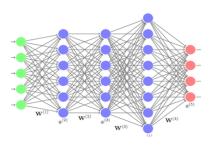
تکلیف سری ۲ شبکههای عمیق – دکتر فاطمیزاده

على فتحى ٩٤١٠٩٢٠٥





بخش اول: پیاده سازی توابع موردنظر برای بهینه سازی

توابع موجود در صورت سوال به صورت زیر در کد پیاده شده اند:

بخش دوم: محاسبه بردار گرادیان

گرادیان توابع سوال در ذیل محاسبه می شود:

1) Rastrigin Function:

$$f(x_1, x_2) = 20 + (x_1^2 + x_2^2) - 10 \left[\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2) \right]$$

$$\Rightarrow \vec{\nabla} f = \left[2x_1 + 20\pi \sin(2\pi x_1) \right] \widehat{x_1} + \left[2x_2 + 20\pi \sin(2\pi x_2) \right] \widehat{x_2}$$

2) Ackley Function:

$$\begin{split} f(x_1, x_2) &= 20 + e - 20e^{-0.2\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} - e^{0.5(\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2))} \\ \Rightarrow \overrightarrow{\nabla} f &= \left[\frac{2x_1}{\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} e^{-0.2\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} + \pi \sin(2\pi x_1) \ e^{0.5(\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2))} \right] \widehat{x_1} \\ &+ \left[\frac{2x_2}{\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} e^{-0.2\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} + \pi \sin(2\pi x_2) \ e^{0.5(\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2))} \right] \widehat{x_2} \end{split}$$

3) Levi Function:

$$\begin{split} f(x_1, x_2) &= \sin^2(3\pi x_1) + (x_1 - 1)^2(1 + \sin^2(3\pi x_2)) + (x_2 - 1)^2(1 + \sin^2(2\pi x_2)) \\ \Rightarrow \vec{\nabla} f &= \left[6\pi \sin(3\pi x_1) \cos(3\pi x_1) + 2(x_1 - 1)(1 + \sin^2(3\pi x_2)) \right] \widehat{x_1} \\ &+ \left[6\pi (x_1 - 1)^2 \sin(3\pi x_2) \cos(3\pi x_2) + 2(x_2 - 1)(1 + \sin^2(2\pi x_2)) \right. \\ &+ 4\pi (x_2 - 1)^2 \sin(2\pi x_2) \cos(2\pi x_2) \right] \widehat{x_2} \end{split}$$

4) Bukin Function:

$$\begin{split} f(x_1,x_2) &= 100\sqrt{|x_2-0.01x_1|} + 0.01|x_1+10| \\ \Rightarrow \overrightarrow{\nabla} f &= \left[0.01 sign(x_1+10) - \frac{sign(x_2-0.01x_1)}{2\sqrt{|x_2-0.01x_1|}} \right] \widehat{x_1} + [\frac{50 sign(x_2-0.01x_1)}{\sqrt{|x_2-0.01x_1|}}] \widehat{x_2} \end{split}$$

5) n-D Rastrigin Function:

$$f(x_1, x_2) = 10n + \sum_{i=1}^{n} (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i))$$

$$\Rightarrow \vec{\nabla} f = 2\sum_{i=1}^{n} [x_i + 10\pi\sin(2\pi x_i)]\hat{x_i}$$

بخش سوم: پیادهسازی بردارهای گرادیان

گرادیان توابع سوال به صورت زیر پیاده شده اند:

```
# Rastrigin Gradient
def rastrigin grad(x1, x2):
    g1 = 2 * x1 + 20 * np.pi * np.sin(2 * np.pi * x1)
    g2 = 2 * x2 + 20 * np.pi * np.sin(2 * np.pi * x2)
    return q1, q2
# Ackley Gradient
def ackley_grad(x1, x2):
    r = np.sqrt(0.5 * (np.power(x1, 2) + np.power(x2, 2)))
   e_cos = np.exp(0.5 * (np.cos(2 * np.pi * x1) + np.cos(2 * np.pi * x2)))

g1 = 2 * x1 * np.exp(-0.2 * r) / r + np.pi * np.sin(2 * np.pi * x1) * e_cos
    g2 = 2 * x2 * np.exp(-0.2 * r) / r + np.pi * np.sin(2 * np.pi * x2) * e_cos
    return g1, g2
def levi_grad(x1, x2):
    g1 = 6 * np.pi * np.sin(3 * np.pi * x1) * np.cos(3 * np.pi * x1) \
        +2*(x1-1)*(1+np.power(np.sin(3*np.pi*x2), 2))
    g2 = 6 * np.pi * np.power((x1 - 1), 2) * np.sin(3 * np.pi * x1) * np.cos(3 * np.pi * x1) \
       + 2 * (x2 - 1) * (1 + np.power(np.sin(2 * np.pi * x2), 2)) 
        + 4 * np.pi * np.power((x2 - 1), 2) * np.sin(2 * np.pi * x1) * np.cos(2 * np.pi * x1)
    return g1, g2
# Bukin Gradient
def bukin_grad(x1, x2):
    sign_rad = np.sign(x2 - 0.01 * np.power(x1, 2)) / np.sqrt(np.abs(x2 - 0.01 * np.power(x1, 2)))
    g1 = 0.01 * np.sign(x1 + 10) - 0.5 * x1 * sign_rad
    g2 = 50 * sign_rad
    return g1, g2
# n-D Rastrigin Gradient
def n_d_rastrigin_grad(x):
    g = 2 * x + 20 * np.pi * np.sin(2 * np.pi * x)
    return g
```

