

# بهینه سازی محدب

گزارش پیاده سازی سوال ۳

استاد درس: دکتر هادی امیری

دانشجو: مینو احمدی

810897032

دانشکده علوم مهندسی، دانشگاه تهران

Miinouahmadii@gmail.com

برای ران کردن کد ها از google colab استفاده کنید. با تشکر

#### سوال سوم قسمت الف:

در این قسمت من ابتدا گرادیان تابع و سپس هسین ان را محاسبه کردم

بعد از تشکیل ماتریس هسین دیده میشود که تمام در ایه های ان مثبت است پس این ماتریس مثبت نیمه معین است چون ماتریس هسین مثبت معین شد پس تابع ما کانوکس بوده است .

#### سوال سه قسمت ب:

در این سوال line search ما به صورت دقیق بوده به همین دلیل t ای که ارگمان تابع f را مینیموم کند را ابتدا پیدا کردیم و سپس با توجه به ان t مراحل گرادیان کاهشی را انقدر تکرار کردیم تا e یا همان خطای ما کمتر از عدد مورد نظر صورت سوال شد . تفاوت اصلی این بخش و بخش بعدی در نحوه ی محاسبه ی t میباشد.

 $cur_x = cur_x - 1/(5 * cur_x**2) * df(prev_x) #Grad descent$ 

اینجا ما ابتدا سوال را به روش تحلیلی حل کردیم و t حاصل شده برابر با  $(4*x^2)$ 1شد .

## حل تحلیل در زیر امده:

$$t = \underset{\partial x}{\operatorname{arg min}} f(x - t \frac{\partial f}{\partial x}) = \underset{\partial x}{\operatorname{arg min}} f(x - t(\kappa_{x}^{\nu})) \longrightarrow f(x_{1}t(\kappa_{x}^{\nu})) = (x - t(\kappa_{x}^{\nu}))^{\kappa}$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \kappa(1 - 17t_{1}t_{1})^{\kappa} (x - t(\kappa_{x}^{\nu}))^{\mu} = 0, \quad \frac{\partial f}{\partial t} = \kappa(-\kappa_{x}^{\nu})(x - t(\kappa_{x}^{\nu}))^{\mu} = 0 \implies x - t(\kappa_{x}^{\nu}) = 0$$

$$1 - t(\kappa_{x}^{\nu$$

این tبهترین tحاصل شده با روش خط دقیق است . جواب های کوچکتر از ان نیز کاملا قابل قبپلند فقط هرچه کوچکتر شود در واقع به تعداد ایتریشن های بیشتری نیاز داریم .

در اینجا هر بار مقدار t ما با توجه به نسبتی که با xدار د تغییر میکند.

در اینجا الگوریتم به پایان رسیده و جواب حاصل میشود با این راه ما توانستیم با ۷ مرحله به جواب برسیم. خروجی های هر مرحله در زیر امده است:

### سوال سوم قسمت پ:

در این قسمت روش محاسبه tمورد نظر ما با روش بازگشتی محاسبه شده برای این کار نیاز به بتای داده شده در سوال داریم یعنی هر بار t ما در بتا ضرب شده و سپس برای t مرحله بعد دوباره عدد مرحله ی قبلی در بتا ضرب میشود .

```
rate *= beta
cur_x = cur_x - rate * df(prev_x) #Grad descent with backtracking line
search
```

در نتیجه خروجی با سه بار ایتریشن حاصل میشود خروجی هر مرحله در زیر امده است:

```
0.5
Iteration 1
X value is -1.0
0.25
Iteration 2
X value is 0.0
0.125
Iteration 3
X value is 0.0
The local minimum occurs at 0.0
```

# سوال سوم قسمت اخر:

در اینجا از روش نیوتن استفاده شده است که تنها تفاوت ان در رابطه ی ایکس جدید با قدیم است که ضریب t تغییر کرده است در واقع مشتق دوم تابع بر حسب ایکس نیز به ضریب tاضافه شده است .

```
cur_x = cur_x - 1/(49 * cur_x**4) * df2(prev_x) * df(prev_x) #Newton's algorithm with exact line search
```

با توجه به انکه ضریب داخل fتغبیر میکند برای پیدا کردن t ای که ارگمان تابع را مینیموم کند از روش تحلیلی استفاده کردیم و با مشتق گیری رابطه بین  $t=1/(48*x^4)$  است با توجه به اینن موضوع تمام مقادیر کوچکتر از t=1نیز مناسبند فقط تعداد ایتریشن ها تغییر خواهد کرد .

حل تحلیل بیدا کردن t در زیر امده است :

با این روش خروجی جواب ها با ۴ ایتریشن حاصل شد . میتوانید خروجی هارا مشاهده کنید :

Iteration 1

X value is 0.020408163265306145

Iteration 2

X value is 0.00041649312786338696

Iteration 3

X value is 8.499859752314075e-06

Iteration 4

X value is 1.7346652555742955e-07

The local minimum occurs at 1.7346652555742955e-07