Студент: Рыжиков Иван

Группа: 2381

Дата: 7 октября 2024 г.

Методы оптимизации

Прим. во всех задачах используется обозначение $\nabla f(\mathbf{x})$ — градиент функции $f(\mathbf{x})$, и $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ — скалярное произведение \mathbf{x} и \mathbf{y} .

Задание 7. Зная формулу Ньютона-Лейбница:

$$\int_{a}^{b} f(x) dx = F(b) - F(a)$$

где F(x) - первообразная функции f(x), непрерывной на отрезке [a,b]. Доказать, что:

$$g(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = g(\mathbf{x}) + \int_0^1 \langle \nabla g(\mathbf{x} + t\mathbf{y}), \mathbf{y} \rangle dt$$

Доказательство. Рассмотрим функцию $g(\mathbf{x} + t\mathbf{y})$ зависящую от параметра t.

• Продифференцируем её по t по правилу дифференцирования сложной функции (chain rule):

$$\frac{d}{dt}(g(\mathbf{x} + t\mathbf{y})) = \langle \nabla g(\mathbf{x} + t\mathbf{y}), \mathbf{y} \rangle$$

• Проинтегрируем обе части уравнения по t от 0 до 1:

$$\int_0^1 \frac{d}{dt} (g(\mathbf{x} + t\mathbf{y})) dt = \int_0^1 \langle \nabla g(\mathbf{x} + t\mathbf{y}), \mathbf{y} \rangle dt$$

• По формуле Ньютона-Лейбница левая часть равна:

$$\int_0^1 \frac{d}{dt} (g(\mathbf{x} + t\mathbf{y})) dt = g(\mathbf{x} + \mathbf{y}) - g(\mathbf{x})$$

• Получаем:

$$g(\mathbf{x} + \mathbf{y}) - g(\mathbf{x}) = \int_0^1 \langle \nabla g(\mathbf{x} + t\mathbf{y}), \mathbf{y} \rangle dt$$

• Переносим $g(\mathbf{x})$ в правую часть:

$$g(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = g(\mathbf{x}) + \int_0^1 \langle \nabla g(\mathbf{x} + t\mathbf{y}), \mathbf{y} \rangle dt$$

Задание 8. Для метода наискорейшего спуска доказать, что:

$$\frac{d}{dt}(f(\mathbf{x} - t\nabla f(\mathbf{x})))|_{t=t_k} = \langle \nabla f(\mathbf{x}_{k+1}), \nabla f(\mathbf{x}_k) \rangle$$

Доказательство. Метод наискорейшего спуска заключается в минимизации функции $f(\mathbf{x})$ по направлению антиградиента. Точка минимума функции $f(\mathbf{x})$ находится по формуле:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \alpha_k \nabla f\left(\mathbf{x}_k\right)$$

где α_k — шаг метода вдоль антиградиента и $\nabla f(\mathbf{x}_k)$ — градиент функции f в точке \mathbf{x}_k .

• Введем функцию

$$\mathbf{x}\left(t\right) = \mathbf{x}_{k} - t\nabla f\left(\mathbf{x}_{k}\right)$$

как некоторую кривую, проходящую через точку \mathbf{x}_k в направлении антиградиента на шаг t.

• Далее найдем производную функции $f(\mathbf{x}(t))$ по t, используя правило дифференцирования сложной функции (chain rule):

$$\frac{d}{dt}f(\mathbf{x}(t)) = \left\langle \nabla f(\mathbf{x}(t)), \frac{d}{dt}\mathbf{x}(t) \right\rangle$$

• Так как $\frac{d}{dt}\left(\mathbf{x}\left(t\right)\right)=-\mathbf{\nabla}f\left(\mathbf{x}_{k}\right)$, то производная функции $f\left(\mathbf{x}\left(t\right)\right)$ по t равна:

$$\frac{d}{dt}f(\mathbf{x}(t)) = -\langle \nabla f(\mathbf{x}(t)), \nabla f(\mathbf{x}_k) \rangle$$

• Подставим $t = t_k$:

$$\frac{d}{dt}f\left(\mathbf{x}_{k}-t\nabla f\left(\mathbf{x}_{k}\right)\right)\bigg|_{t=t_{k}}=-\left\langle \nabla f\left(\mathbf{x}_{k+1}\right),\nabla f\left(\mathbf{x}_{k}\right)\right\rangle$$

Таким образом, доказано, что производная функции $f(\mathbf{x}(t))$ по t в точке t_k равна скалярному произведению градиентов функции f в точках \mathbf{x}_{k+1} и \mathbf{x}_k .

