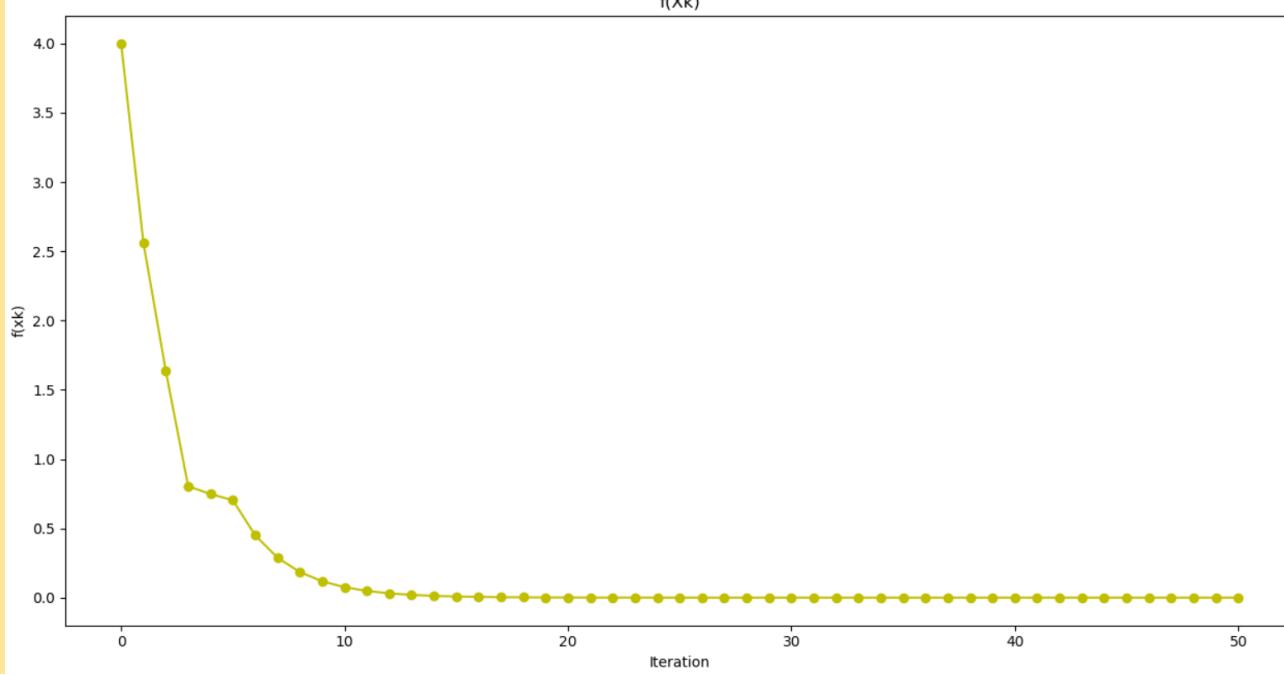
3.9999, -0.00010001

آزمایش 25	
Function: f2   Algorithm : Quasi-Newton   Method: Backtracking X0 = [2]   alpha0 = 0.2   C=C1=0.0001   C2=0.9	مشخصات اجرا

رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.



میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)

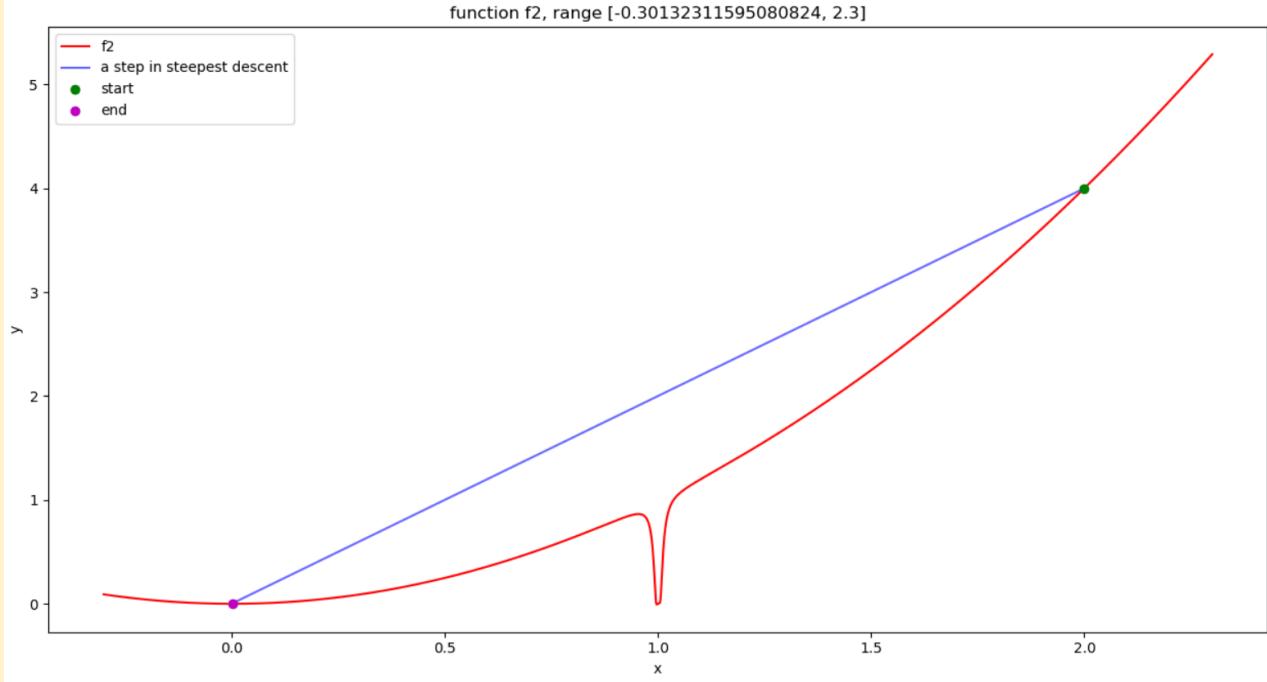


اولین و آخرین  
مقدار  $f$

3.9999, -0.0001

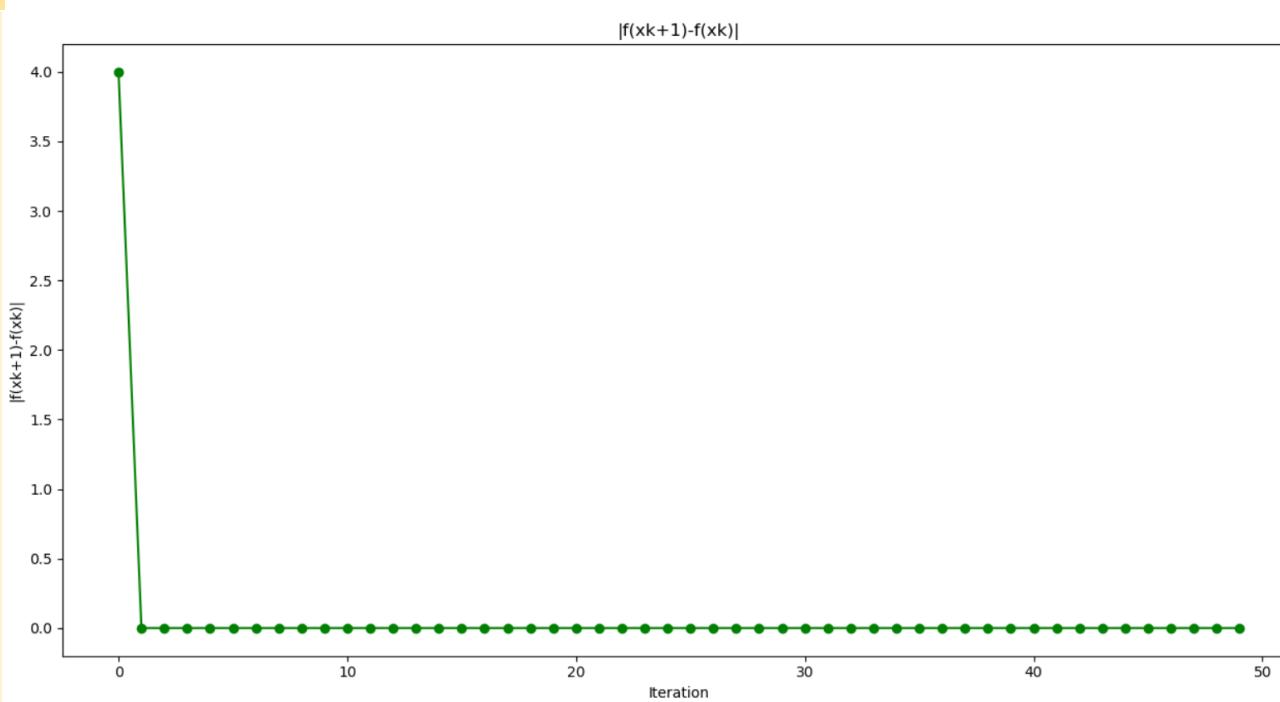
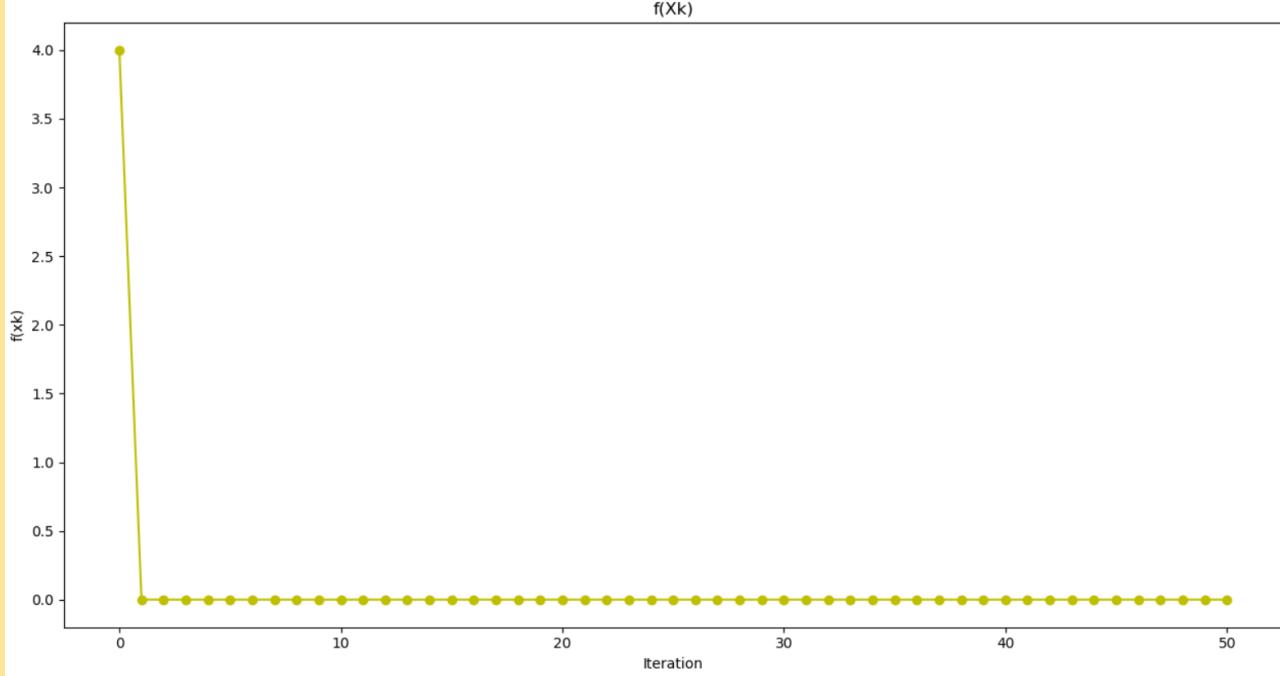
آزمایش 26	مشخصات اجرا
Function: f2   Algorithm : Quasi-Newton   Method: Interpolation X0 = [2]   alpha0 = 0.2   C=C1=0.0001   C2=0.9	

رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.



