# ЛЕКЦИЯ 4 Глава 3. МЕТОДЫ ДЛЯ ЗАДАЧ БЕЗУСЛОВНОЙ ОПТИМИЗАЦИИ И НЕЛИНЕЙНЫХ УРАВНЕНИЙ

# Содержание лекции

- 1 Методы спуска
  - Общая схема методов спуска

# Задача безусловной оптимизации

#### Задача

$$f(x) \to \min, \quad x \in \mathbb{R}^n,$$
 (1)

где  $f:\mathbb{R}^n o \mathbb{R}$  — заданная функция.

#### Идея методов спуска

- Определяется направление, при движении по которому из текущего приближения функция f убывает.
- Делается шаг некоторой длины по этому направлению.
- Для полученного таким образом нового приближения процедура повторяется, и т.д.

# Направления убывания

#### Определение 1

Вектор  $d \in \mathbb{R}^n$  называется направлением убывания функции  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  в точке  $\widetilde{x} \in \mathbb{R}^n$ , если для любого достаточно малого t > 0 имеет место неравенство  $f(\widetilde{x} + td) < f(\widetilde{x})$ .

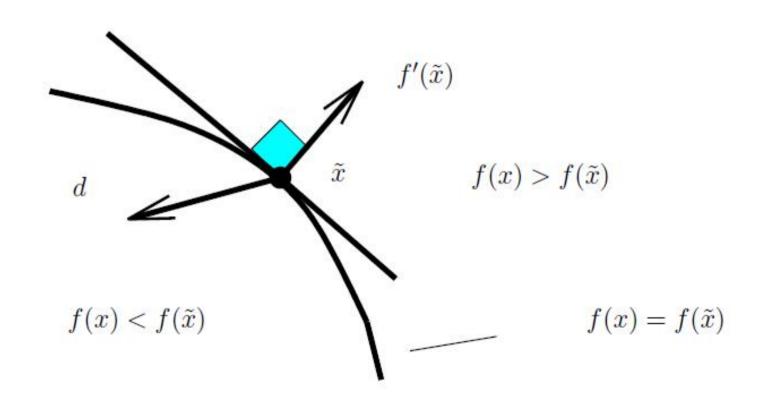
 $\mathcal{D}_f(\widetilde{x})$  — множество направлений убывания функции f в точке  $\widetilde{x} \in \mathbb{R}^n$  (всегда конус).

#### Лемма 1

Пусть функция  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  дифференцируема в точке  $\widetilde{x} \in \mathbb{R}^n$  по направлению  $d \in \mathbb{R}^n$ , т.е.  $f'(\widetilde{x}; d)$  существует и конечна. Тогда:

- ullet если  $d \in \mathcal{D}_f(\widetilde{x})$ , то  $f'(\widetilde{x}; d) \leqslant 0$ ;
- ullet если  $d \in \mathbb{R}^n$  удовлетворяет условию  $f'(\widetilde{x}; d) < 0$ , то  $d \in \mathcal{D}_f(\widetilde{x})$ .

# Направления убывания



# Общая схема методов спуска

#### Методы спуска

$$x^{k+1} = x^k + \alpha_k d^k, \quad d^k \in \mathcal{D}_f(x^k), \quad k = 0, 1, \dots,$$
 (2)

где параметры длины шага  $lpha_k>0$  выбираются так, чтобы выполнялось по крайней мере

$$f(x^{k+1}) < f(x^k). \tag{3}$$

Если  $\mathcal{D}_f(x^k) = \emptyset$ , или если не представляется возможным найти  $d^k \in \mathcal{D}_f(x^k)$ , то процесс останавливают. Если  $d^k \in \mathcal{D}_f(x^k)$ , то (3) выполняется для любого достаточно малого  $\alpha_k > 0$ .