Задание 9. Пусть $f(\mathbf{x}) = 0.5\mathbf{x}^\mathsf{T} A \mathbf{x} + \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle - \kappa в a d p a m u ч н a я функция.$ Доказать, что для метода наискорейшего спуска справедливо соотношение

$$t_k = \frac{\|\nabla f(x_k)\|}{\langle \nabla f(x_k), A\nabla f(x_k)\rangle}$$

Доказательство.

• Градиент функции $f(\mathbf{x})$ равен:

$$\nabla f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

• На каждом шаге метода наискорейшего спуска выбирается такой шаг t_k , чтобы минимизировать функцию $f(\mathbf{x}_{k+1})$:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)$$

Найдем такое t_k , при котором функция $f(\mathbf{x}_{k+1})$ минимальна:

$$\arg\min_{t_k} f(\mathbf{x}_{k+1}) = \arg\min_{t_k} f(\mathbf{x}_k - t_k \nabla f(\mathbf{x}_k))$$

• Подставим \mathbf{x}_{k+1} в функцию $f(\mathbf{x})$:

$$f(\mathbf{x}_{k+1}) = 0.5(\mathbf{x}_k - t_k \nabla f(\mathbf{x}_k))^{\mathsf{T}} A(\mathbf{x}_k - t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)) + \mathbf{b}^{\mathsf{T}} (\mathbf{x}_k - t_k \nabla f(\mathbf{x}_k))$$
$$= 0.5\mathbf{x}_k^{\mathsf{T}} A \mathbf{x}_k - t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)^{\mathsf{T}} A \mathbf{x}_k + 0.5t_k^2 \nabla f(\mathbf{x}_k)^{\mathsf{T}} A \nabla f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{b}^{\mathsf{T}} \mathbf{x}_k - t_k \mathbf{b}^{\mathsf{T}} \nabla f(\mathbf{x}_k)$$

• Найдем производную функции $f(x_{k+1})$ по t_k :

$$\frac{d}{dt_k} f(x_{k+1}) = -\nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \mathbf{x}_k + t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \nabla f(\mathbf{x}_k) - \mathbf{b}^\mathsf{T} \nabla f(\mathbf{x}_k)$$

• Сгруппируем слагаемые:

$$\frac{d}{dt_k} f(x_{k+1}) = t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \nabla f(\mathbf{x}_k) - \left(\nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \mathbf{x}_k + \mathbf{b}^\mathsf{T} \nabla f(\mathbf{x}_k) \right)$$

• Воспользуемся тем, что $\mathbf{b}^\mathsf{T} \nabla f(\mathbf{x}_k) = \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} \mathbf{b}$:

$$\frac{d}{dt_k} f(x_{k+1}) = t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \nabla f(\mathbf{x}_k) - \left(\nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \mathbf{x}_k + \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} \mathbf{b} \right)$$
$$= t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \nabla f(\mathbf{x}_k) - \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} (A \mathbf{x}_k + \mathbf{b})$$

• Подставим вместо $A\mathbf{x}_k + \mathbf{b}$ градиент функции $f(\mathbf{x}_k)$:

$$\frac{d}{dt_k} f(x_{k+1}) = t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \nabla f(\mathbf{x}_k) - \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} \nabla f(\mathbf{x}_k)$$

• Воспользуемся услоивем оптимальности шага t_k :

$$\frac{d}{dt_k}f(x_{k+1}) = 0$$

Получаем:

$$t_k \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \nabla f(\mathbf{x}_k) = \nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} \nabla f(\mathbf{x}_k)$$

• Откуда получаем формулу для шага t_k :

$$t_k = \frac{\nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} \nabla f(\mathbf{x}_k)}{\nabla f(\mathbf{x}_k)^\mathsf{T} A \nabla f(\mathbf{x}_k)} = \frac{\|\nabla f(\mathbf{x}_k)\|^2}{\langle \nabla f(\mathbf{x}_k), A \nabla f(\mathbf{x}_k) \rangle}$$

Итого, доказано, что для метода наискорейшего спуска справедливо соотношение

$$t_k = \frac{\|\nabla f(x_k)\|}{\langle \nabla f(x_k), A\nabla f(x_k)\rangle}$$

Задание 10. Найти минимум функции $f(x_1, x_2) = x_1 x_2$ при ограничениях $x_1^2 + x_2^2 \leqslant 1$, используя теорему Каруша-Джона.

