Лекция 8

Ilya Yaroshevskiy

21 ноября 2024 г.

Содержание

1 Метод градиентного спуска 1

2 Метод наискорейшего спуска 3

Определение. Направление вектора p^k называется **направлением убывания** функции $f(x)$ в точке x^*, если при всех достаточно малых положительных α выполняется неравенство:

$$f(x^k + \alpha p^k) < f(x^k)$$

Теорема 0.1 (достаточное условие направления убывания)**.** Пусть функция $f(x)$ дифференцируема в точке x^k. Если вектор p^k удовлетворяет условию:

$$(\nabla f(x^k), p^k) < 0$$

, то направление вектора p^k является направлением убывания

Доказательство. Из свойства дифференцируемости функции и условия данной теоремы следует, что

$$f(x^{k+1}) - f(x^k) = f(x^k + \alpha p^k) - f(x^k) = (\nabla f(x^k), \alpha p^k) + o(\alpha) =$$
$$= \alpha \left((\nabla f(x^k), p^k) + \frac{o(\alpha)}{\alpha} \right) < 0$$

, при всех достаточно малых $\alpha > 0$, т.е. p^k задает направление убывания функции $f(x)$ в точке x^k □

Замечание. Геометрическая интерпретация $(\nabla f(x^k), p^k) < 0 \implies p^k$ составляет тупой угол с $\nabla f(x^k)$

$f(x)$ дифференцируема в E_n:

$$x^{k+1} = x^k + \alpha_k p^k \quad k = 0, 1, \ldots \tag{1}$$

где p^k определяется с учетом информации о частных производных, а величина шага $\alpha_k > 0$, такова, что:

$$f(x^{k+1}) < f(x^k) \quad k = 0, 1, \ldots \tag{2}$$

Останов итерационного процесса: $\|\nabla f(x^k)\| < \varepsilon$

1 Метод градиентного спуска

В 1: $p^k = -\nabla f(x^k)$ — предположение. Если $\nabla f(x^k) \neq 0$, то $(\nabla f(x^k), p^k) < 0$, следовательно p^k — направление убывания функции $f(x)$, в малой окрестности точки x^k направление p^k обеспечивает наискорейшее убывание этой функции. Таким образом можно найти такое $\alpha_k > 0$, что выполнится 2

Алгоритм 1 метод Градиентного спуска

Ввод $\varepsilon > 0$, $\alpha > 0$, $x \in E_k$, $f(x)$

```
повторять
   Вычисляем ∇f(x)
   если Выполнено условие достижения точности ‖∇f(x)‖ < ε тогда
      Вернуть x* := x, f* := f(x*)
   конец если
   повторять
      Найти y := x − α∇f(x)
      Вычислить f(y)
      если f(y) < f(x) тогда
         x := y
         f(x) := f(y)
         Выйти из цикла
      иначе
         α := α/2
      конец если
   конец повторять
конец повторять
```

Замечание. В окрестности стационарной точки функции $f(x)$ величина $\|\nabla f(x)\|$ становится малой, это приводит к замедлению сходимости полседовательности $\{x^k\}$. Поэтому в 1 иногда полагают

$$p^k = \frac{-\nabla f(x^k)}{\|\nabla f(x^k)\|}$$

Теорема 1.1. Пусть симметричная матрица A квадратичной функции $f(x)$ положительно определена, а l и L — наименьшее и наибольшее собственное значение A. Тогда при любых $\alpha \in (0, \frac{2}{L})$ и $x^0 \in E_n$

$$x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k)$$

сходится к единственной точке глобального минимума x^* функции $f(x)$ линейно (со скоростью геометрической прогрессии)

$$\rho(x^k, x^*) \leq q^k \rho(x^0, x^*)$$

, где $q = \max\{|1 - \alpha l|, |1 - \alpha L|\}$

Доказательство. Т.к. A положительно определена, то $f(x)$ — сильно выпукла. Следовательно точка x^* — существует и единственна. $\nabla f(x^*) = 0$ в точке x^*, тогда

$$\nabla f(x^k) = Ax^k + b = Ax^k + b - \underbrace{Ax^* - b}_{\nabla f(x^*)} = A(x^k - x^*)$$

Оценим норму разности

$$\|x^k - x^*\| = \|x^{k-1} - \alpha \nabla f(x^{k-1}) - x^*\| = \|x^{k-1} - x^* - \alpha A(x^{k-1} - x^*)\| =$$

$$= \|(E - \alpha A)(x^{k-1} - x^*)\|$$

$$\|x^k - x^*\| \leq \|E - \alpha A\| \cdot \|x^{k-1} - x^*\| \leq q\|x^{k-1} - x^*\| \leq q^k \|x^0 - x^*\|$$

— из определения линейной сходимости, где q — оценка нормы матрицы через величину ее собственных значений

$$\|E - \alpha A\| \leq q = \max\{|1 - \alpha l|, |1 - \alpha L|\}$$

Если $\alpha \in (0; \frac{2}{L})$, то $q < 1$
q: $q^* = \frac{L-l}{L+l}$, при $\alpha = \alpha^* = \frac{2}{L+l}$. Т.к. $l < L$, то $1 - \alpha l = -(1 - \alpha L)$. От соотношения L и l существенно зависит число итераций градиентного метода при минимизации выпуклой квадратичной функции □

Пример. $L = l > 0$, тогда точка минимума находится за один шаг

$$f(x) = x_1^2 + x_2^2 \to \min$$

$$x^0 = (1, 1)^T \quad \alpha = \alpha^* = \frac{2}{l + L}$$

Решение.