# Общая схема методов спуска

#### Конкретный метод спуска характеризуется:

- способом выбора направлений убывания  $d^k$  (с использованием некоторой приближенной модели функции f);
- процедурой одномерного поиска для выбора параметров длины шага
   (с использованием сужения самой функции f на луч, исходящий из точки x<sup>k</sup> в направлении вектора d<sup>k</sup>).

# Выбор направления убывания

Согласно лемме 1, если f дифференцируема в точке  $x^k$  и  $f'(x^k) \neq 0$ , то  $d^k = -f'(x^k) \in \mathcal{D}_f(x^k)$ . Обычно методы с таким выбором направления убывания крайне неэффективны: это «последнее средство», когда более изощренные способы выбора не срабатывают.

Значительно большее практическое значение имеет выбор  $d^k = -Q_k f'(x^k)$ , где симметричная матрица  $Q_k \in \mathbb{R}(n, n)$  задается «умными» способами.

Согласно лемме 1, если матрица  $Q_k$  положительно определена и  $f'(x^k) \neq 0$ , то  $d^k = -Q_k f'(x^k) \in \mathcal{D}_f(x^k)$ , поскольку

$$\langle f'(x^k), d^k \rangle = -\langle Q_k f'(x^k), f'(x^k) \rangle < 0.$$

#### Правило одномерной минимизации

Параметр  $\alpha_k > 0$  выбирается из условия

$$f(x^k + \alpha_k d^k) = \min_{\alpha \geqslant 0} f(x^k + \alpha d^k),$$

т.е. как решение одномерной задачи оптимизации

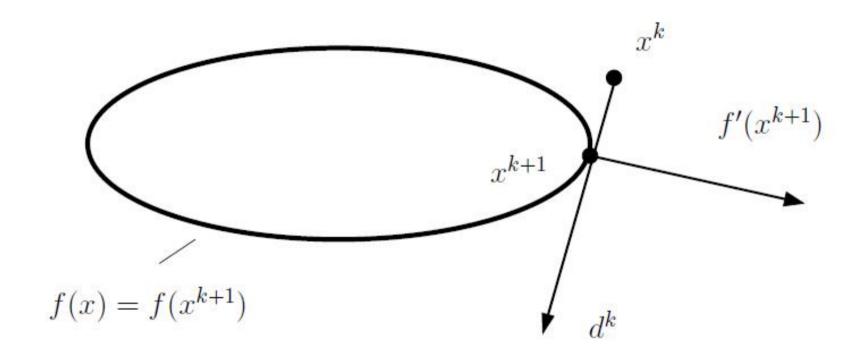
$$\varphi_k(\alpha) \to \min, \quad \alpha \in \mathbb{R}_+,$$
 (4)

где

$$\varphi_k : \mathbb{R}_+ \to \mathbb{R}, \quad \varphi_k(\alpha) = f(x^k + \alpha d^k).$$

Если f дифференцируема в точке  $x^{k+1}$ , то

$$0 = \varphi'_k(\alpha_k) = \langle f'(x^k + \alpha_k d^k), d^k \rangle = \langle f'(x^{k+1}), d^k \rangle.$$
 (5)



Для квадратичной функции

$$f(x) = \langle Bx, x \rangle + \langle a, x \rangle, \quad x \in \mathbb{R}^n,$$

где  $B \in \mathbb{R}(n, n)$  — симметричная положительно определенная,  $a \in \mathbb{R}^n$ , одномерный минимум дается явной формулой:

$$\alpha_k = -\frac{\langle 2Bx^k + a, d^k \rangle}{2\langle Bd^k, d^k \rangle},$$

поскольку

$$\varphi_k(\alpha) = \langle Bd^k, d^k \rangle \alpha^2 + \langle 2Bx^k + a, d^k \rangle \alpha + \langle Bx^k, x^k \rangle + \langle a, x^k \rangle.$$

В общем же случае этот способ определения  $\alpha_k$  неоправданно трудоемок.