Решение.

• Запишем функцию Лагранжа:

$$L(x_1, x_2, \lambda) = x_1 x_2 + \lambda (x_1^2 + x_2^2 - 1)$$

• Найдем градиент функции Лагранжа:

$$\nabla L = \begin{pmatrix} x_2 + 2\lambda x_1 \\ x_1 + 2\lambda x_2 \\ x_1^2 + x_2^2 - 1 \end{pmatrix}$$

• По условию оптимальности из теоремы Каруша-Джона градиент функции Лагранжа равен нулю:

$$\begin{cases} x_2 + 2\lambda x_1 = 0 \\ x_1 + 2\lambda x_2 = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 1 = 0 \end{cases}$$

• Решим систему уравнений:

$$\begin{cases} x_2 + 2\lambda x_1 = 0\\ x_1 + 2\lambda x_2 = 0\\ x_1^2 + x_2^2 - 1 = 0 \end{cases}$$

Получаем:

$$\begin{cases} x_2 + 2\lambda x_1 = 0 \\ x_1 + 2\lambda x_2 = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 - 1 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \lambda = -\frac{1}{2} \\ x_1 = x_2 = \pm \frac{1}{\sqrt{2}} \end{cases}$$
$$\begin{cases} \lambda = \frac{1}{2} \\ x_1 = -x_2 = \pm \frac{1}{\sqrt{2}} \end{cases}$$

• Подставим найденные значения x_1 и x_2 в функцию $f(x_1, x_2) = x_1 x_2$:

$$f\left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right) = \frac{1}{2}$$

$$f\left(\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}\right) = -\frac{1}{2}$$

$$f\left(-\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right) = -\frac{1}{2}$$

$$f\left(-\frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}}\right) = \frac{1}{2}$$

Таким образом, минимум функции $f(x_1,x_2)=x_1x_2$ при ограничениях $x_1^2+x_2^2\leqslant 1$ равен $-\frac{1}{2}$ и достигается в точках $x_1 = -x_2 = \pm \frac{1}{\sqrt{2}}$

Задание 11. Пусть f(y,y') не зависит от x. Чему равно значение $\frac{d}{dx}(f-f_{y'}y')$?

Решение. Введем обозначение $f = f(y, y'), f_y = \frac{d}{dy} f, f_{y'} = \frac{d}{dy'} f.$

• Продифференцируем $f - f_{y'}y'$ по x:

$$\frac{d}{dx}(f - f_{y'}y') = \frac{d}{dx}f - \frac{d}{dx}(f_{y'}y')$$

• Так как f не зависит от x, то $\frac{d}{dx}f=0$:

$$\frac{d}{dx}(f - f_{y'}y') = -\frac{d}{dx}(f_{y'}y')$$

• Применим правило дифференцирования произведения:

$$\frac{d}{dx}(f_{y'}y') = -f_{y'}\frac{d}{dx}(y') - \frac{d}{dx}(f_{y'})y'$$

• Так как f не зависит от x, то $\frac{d}{dx}(f_{u'}) = 0$:

$$\frac{d}{dx}(f_{y'}y') = -f_{y'}\frac{d}{dx}(y') = -f_{y'}y''$$

Итого, значение $\frac{d}{dx}(f-f_{y'}y')$ равно $-f_{y'}y''$.

Задание 12. Составить уравнение Эйлера-Лагранжа для $F = x^2y + y'^2x$.

Решение. Формула Эйлера-Лагранжа имеет вид:

$$\frac{d}{dx} \left(\frac{\partial F}{\partial y'} \right) - \frac{\partial F}{\partial y} = 0$$

• Найдем частную производную F по y':

$$\frac{\partial F}{\partial y'} = 2xy'$$

• Найдем производную $\frac{\partial F}{\partial u'}$ по x:

$$\frac{d}{dx} \left(\frac{\partial F}{\partial y'} \right) = 2y' + 2xy''$$

• Найдем частную производную F по y:

$$\frac{\partial F}{\partial y} = x^2$$

• Подставим найденные значения в уравнение Эйлера-Лагранжа:

$$2y' + 2xy'' - x^2 = 0$$

Таким образом, уравнение Эйлера-Лагранжа для $F = x^2y + y'^2x$ имеет вид $2y' + 2xy'' - x^2 = 0$.