بخش چهارم: پیادهسازی الگوریتمهای بهینهسازی

الگوریتمهای بهینهسازی هرکدام بصورت یک class پیاده شدهاند؛ به صورتی که هر کدام با تابع گرادیان و نقطه اولیهای مشخص میشود و سپس به وسیله متد update؛ به سمت نقطه با گرادیان کمتر حرکت میکند. برای مثال، پیادهسازی یکی از این کلاسها مربوط به روش Gradient Descend ساده در زیر آمده است:

```
# Simple Gradient Descend

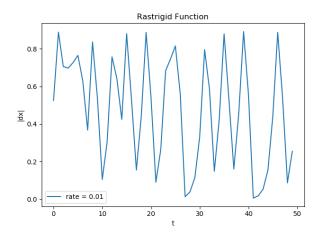
class SimpleGradientDescend:

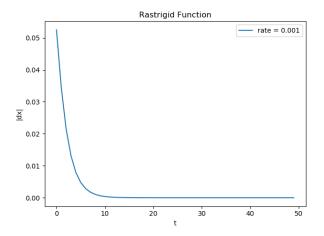
def __init__(self, grad_func, init_point):
    self.eta = 0.001
    self.grad_func = grad_func
    self.position = init_point
    self.movements = []
    self.all_positions = []
    self.all_positions.append(init_point)

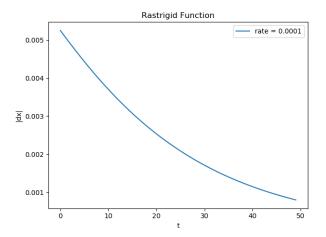
def update(self):
    dx, dy = self.grad_func(self.position.x, self.position.y)
    self.position.move(-self.eta * dx, -self.eta * dy)
    self.movements.append(np.sqrt(np.power(self.eta * dx, 2) + np.power(self.eta * dy, 2)))
    self.all_positions.append(Point(self.position.x, self.position.y))
```

بخش پنجم: نمودارها و مقایسه

ابتدا به کمک روش Gradient Descend ساده، پارامتر Learning Rate ساده، کا سخص می کنیم:

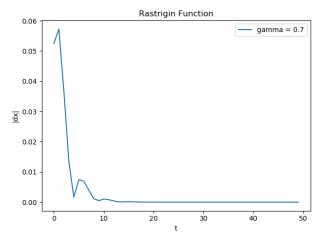


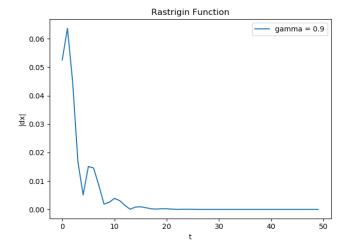


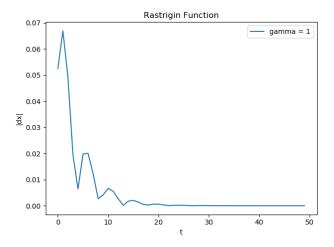


که مقدار ۰۰۰۱ همگرا نشده و سرعت همگرایی ۰۰۰۰۱ نیز کم است. پس η را برابر ۰۰۰۱ می گیریم. (قسمت مربوط به رسم این نمودارها در کد comment شده اند.)

مقایسه gamma در روش Nesterov:

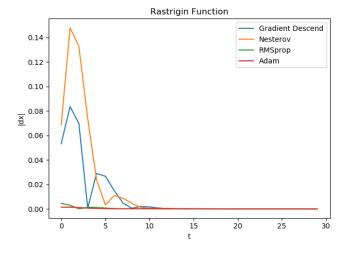






که ملاحظه می شود ۰.۹ همگرایی تاحدی سریعتر دارد (در مثالهای بالا، نقطه شروع یک نقطه ساده مثل (۰.۱، ۰.۱) است). مقایسه:

در ۳۰ حرکت، نتایج زیر حاصل شدهاند:



و نتيجه همگرايي:

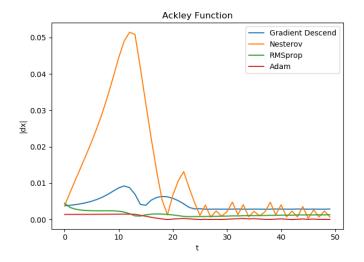
```
Gradient Descend Last Point: ('-9.129670079060527e-06', '-9.129670079060527e-06')

Nesterov Last Point: ('-1.390215207389888e-07', '-1.390215207389888e-07')

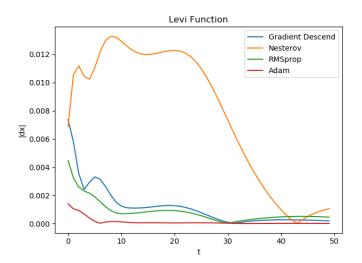
RMSprop Last Point: ('-1.297911609194876e-07', '-1.297911609194876e-07')

Adam Last Point: ('-1.3805904444734007e-05', '-1.3805904444734007e-05')
```