چند گام آخر در اطراف مینیمم کنار هم افتاده اند، به خوبی مشخص نیستند.

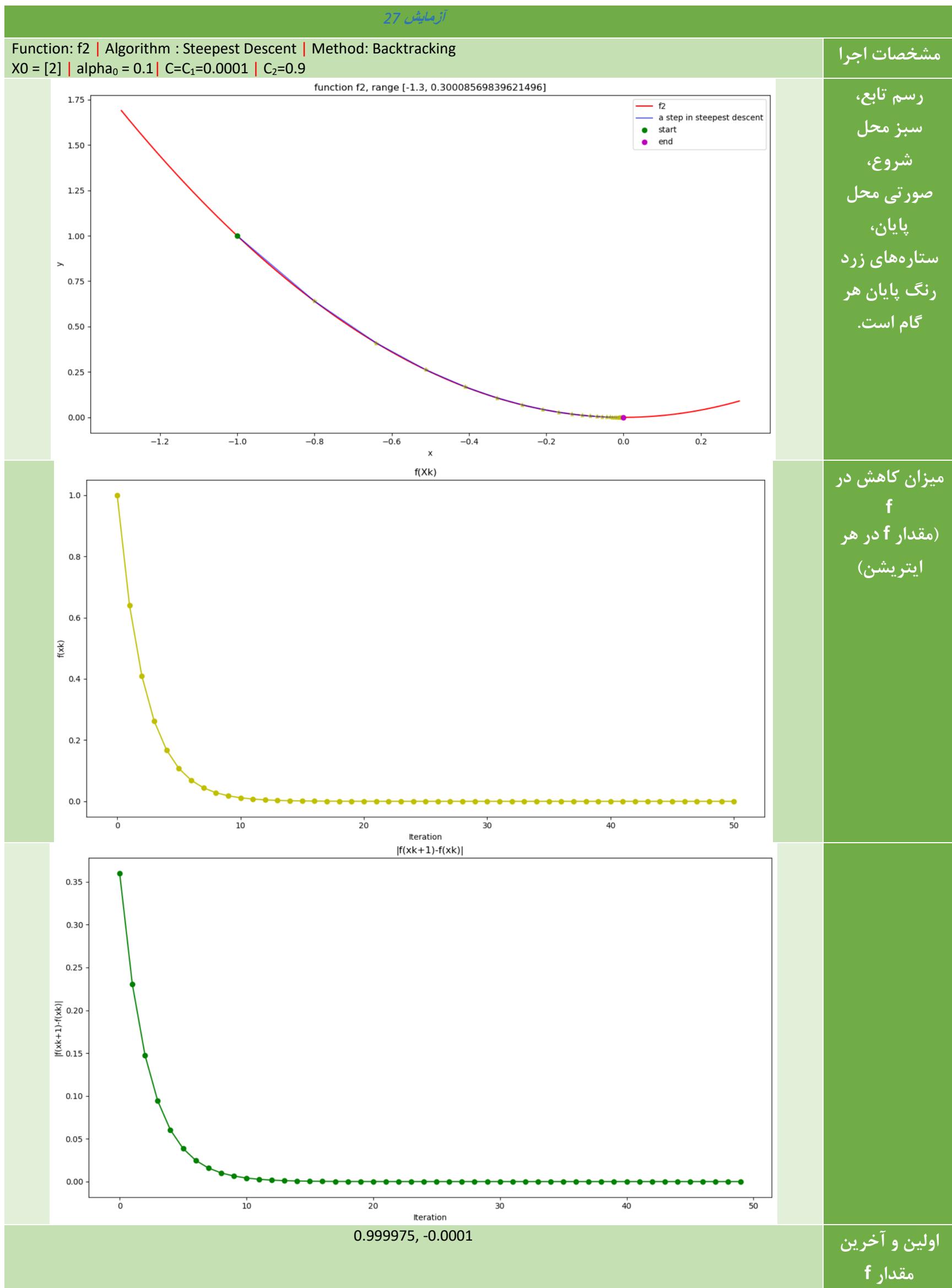
میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)

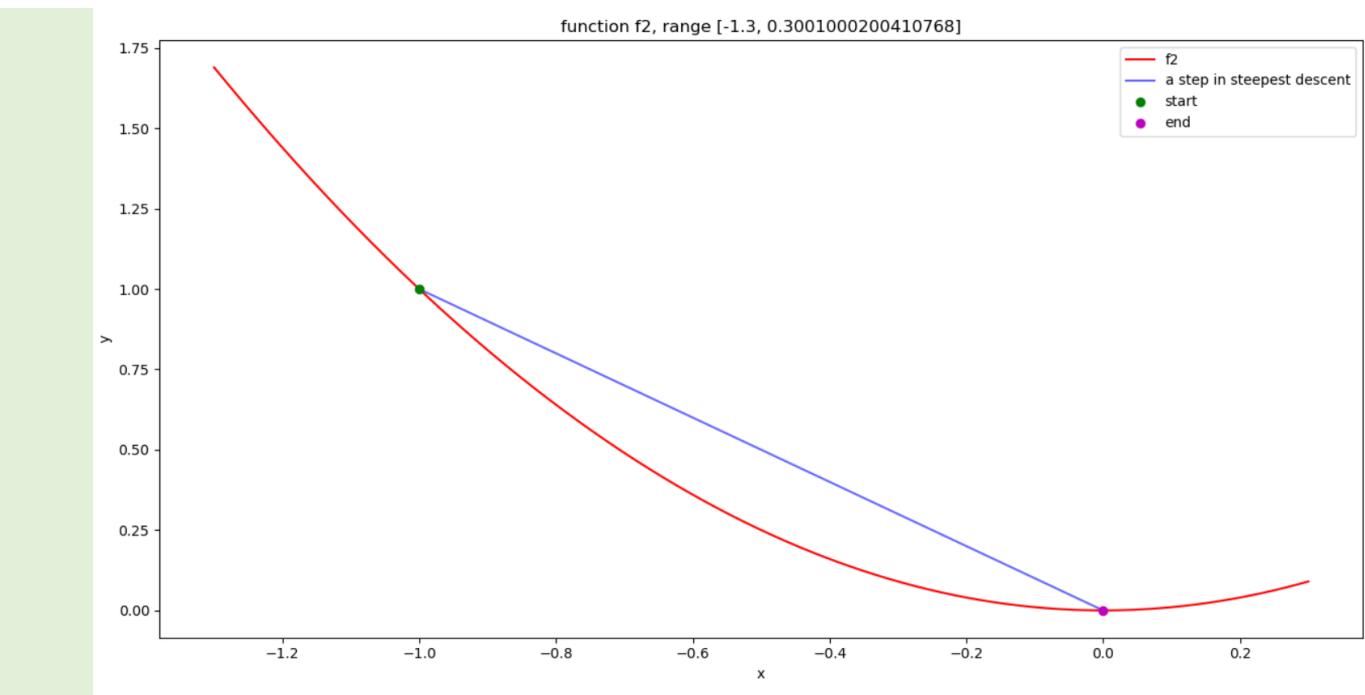


3.9999, -0.00010001

اولین و آخرین  
مقدار  $f$

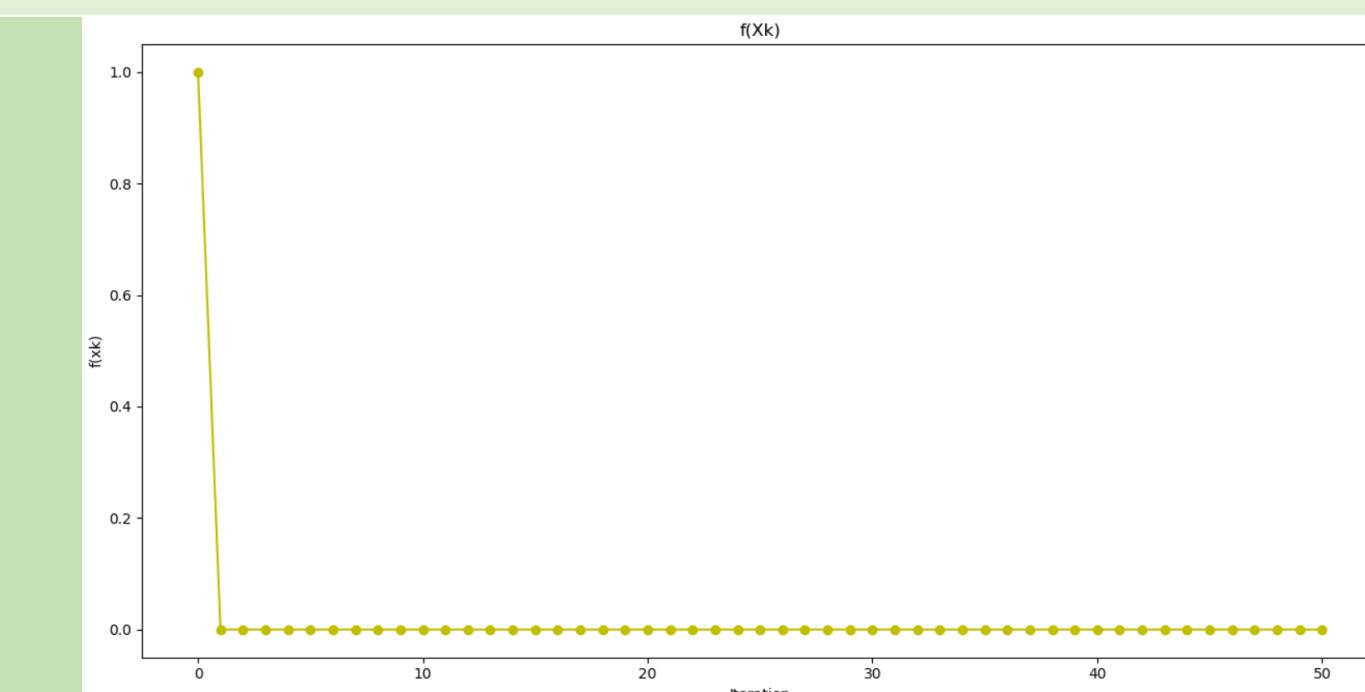
- مینیم کردن  $F_2$  با نقطه شروع [-1] با استفاده از دو روش Steepest Descent و Quasi-Newton و دو روش Backtrack و Interpolation