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \implies l = L = 2$$

$$\alpha^* = \frac{2}{2+2} = \frac{1}{2}$$

$$x^1 = x^0 - \frac{1}{2}\, nabla f(x^0) = (0,0)^T$$

$$x^1 = x^*$$

Замечание. При $l = L$ — линии уровня $f(x)$ — концентрические окружности

Замечание. $L >> l > 0$ — линии уровня $f(x)$ — эллипсы

Пример.

$$f(x) = x_1^2 + 100x_2^2 \to \min$$

$$x^0 = (1,1)^T$$

$$\alpha = \alpha^*$$

Решение.

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 200 \end{pmatrix} \implies l = 2,\ L = 200$$

Линии уровня — эллипсы сильно вытянутые вдоль оси Ox_1

$$\alpha = \alpha^* = \frac{2}{202} = \frac{1}{101}$$

$$-\nabla f(x^0) = (-2, -200)^T$$

— сильно отличается от $x^* - x^0$

$$x^* - x^0 = (-1,-1)^T$$

— направление точки глобального минимума

$$x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k)$$

$$\nabla f(x^k) = (2x_1, 200x_2)^T$$

$$\begin{cases} x_1^{k+1} = \frac{99}{101} x_1^k \\ x_2^{k+1} = -\frac{99}{101} x_2^k \end{cases}$$

— закон изменения координат точек, минимизирующей последовательности. $\{x^k\}$ — сходится медленно

Определение. Число обусловленности для симметричной положительно определенной матрицы $\mu = \frac{L}{l}$. Оно характеризует вытянутость линий уровня $f(x) = C$

- Если μ велико, то линии уровня сильно вытянуты и говорят что функция имеет **овражный** характер (резко меняется по одним направлением и слабо по другим) $\implies$ Полохо обусловленная задача
- Если $\mu \sim 1$, то линии уровня близки к окружностям и задача является хорошо обусловленной

2 Метод наискорейшего спуска

После вычисления в начальной точке градиента функции делают в направлении антиградиента не маленький шаг, а передвигаются до тех пор, пока функция убывает. Достигнув точки минимума на выбранном направлении снова вычисляют градиент функции и повторяют описанную процедуру

$$p^k = -\nabla f(x^k)$$

α_k — находится из решения задачи одномерной оптимизации

$$\Phi_k(\alpha) \to \min$$

$$\Phi_k(\alpha) = f(x^k - \alpha \nabla f(x^k)) \quad \alpha > 0 \tag{3}$$

Алгоритм 2 метод наискорейшего спуска

Ввод $\varepsilon > 0$, $x \in E_k$, $f(x)$

повторять
  Вычислить $\nabla f(x)$
  если $\|\nabla f(x)\| < \varepsilon$ **тогда**
    Вернуть $x^* := x$, $f^* := f(x)$
  конец если
  Решить задачу одномерной оптимизации 3 для $x^k := x$, т.е. найти α^*
  $x := x - \alpha^* \nabla f(x)$
конец повторять

Определение. Ненулевые векторы $p^1, \dots, p^k$ называются сопряженными относительно матрицы A размера $n \times n$ или A-ортогональными, если

$$(Ap^i, p^j) = 0 \quad i \neq j \quad i, j = 1, \dots, k$$

Замечание. Система из n векторов $p^1, \dots, p^n$ сопряженных относительно положительно определенной матрицы A линейно независима

Замечание. n ненулевых A-орттгональных векторов образуют базис в E_n.Рассмотрим минимизацию квадратичной функции в E_n

$$f(x) = \frac{1}{2}(Ax, x) + (b, x) + c$$

A — положительно определенная. Итерационный процесс

$$x^k = x^{k-1} + \alpha_k p^k \quad k = 1, 2, \dots \tag{4}$$

, где p^k — A-ортогональные

Замечание. Если в итерационном процессе 4 на каждом жаге используется исчерпывающий спуск, то

$$\alpha_k = -\frac{(\nabla f(x^0), p^k)}{(Ap^k, p)} \quad k = 1, 2, \dots \tag{5}$$

Доказательство.

$$x^k = x^{k-1} + \alpha_k p^k = x^0 + \sum_{i=1}^{k} \alpha_i p^i \tag{6}$$

$$\nabla f(x) = Ax + b$$

$$\nabla f(x^k) = \nabla f(x^0) + \sum_{i=0}^{k} \alpha_i A p^i$$

домножим на p^k и учитываем $(\nabla f(x^k), p^k) = 0$, A-ортогональность p^k

$$(\nabla f(x^0), p^k) + \alpha_k (Ap^k, p^k) = 0$$

, т.к. A — положительно определена, то $(Ap^k, p^k) > 0$, и для α_k:

$$\alpha_k = -\frac{(\nabla f(x^0), p^k)}{(Ap^k, p^k)}$$

$\square$