Часто задачу (4) заменяют задачей

$$\varphi_k(\alpha) \to \min, \quad \alpha \in [0, \widehat{\alpha}],$$

где  $\widehat{\alpha} > 0$  — фиксированный параметр (выбор  $\widehat{\alpha} = +\infty$  соответствует задаче (4)).

# Правило Армихо (предполагает дифференцируемость f в точке $x^k$ )

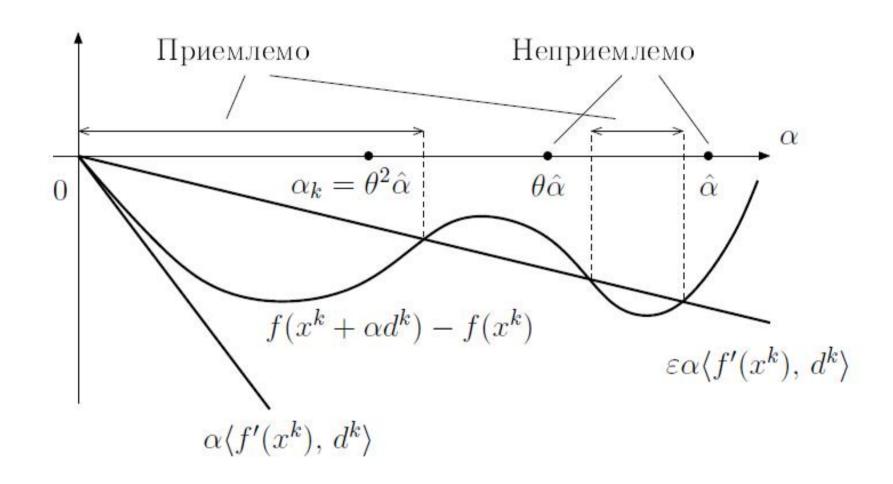
Фиксируем параметры  $\widehat{\alpha} > 0$ ,  $\varepsilon$ ,  $\theta \in (0, 1)$ . Полагаем  $\alpha = \widehat{\alpha}$ .

Проверяем неравенство

$$f(x^k + \alpha d^k) \le f(x^k) + \varepsilon \alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle.$$
 (6)

② Если (6) не выполнено, то заменяем  $\alpha$  на  $\theta \alpha$  и переходим к п. 1. Иначе полагаем  $\alpha_{\pmb{k}} = \alpha$ .

Неравенство Армихо (6) означает, что реальное убывание значения целевой функции при шаге длины  $\alpha$  по направлению  $d^k$  должно составлять как минимум заданную (определяемую выбором параметра  $\varepsilon$ ) долю от «предсказанного» линейной моделью целевой функции убывания  $\alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle$ . Параметр  $\alpha_k$  вычисляется как первое из обладающих этим свойством чисел  $\alpha$ , получаемых в результате дробления начального значения  $\widehat{\alpha}$ .



#### Лемма 2

Пусть функция  $f:\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  дифференцируема в точке  $x^k \in \mathbb{R}^n$ . Тогда если элемент  $d^k \in \mathbb{R}^n$  удовлетворяет

$$\langle f'(x^k), d^k \rangle < 0,$$
 (7)

то неравенство Армихо (6) имеет место для любого достаточно малого  $\alpha>0$ .

#### Доказательство

Для достаточно малого lpha>0

$$f(x^k + \alpha d^k) - f(x^k) = \langle f'(x^k), \alpha d^k \rangle + o(\alpha) =$$

$$= \varepsilon \alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle + (1 - \varepsilon) \alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle + o(\alpha) =$$

$$= \varepsilon \alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle + \alpha \left( (1 - \varepsilon) \langle f'(x^k), d^k \rangle + \frac{o(\alpha)}{\alpha} \right) \leqslant$$

$$\leq \varepsilon \alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle$$

(поскольку второе слагаемое в предпоследней строке отрицательно), а это и есть требуемое.