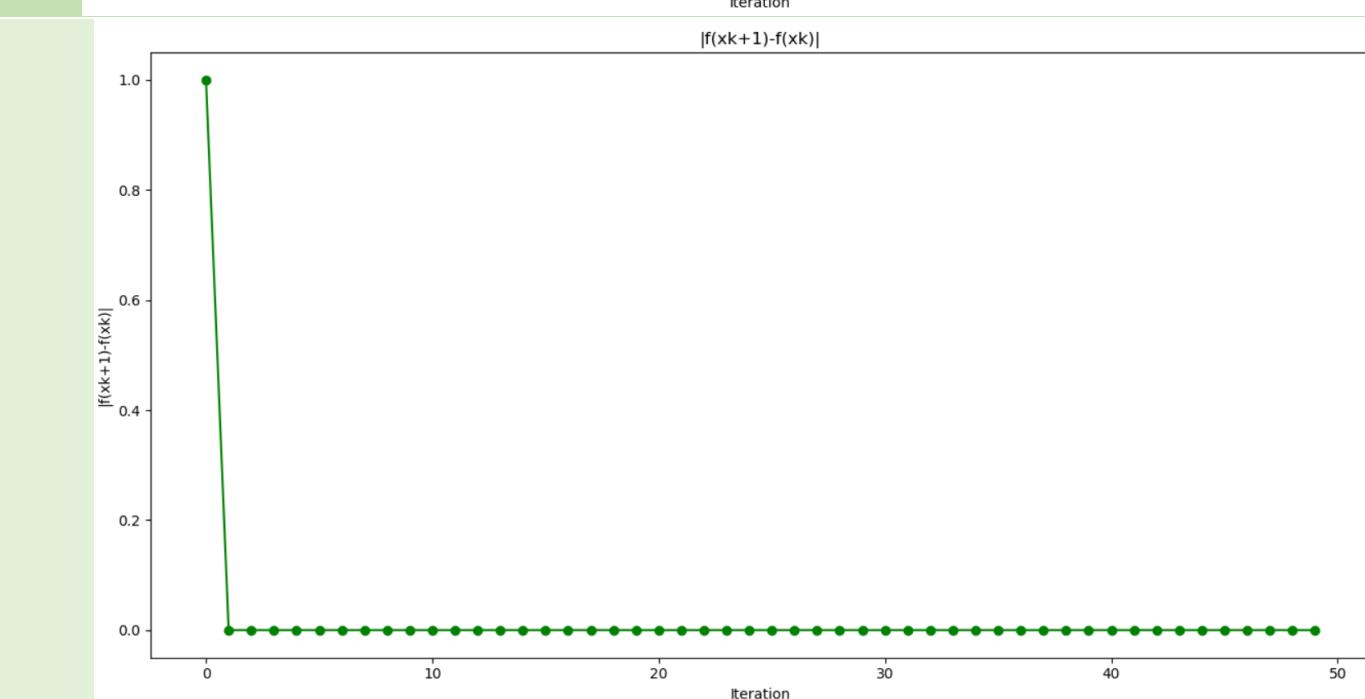


چند گام آخر در اطراف مینیمم کنار هم افتاده اند، به خوبی مشخص نیستند.

رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.



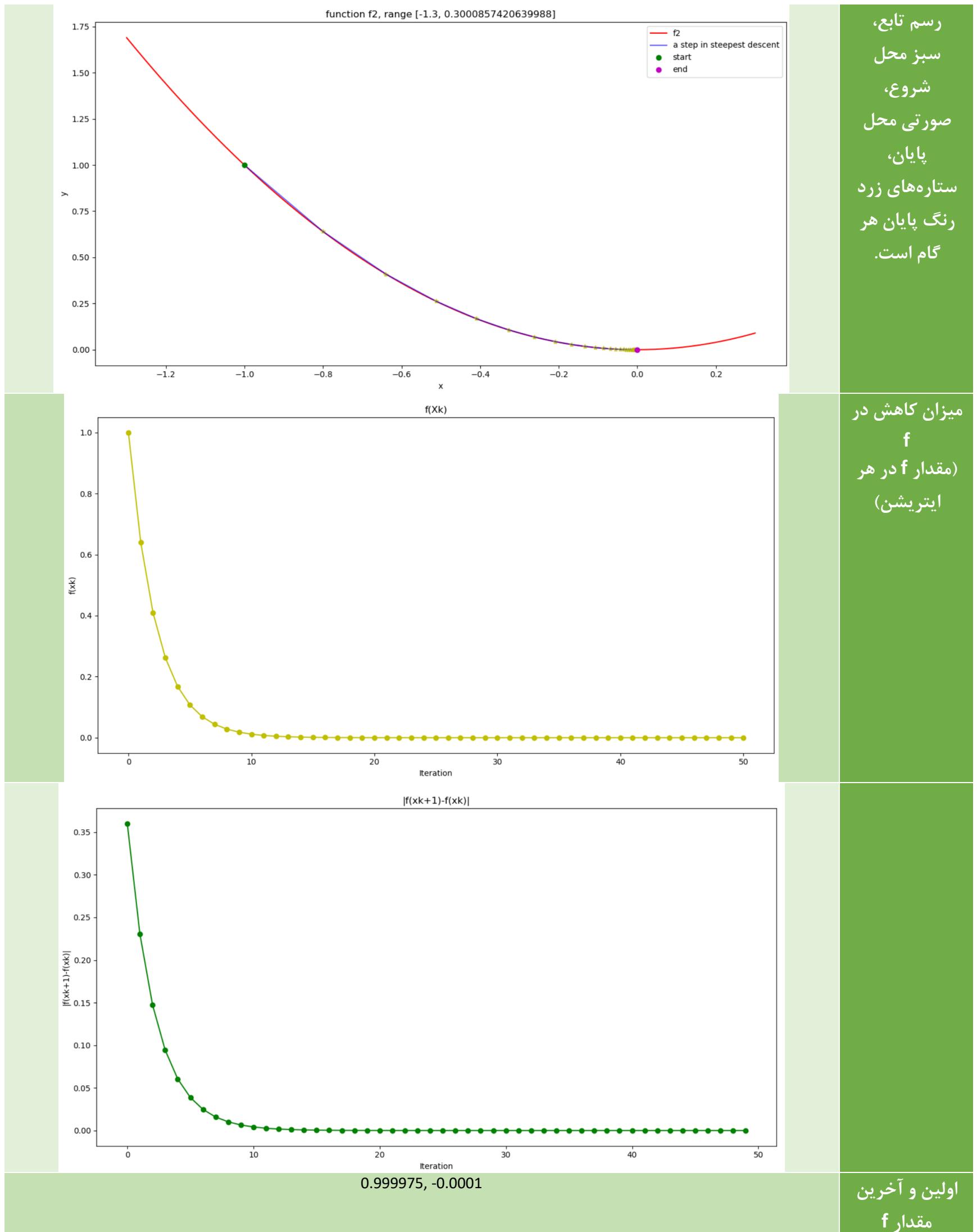
میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)



اولین و آخرین  
مقدار  $f$

0.999975, -0.00010001

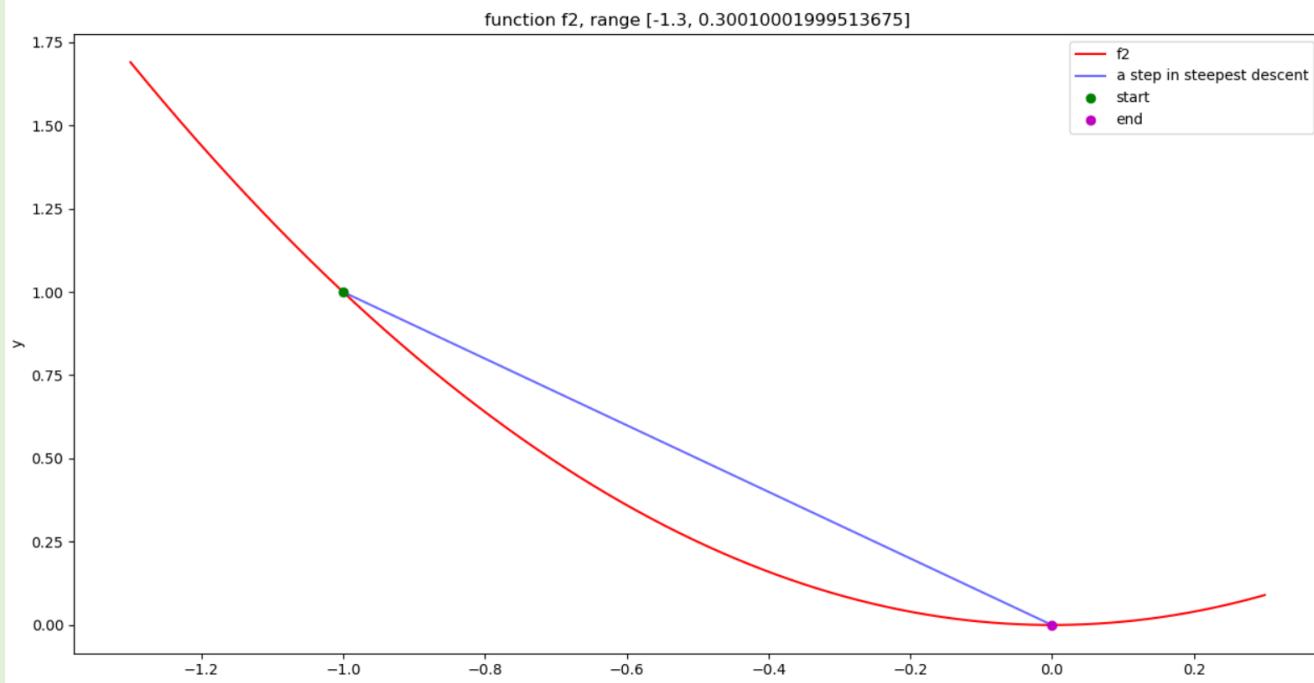
آزمایش 29	مشخصات اجرا
Function: f2   Algorithm : Quasi-Newton   Method: Backtracking X0 = [2]   alpha_0 = 0.2   C=C1=0.0001   C2=0.9	



آزمایش 30

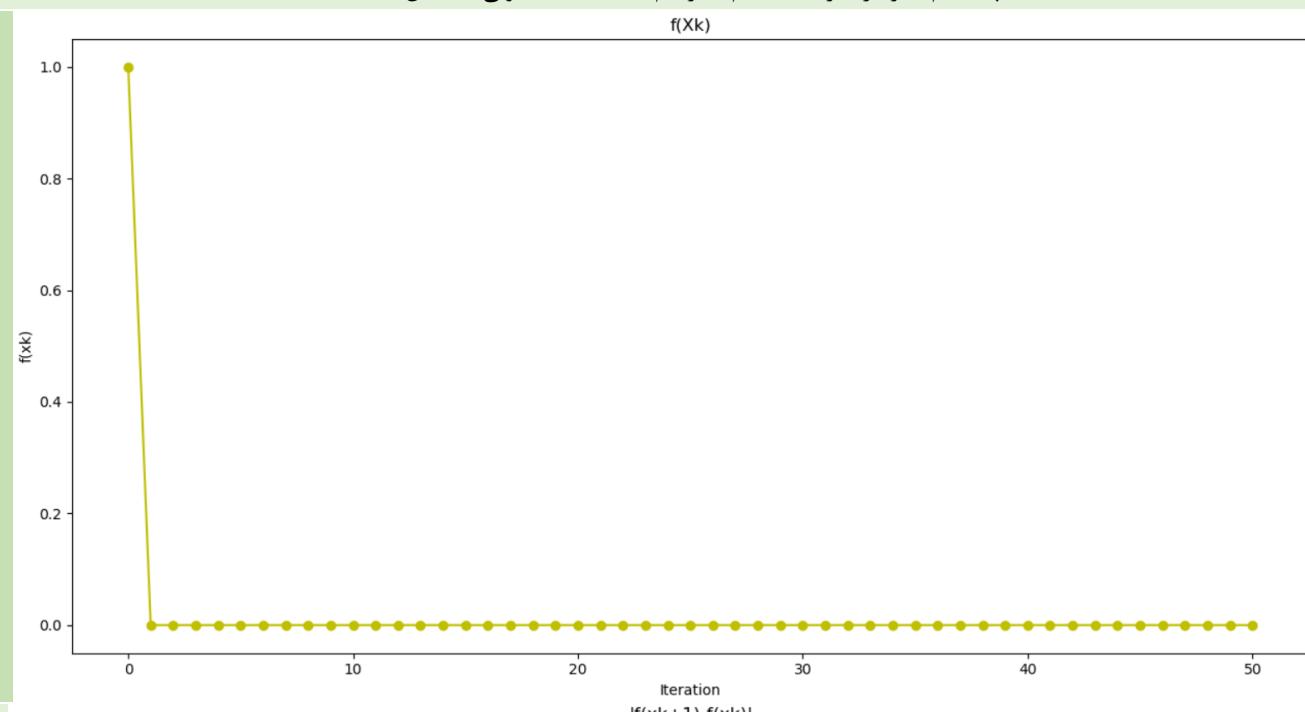
Function:  $f_2$  | Algorithm : Quasi-Newton | Method: Interpolation  
 $X_0 = [2]$  |  $\alpha_0 = 0.2$  |  $C = C_1 = 0.0001$  |  $C_2 = 0.9$