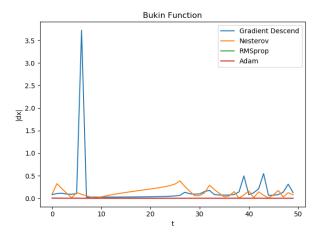
همچنین برای سایر توابع سوال، شکل همگرایی و نقاط نهایی با شروع از نقطه (۰.۴، ۴.۴) یه صورت زیر اند:



Gradient Descend Last Point: ('0.0012321825892946258', '0.0012321825892946258')
Nesterov Last Point: ('0.0017437057592395936', '0.0017437057592395936')
RMSprop Last Point: ('0.0007943596068777677', '0.0007943596068777677')
Adam Last Point: ('0.000764565466681859', '0.000764565466681859')



Gradient Descend Last Point: ('0.347971276389936', '0.8137487318113412')
Nesterov Last Point: ('0.3479520487363761', '0.8126864044389059')
RMSprop Last Point: ('0.3479293395651266', '0.8122244871998697')
Adam Last Point: ('0.34792813618511303', '0.8122061444719787')



Gradient Descend Last Point: ('0.3956829570864227', '0.040707440453546545')
Nesterov Last Point: ('0.39526174222724864', '0.11830154107420456')
RMSprop Last Point: ('0.3960213074837382', '0.11752517171760636')
Adam Last Point: ('0.39603980154942703', '0.11682365269610823')

که بصورت کلی، Adam سریعتر به حول نقطه کمینه میرسد ولی در آنجا کند میشود، دو الگوریتم Nesterov و RMSpop هر دو نوسان دارند ولی RMSprop معمولا بهتر عمل می کند، و GD نیز نکته خاصی ندارد.

.....

بخش ششم: روش نيوتون

محاسبه ماتریس هسیان، برای بری از توابع سوال به صورت ذیل است:

1) Rastrigin Function:

$$\vec{\nabla} f = [2x_1 + 20\pi \sin(2\pi x_1)]\widehat{x_1} + [2x_2 + 20\pi \sin(2\pi x_2)]\widehat{x_2}$$

$$\Rightarrow \mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 + 40\pi^2 \cos(2\pi x_1) & 0 \\ 0 & 2 + 40\pi^2 \cos(2\pi x_2) \end{bmatrix}$$

2) Ackley Function:

$$\vec{\nabla} f = \left[\frac{2x_1}{\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} e^{-0.2\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} + \pi \sin(2\pi x_1) e^{0.5(\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2))} \right] \widehat{x_1}$$

$$+ \left[\frac{2x_2}{\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} e^{-0.2\sqrt{0.5(x_1^2 + x_2^2)}} + \pi \sin(2\pi x_2) e^{0.5(\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2))} \right] \widehat{x_2}$$

$$\Rightarrow$$
 H = $\begin{bmatrix} - & - \end{bmatrix}$

3) Levi Function:

$$\begin{split} \overrightarrow{\nabla}f &= \left[6\pi\sin(3\pi x_1)\cos(3\pi x_1) + 2(x_1 - 1)(1 + \sin^2(3\pi x_2))\right]\widehat{x_1} \\ &+ \left[6\pi(x_1 - 1)^2\sin(3\pi x_2)\cos(3\pi x_2) + 2(x_2 - 1)(1 + \sin^2(2\pi x_2)) \\ &+ 4\pi(x_2 - 1)^2\sin(2\pi x_2)\cos(2\pi x_2)\right]\widehat{x_2} \\ \Rightarrow \mathbf{H} &= \begin{bmatrix} 18\pi^2\cos(6\pi x_1) + 2(1 + \sin^2(3\pi x_2)) & 12\pi(x_2 - 1)\sin(3\pi x_1)\cos(3\pi x_1) \\ 12\pi(x_2 - 1)\sin(3\pi x_1)\cos(3\pi x_1) & [h_{22}] \end{bmatrix} \\ h_{22} &= 18\pi^2(x_1 - 1)^2\cos(6\pi x_2) + 4\pi(x_2 - 1)\sin(4\pi x_2) + 2(1 + \sin^2(2\pi x_2)) \\ &+ 8\pi^2(x_2 - 1)^2\cos(4\pi x_2) \end{split}$$

4) Bukin Function:

5) n-D Rastrigin Function:

$$\vec{\nabla}f = 2\sum_{i=1}^{n} [x_i + 10\pi \sin(2\pi x_i)]\hat{x_i}$$

$$\Rightarrow h_{ii} = 2 + 40\pi^2 \cos(2\pi x_i), h_{ij} = 0 \ (i \neq j)$$