При выполнении (7) выбор  $\alpha_k$  по правилу Армихо гарантирует выполнение условия монотонного убывания значения целевой функции (3).

Более того, неравенство (6) при  $\alpha = \alpha_k$  дает количественную характеристику того, насколько  $f(x^{k+1})$  должно быть меньше  $f(x^k)$ , чтобы можно было обосновать сходимость.

Доказательство сходимости существенно упрощается, когда удается установить, что количество дроблений для определения  $\alpha_k$  конечно равномерно по k.

#### Лемма 3

Пусть функция  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  дифференцируема на  $\mathbb{R}^n$ , и ее производная липшицева на  $\mathbb{R}^n$  с константой  $\ell > 0$ . Тогда если для некоторых  $x^k$ ,  $d^k \in \mathbb{R}^n$  выполнено (7), то неравенство (6) имеет место для любого  $\alpha \in (0, \bar{\alpha}_k]$ , где

$$\bar{\alpha}_k = -\frac{2(1-\varepsilon)\langle f'(x^k), d^k \rangle}{\ell \|d^k\|^2} > 0.$$
 (8)

Если удается оценить сверху константу Липшица ℓ, то формула (8) может использоваться для явного вычисления подходящих параметров длины шага.

#### Доказательство

По формуле Ньютона–Лейбница для любого lpha>0

$$f(x^k + \alpha d^k) - f(x^k) - \langle f'(x^k), \alpha d^k \rangle =$$

$$= \int_0^1 \langle f'(x^k + t\alpha d^k) - f'(x^k), \, \alpha d^k \rangle \, dt \leqslant$$

$$\leq \alpha \|d^k\| \int_0^1 \|f'(x^k + t\alpha d^k) - f'(x^k)\| dt \leq$$

$$\leq \ell \alpha^2 \|d^k\|^2 \int_0^1 t \, dt = \frac{\ell}{2} \alpha^2 \|d^k\|^2.$$

#### Доказательство (завершение)

Тогда для любого  $\alpha \in (0, \bar{\alpha}_k]$ 

$$f(x^k + \alpha d^k) - f(x^k) \leq \langle f'(x^k), \alpha d^k \rangle + \frac{\ell}{2} \alpha^2 ||d^k||^2 =$$

$$=\alpha\left(\langle f'(x^k),\,d^k\rangle+\frac{\ell}{2}\alpha\|d^k\|^2\right)\leqslant\varepsilon\alpha\langle f'(x^k),\,d^k\rangle,$$

а это и есть требуемое.

Если в предположениях этой леммы

$$\frac{\langle f'(x^k), d^k \rangle}{\|d^k\|^2} \leqslant \delta \tag{9}$$

при некотором  $\delta < 0$ , не зависящем от k, то

$$\bar{\alpha}_k \geqslant -\frac{2}{\ell}(1-\varepsilon)\delta,$$

а значит,

$$\alpha_k \geqslant \check{\alpha}$$

при некотором  $\check{\alpha}>0$ , не зависящем от k.

Если  $d^k = -f'(x^k)$ , то (9) выполняется автоматически при  $\delta = -1$ .

#### Правило постоянного параметра

Фиксируем не зависящее от k число  $\bar{\alpha}>0$ , и полагаем  $\alpha_k=\bar{\alpha}$ .

Это правило не может быть эффективным (отсутствует адаптация длины шага) и применяется только в тех случаях, когда вычисление значений целевой функции очень трудоемко.

Теоретический анализ методов с достаточно малым постоянным параметром длины шага сводится к анализу методов, использующих правило Армихо.

Существуют более изощренные практические правила выбора параметра длины шага.