مشخصات اجرا

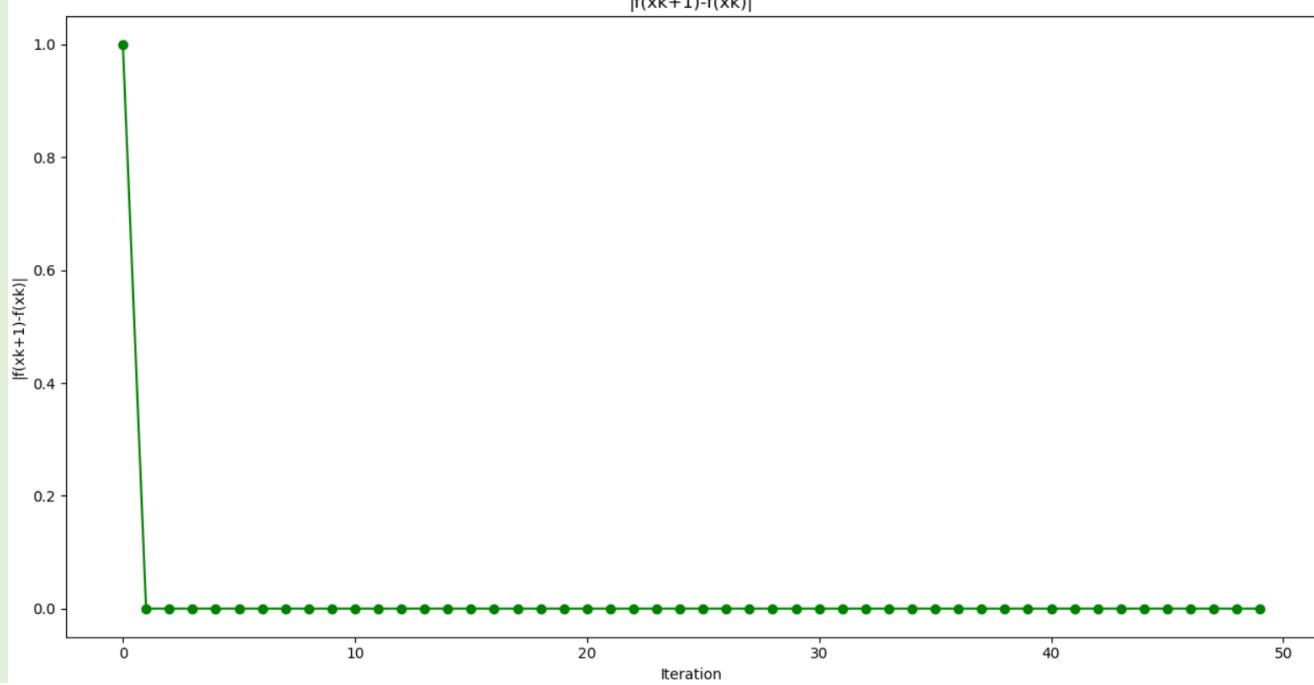


رسم تابع،  
سبز محل  
شروع،  
صورتی محل  
پایان،  
ستاره‌های زرد  
رنگ پایان هر  
گام است.

چند گام آخر در اطراف مینیمم کنار هم افتاده اند، به خوبی مشخص نیستند.



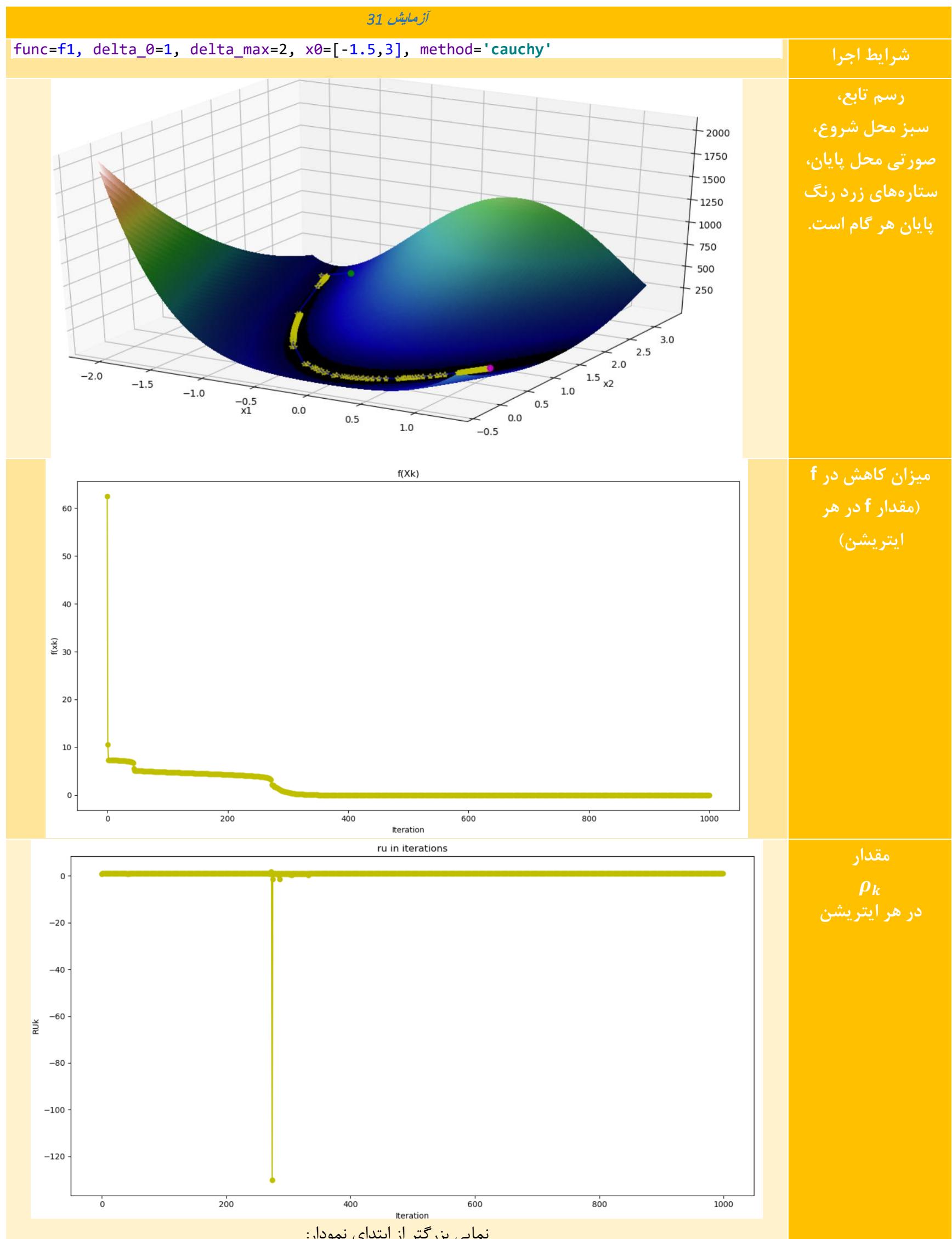
میزان کاهش در  
 $f$   
(مقدار  $f$  در هر  
ایتریشن)

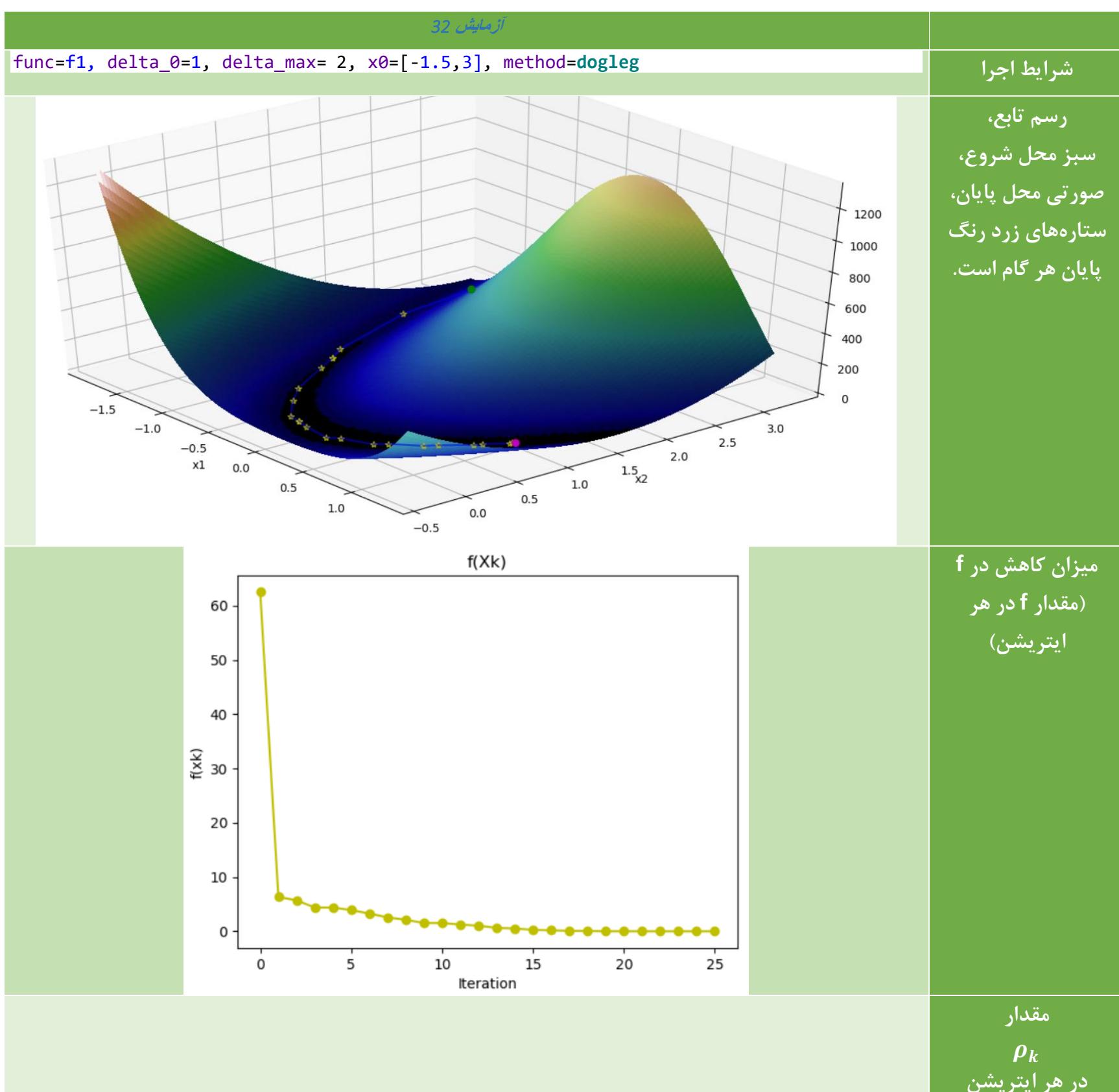
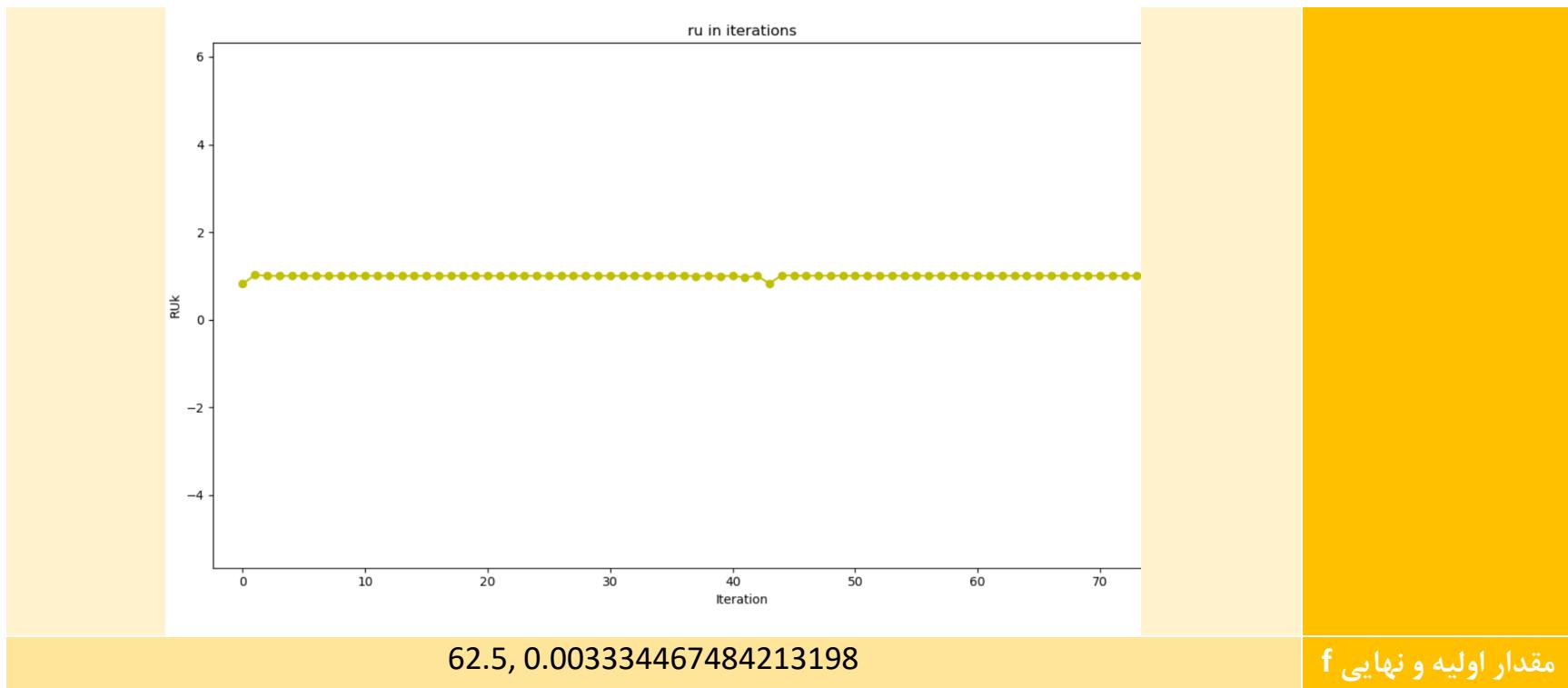


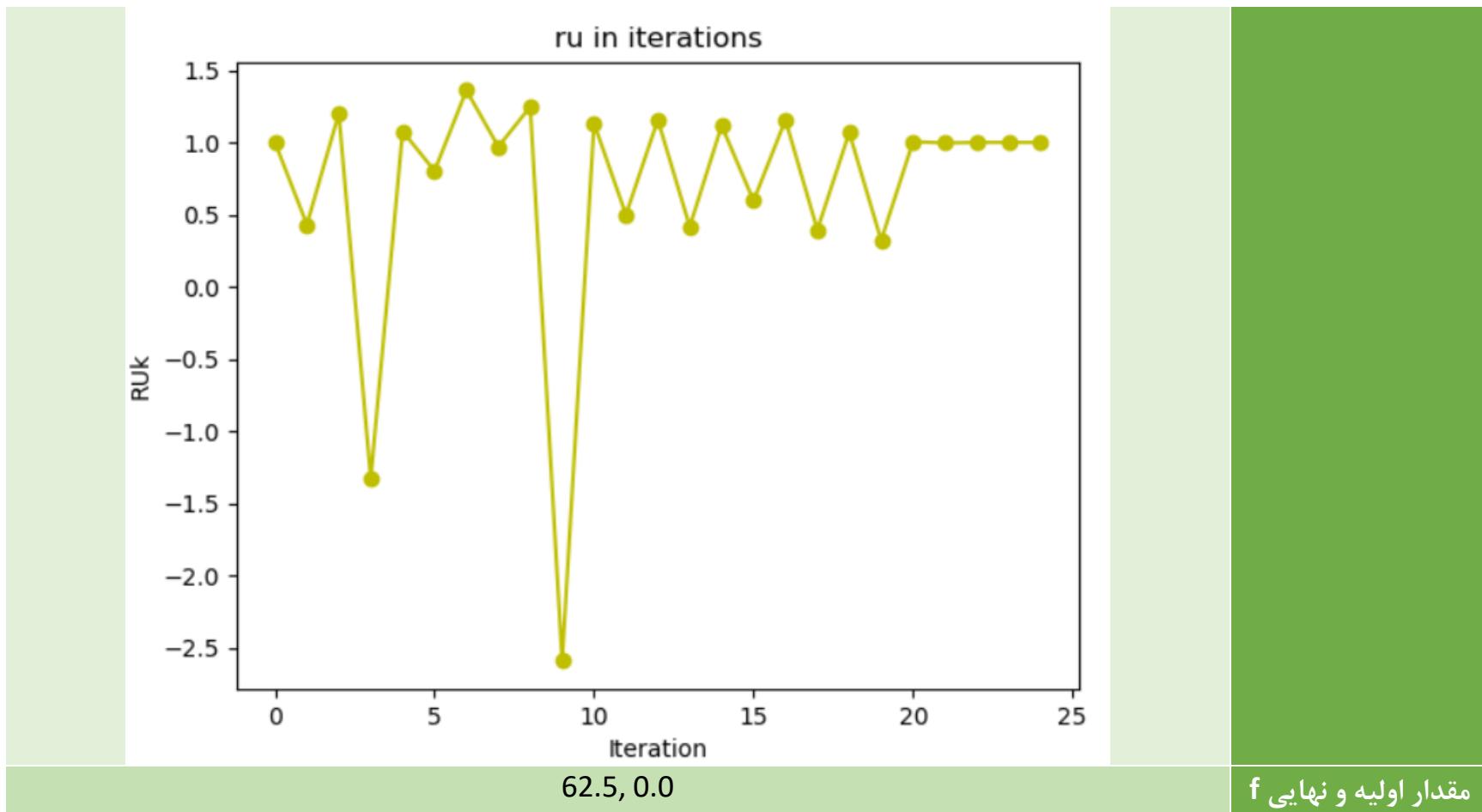
0.999975, -0.00010001

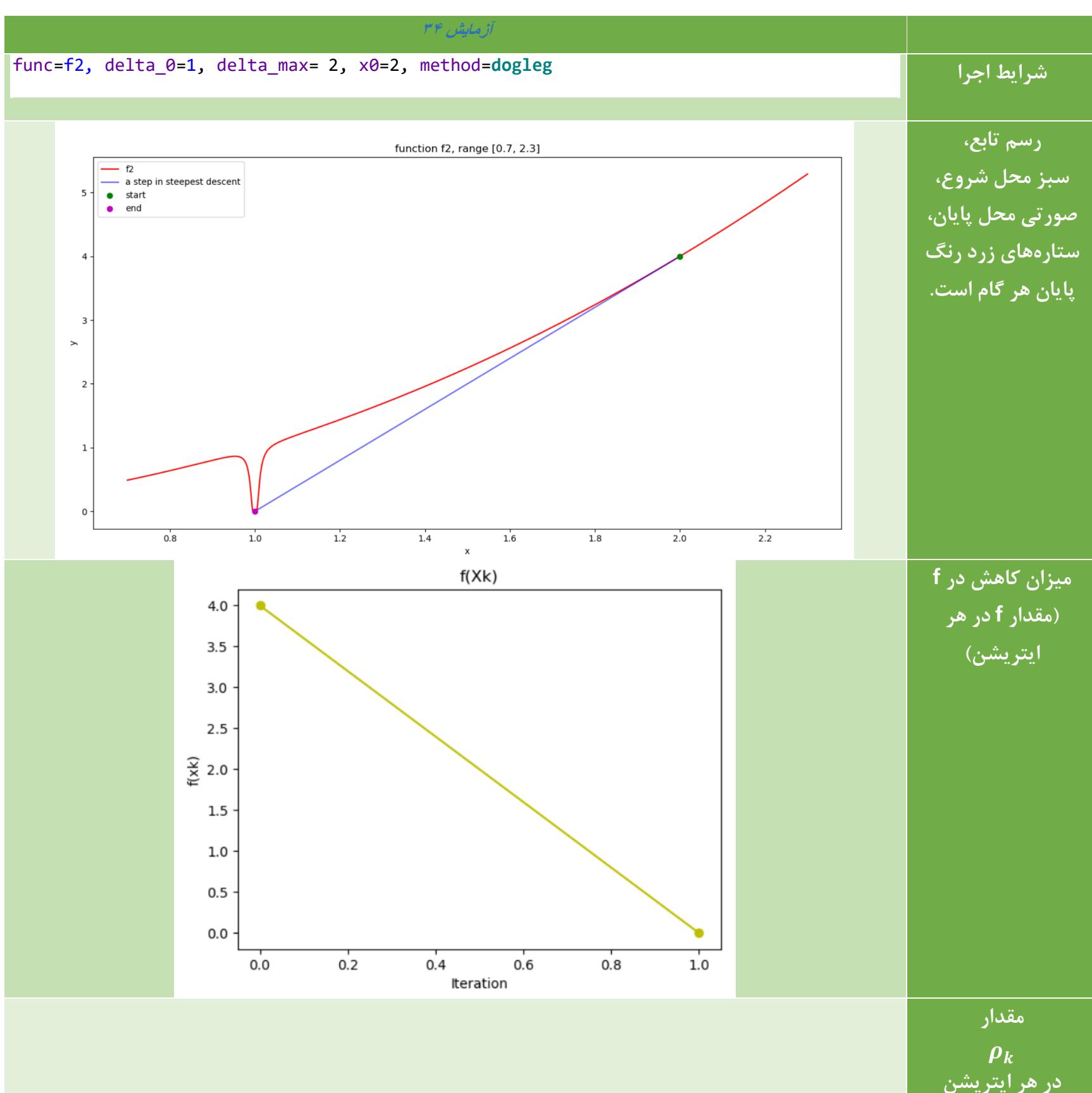
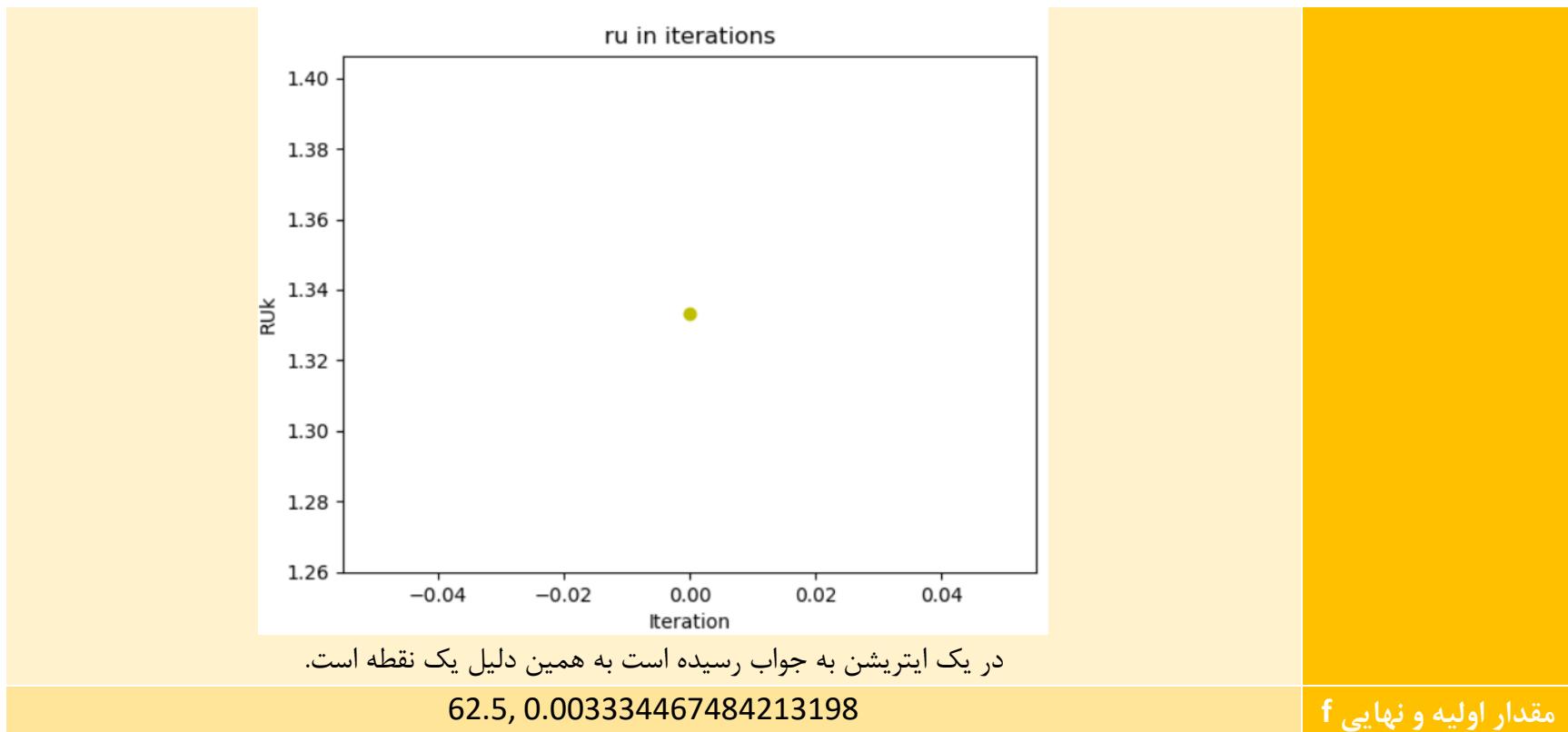
اولین و آخرین  
مقدار  $f$