#### Правило Голдстейна

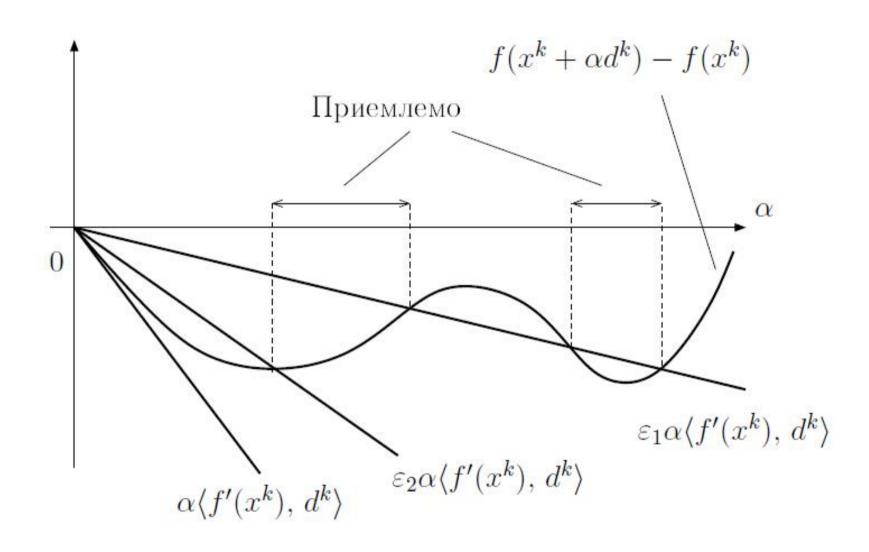
Параметр  $\alpha_k > 0$  выбирается из условия

$$\varepsilon_1 \leqslant \frac{f(x^k + \alpha d^k) - f(x^k)}{\alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle} \leqslant \varepsilon_2$$
(10)

при фиксированных  $\varepsilon_1, \, \varepsilon_2 \in (0, \, 1), \, \varepsilon_1 < \varepsilon_2$ .

Левое неравенство — неравенство Армихо (6) при  $\varepsilon = \varepsilon_1$ ; оно обеспечивает достаточное убывание значения целевой функции.

Правое неравенство препятствует выбору слишком малых параметров длины шага.



Другая реализация той же идеи:

#### Правило Вулфа

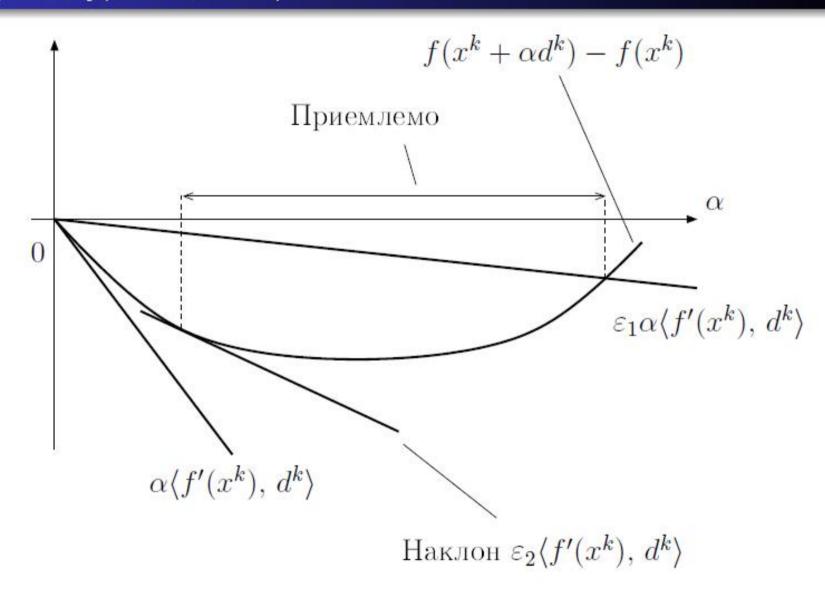
Параметр  $\alpha_{\pmb{k}} > 0$  выбирается из условий

$$f(x^k + \alpha d^k) \leq f(x^k) + \varepsilon_1 \alpha \langle f'(x^k), d^k \rangle,$$
 (11)

$$\langle f'(x^k + \alpha d^k), d^k \rangle \geqslant \varepsilon_2 \langle f'(x^k), d^k \rangle.$$
 (12)

Левая часть (12) равна  $\varphi'_k(\alpha)$ , поэтому при выполнении (7) условие (12) означает, что величина  $\varphi'_k(\alpha)$  не должна быть «слишком отрицательной».