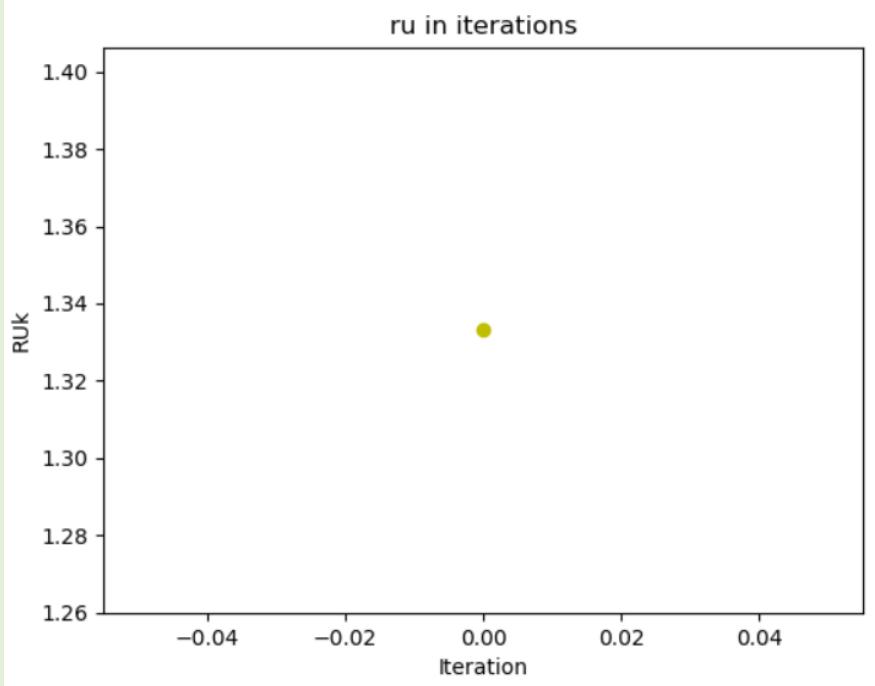
در ابتدا تعدادی اجرا می‌گیریم تا با استفاده از نتایج به دست آمده اقدام به نتیجه‌گیری کنیم.