Любой локальный минимум  $arphi_{m k}$  на  $\mathbb{R}_+$  удовлетворяет (12).



Если вычисление градиента функции f не слишком трудоемко, правило Вулфа признается наиболее эффективным известным правилом одномерного поиска.

Важное свойство этого правила связано с квазиньютоновскими методами.

Ключ к реализации: нарушение (11) говорит о том, что текущее пробное значение  $\alpha$  нужно уменьшать, а нарушение (12) — что увеличивать.

#### Реализация правила Вулфа

Фиксируем параметры  $\varepsilon_1$ ,  $\varepsilon_2 \in (0, 1)$ ,  $\varepsilon_1 < \varepsilon_2$ . Полагаем  $\check{\alpha} = \widehat{\alpha} = 0$ . Выбираем начальное пробное значение  $\alpha > 0$ .

- Проверяем выполнение неравенств (11) и (12). Если оба они выполнены, то переходим к п. б.
- ② Если нарушено (11), то полагаем  $\widehat{\alpha} = \alpha$  и переходим к п. 5.
- $\odot$  Если нарушено (12), то полагаем  $\check{\alpha}=\alpha$ .
- ① Если  $\widehat{\alpha}=0$ , то выбираем новое пробное значение  $\alpha>\check{\alpha}$  («экстраполяция») и переходим к п. 1.
- **5** Выбираем новое пробное значение  $\alpha \in (\check{\alpha}, \widehat{\alpha})$  («интерполяция») и переходим к п. 1.
- $\mathbf{0}$  Полагаем  $\alpha_k = \alpha$ .

Сначала реализуются шаги «экстраполяции», пока  $\widehat{\alpha}$  не станет положительным.

Затем выполняются шаги «интерполяции»; при этом  $\widehat{\alpha}$  может только уменьшаться, оставаясь положительным, а  $\check{\alpha}$  — только увеличиваться, оставаясь меньше  $\widehat{\alpha}$ .

В отличие от правила Армихо, здесь начальное пробное значение  $\alpha$  может увеличиваться.

#### Возможная реализация «экстраполяции» и «интерполяции»

Фиксируем параметры  $\theta_1 > 1$ ,  $\theta_2 \in (0, 1)$ .

При «экстраполяции» заменяем  $\alpha$  на  $\theta_1 \alpha$ , а при «интерполяции» полагаем  $\alpha = (1 - \theta_2)\check{\alpha} + \theta_2\widehat{\alpha}$ .

#### Лемма 4

Пусть функция  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  непрерывно дифференцируема и ограничена снизу на  $\mathbb{R}^n$ .

Тогда если для некоторых  $x^k$ ,  $d^k \in \mathbb{R}^n$  выполнено (7), то реализующая правило Вулфа процедура, в которой  $\check{\alpha} \to +\infty$  в случае бесконечного числа шагов «экстраполяции», и  $(\widehat{\alpha} - \check{\alpha}) \to 0$  в случае бесконечного числа шагов «интерполяции», будет конечной.

# Методы спуска

В последнее время часто используются на практике

#### Методы с немонотонным одномерным поиском

При выборе  $\alpha_k$  значение  $f(x^k + \alpha_k d^k)$  сравнивается не с  $f(x^k)$ , а с максимальным (либо средним) значением функции f за некоторое фиксированное число предшествующих итераций.

Позволяют делать более длинные шаги, допуская даже увеличение значения целевой функции на некоторых итерациях.