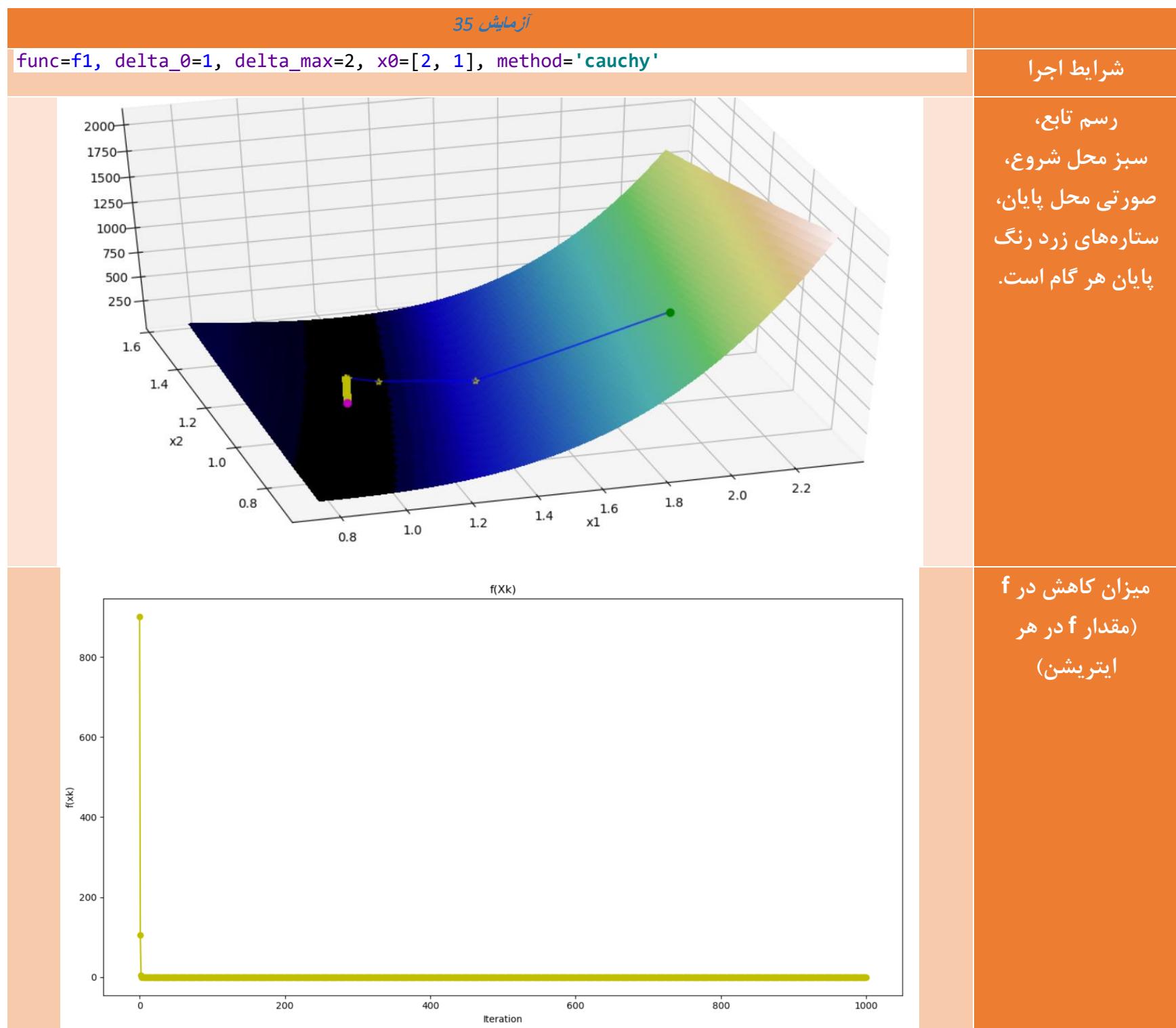


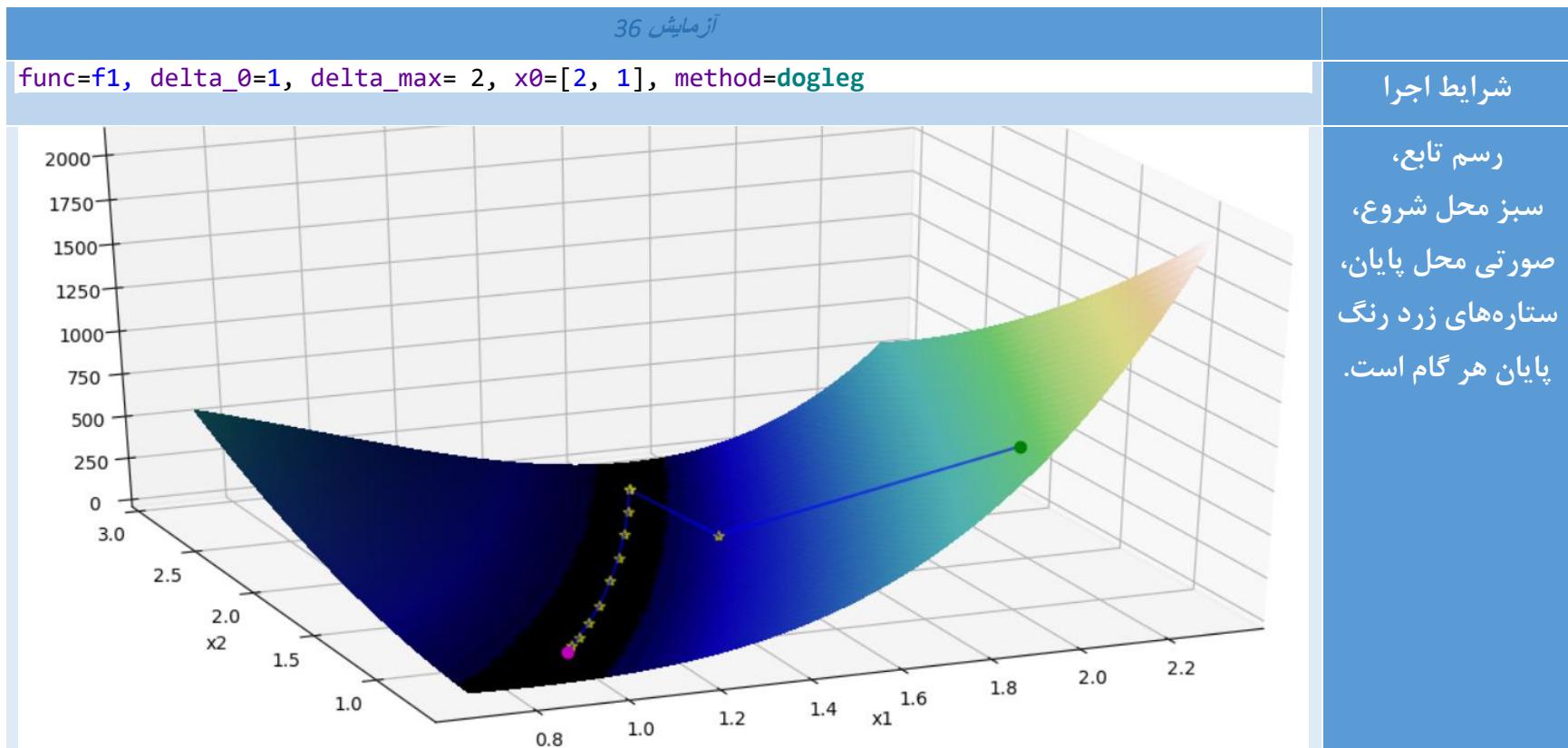
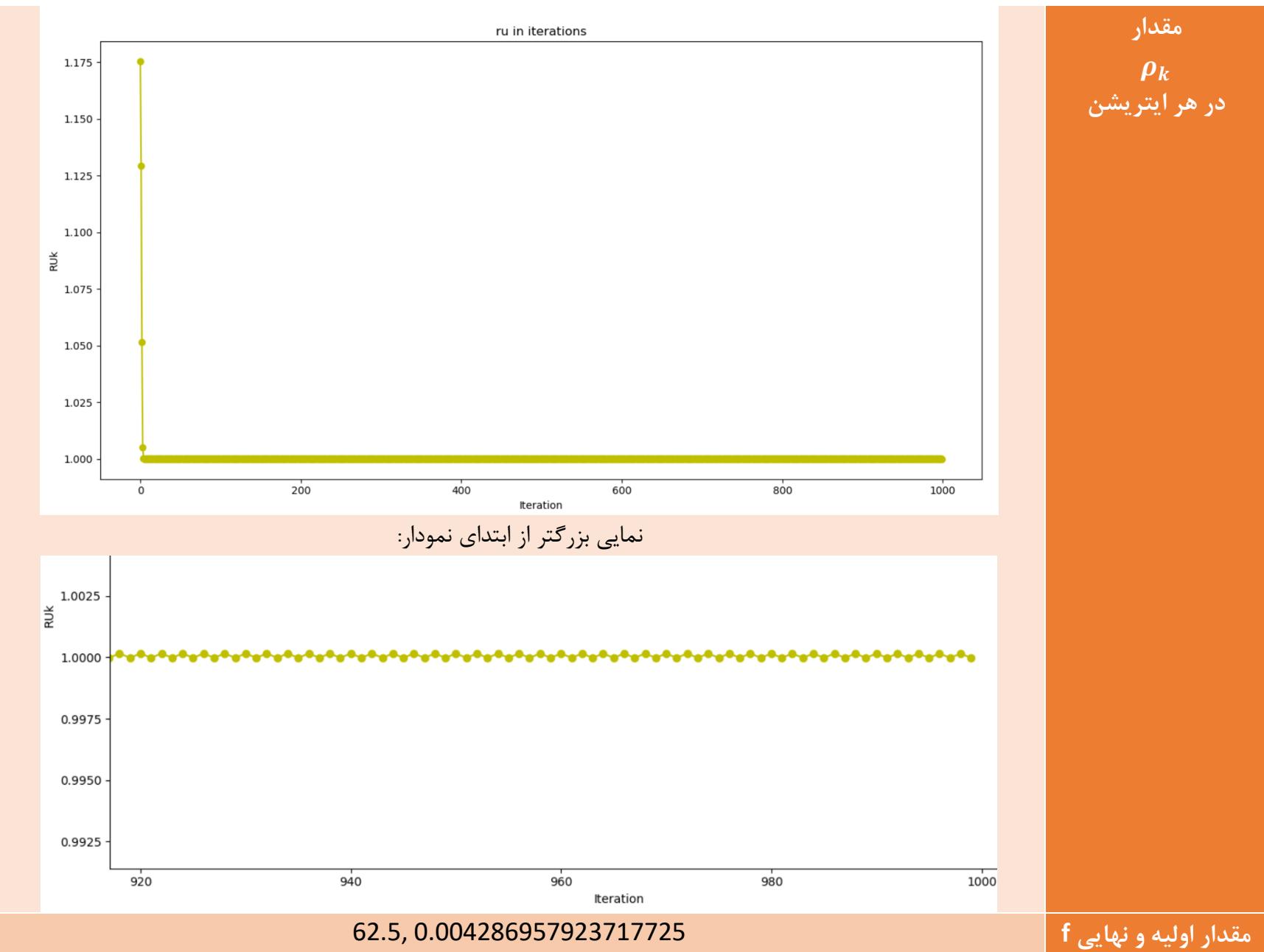


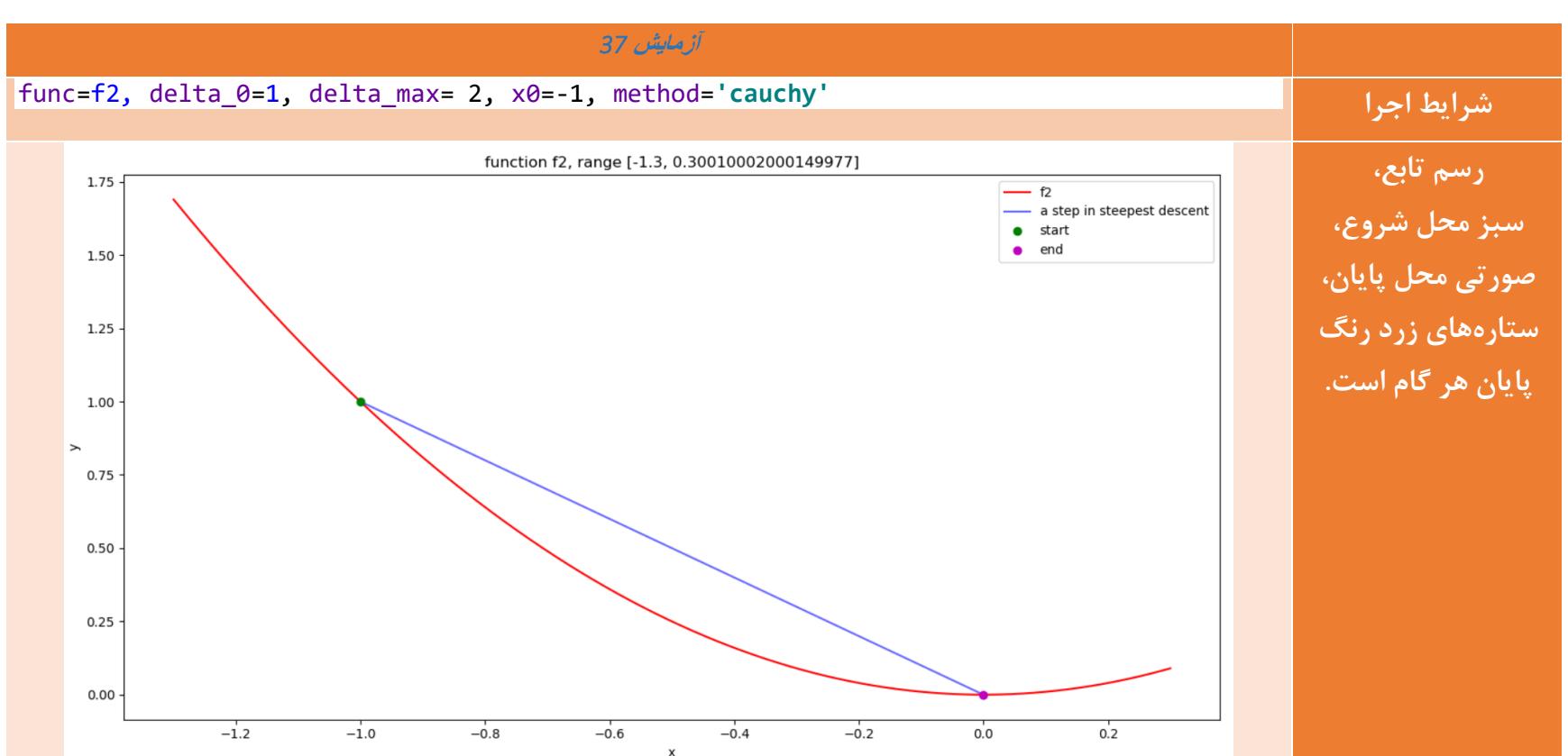
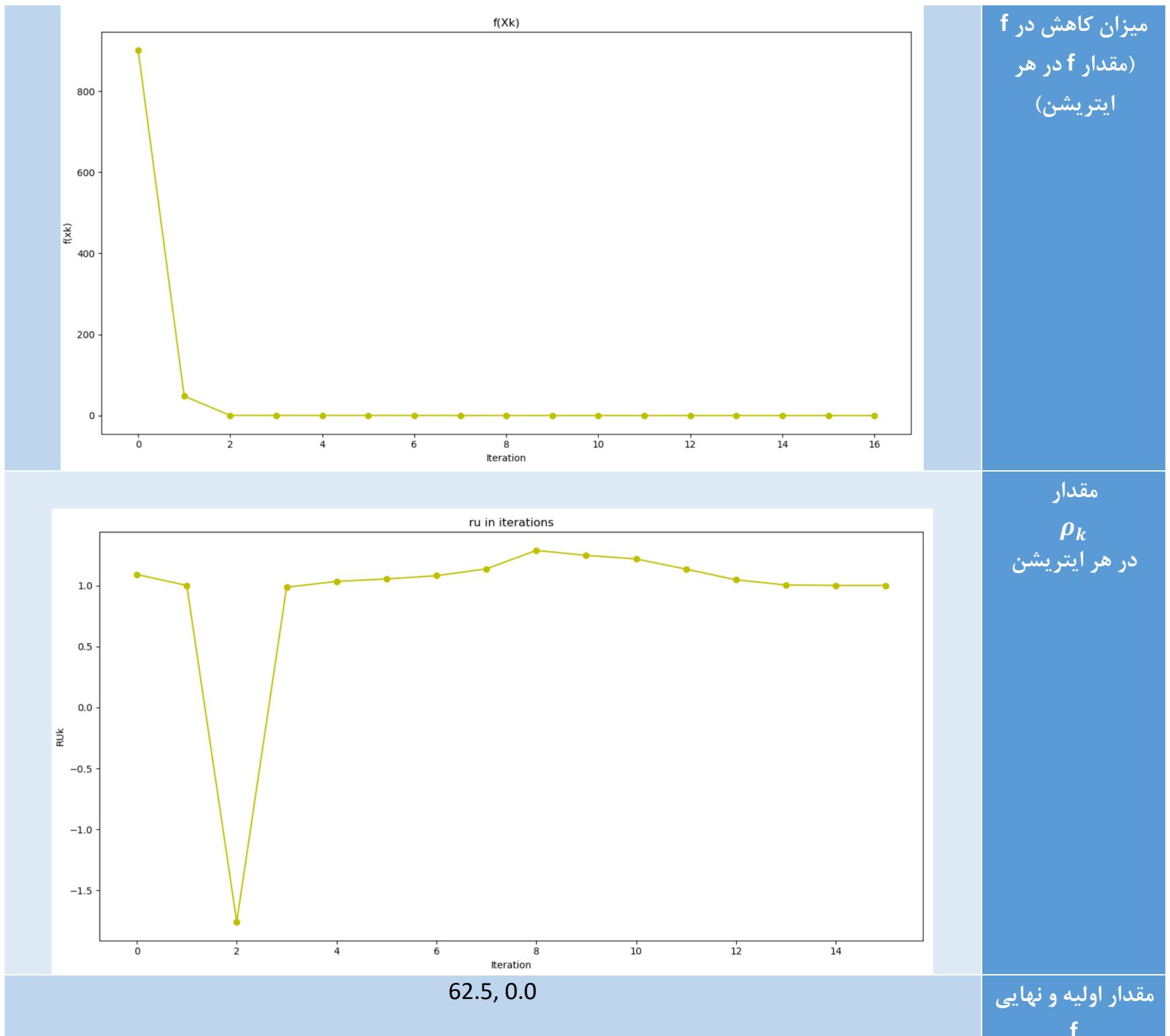
در یک ایتریشن به جواب رسیده است به همین دلیل یک نقطه است.

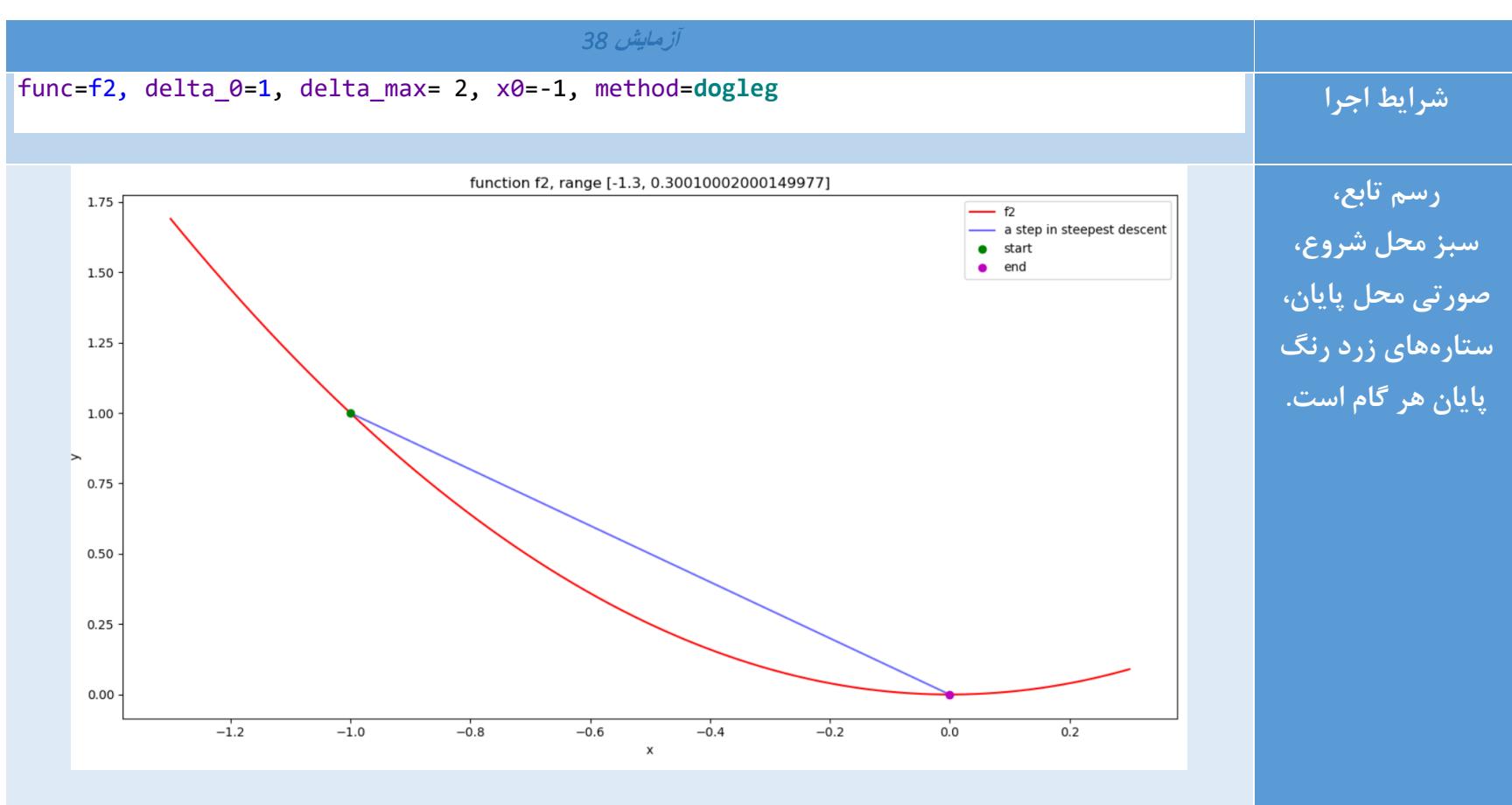
62.5, 0.0

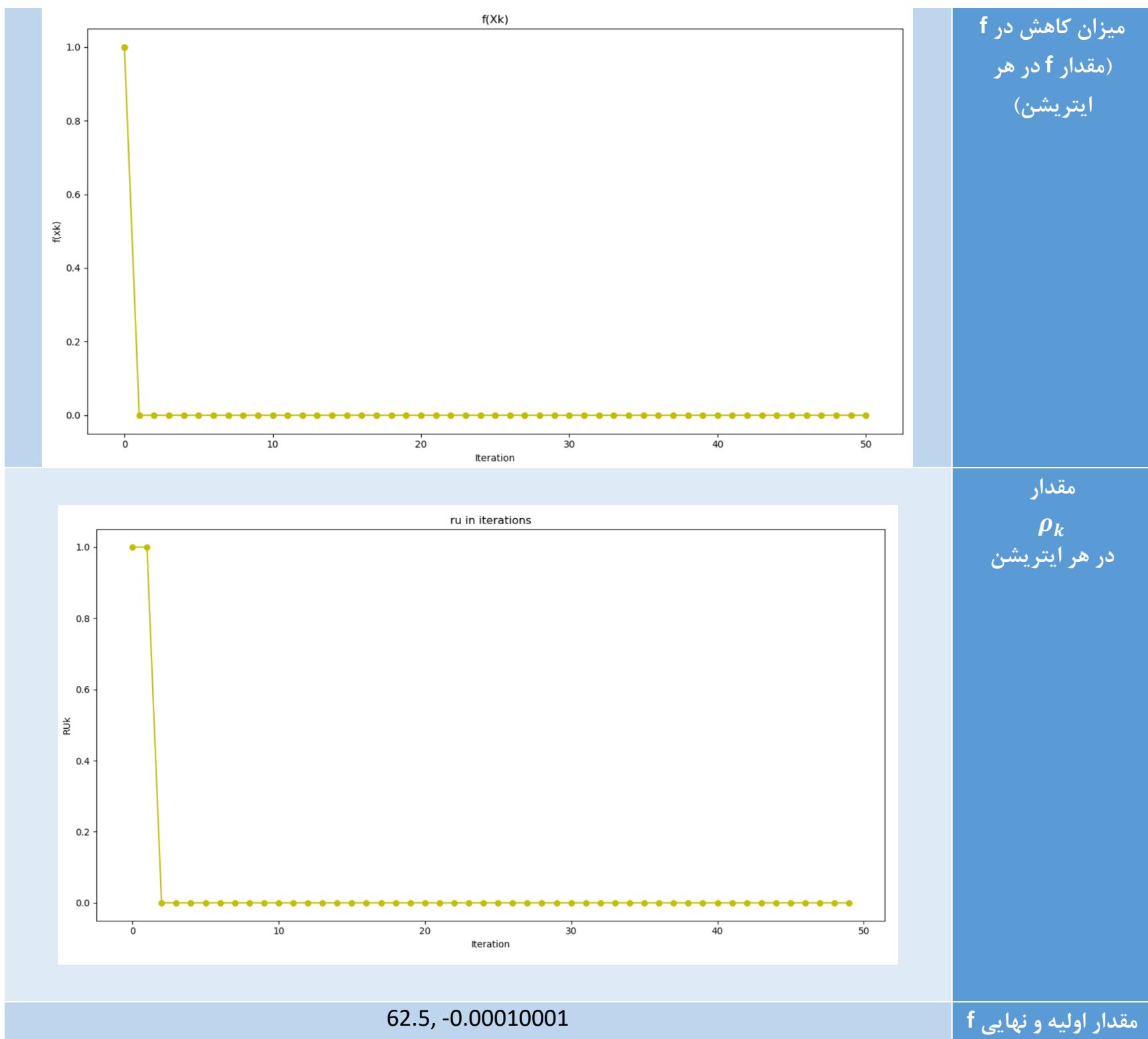
مقدار اولیه و نهایی  $f$











#### قسمت (آ)

ماتریس  $B_k$  باید positive definite باشد، همین طور مشتق پذیر. از آنجایی که هر دوتابع  $f_1$  و  $f_2$  کانوکس نیستند انتخاب hessian مناسب نیست، پس بهتر است از روش‌های جایگزین مانند بعضی از کارهایی که در قسمت‌های قبل کردیم استفاده کنیم. همین طور استفاده از hessian بار محاسباتی زیادی‌تر دارد.

در آزمایش‌های ۳۱ تا ۳۸، اقدام به مینیمم کردن تابع  $f_1$  و  $f_2$  کردیم و شرایط و نقاط آغاز متفاوتی را در نظر گرفتیم، در تمام آن‌ها از hessian استفاده کردیم، در تمام آن‌ها به مینیمم یا به فاصله‌ای بسیار کوچک از مینیمم رسیدیم. شرایط آزمایش و نتایج حاصل از آزمایش در جدول‌های "آزمایش ۳۱" تا "آزمایش ۳۸" موجود است.

#### قسمت (ب)

در آزمایش‌های ۳۱ تا ۳۸، اقدام به مینیمم کردم تابع  $f_1$  و  $f_2$  کرده‌ایم. این کار را توسط الگوریتم‌های کوشی و داگلگ به ازای ورودی‌های مختلف انجام داده‌ایم. شرایط آزمایش و نتایج در جدول‌های "آزمایش ۳۱" تا "آزمایش ۳۸" موجود است. در آن جدول‌ها  $\rho_K$  رسم شده است.

### قسمت (ج)

در آزمایش‌های ۳۱ تا ۳۸، اقدام به مینیمم کردم تابع  $f_1$  و  $f_2$  کرده‌ایم. این کار را توسط الگوریتم‌های کوشی و داگلگ به ازای ورودی‌های مختلف انجام داده‌ایم. شرایط آزمایش و نتایج در جدول‌های "آزمایش ۳۱" تا "آزمایش ۳۸" موجود است.

### قسمت (د)

در آزمایش‌های ۳۷ و ۳۳ تابع  $f_2$  را با استفاده از کوشی مینیمايز می‌کنیم، یک بار نقطه آغاز را برابر با ۲ در نظر گرفته‌ایم و بار دیگر نقطه آغاز را برابر -۱ گرفته‌ایم. در جدول‌های "آزمایش ۳۳" و "آزمایش ۳۷" پارامترهای مساله و نتایج قابل مشاهده است. به هر دو مینیمم دست می‌یابیم. در زیر دو تصویر از دو جدولی که به آن اشاره شده برداشته است. تابع  $f_2$  در نقطه  $x = 0$  تعریف شده است، ولی تابع در نقطه  $x = 1$  تعریف نشده است، ولی چون از hessian به عنوان  $b$  استفاده کرده‌ایم در حالی که  $f_2$  کانوکس نیست و در بعضی موارد در کد که تقسیم بر صفر رخ داده‌است با استفاده از تکنیک‌های عددی بعضی از آن‌ها را که رفعشان مشکلی در منطق برنامه ایجاد نمی‌کرده را بر طرف کرده‌ایم باعث شده است به منیمم در نقطه  $x = 1$  هم برسیم. در حالی که در حالت عادی باید به نقطه‌ای بسیار نزدیک به ۱ باید می‌رسیدیم.

