

### Лекція 13. Довільні напрямки спуску

Для того щоб уникнути ризикання при найшвидшому спуску, розглянемо послідовну мінімізацію  $\varphi$  вздовж деякої множини напрямків  $\{p_1, p_2, \dots\}$ , які не зобов'язані відповідати відхилам  $\{r_1, r_2, \dots\}$ . Як уже показано, мінімум  $\varphi(x_{k-1} + \alpha p_k)$  по  $\alpha$  відповідає значенню

$$\alpha = \alpha_k = \frac{(r_{k-1}, p_k)}{(Ap_k, p_k)}.$$

**Лема 1.** При такому виборі отримуємо

$$\varphi(x_{k-1} + \alpha_k p_k) = \varphi(x_{k-1}) - \frac{1}{2} \alpha_k^2 (Ap_k, p_k).$$

Доведення.

- 1) 
$$\begin{aligned} \varphi(x_{k-1} + \alpha_k p_k) &= \frac{1}{2} (A(x_{k-1} + \alpha_k p_k), x_{k-1} + \alpha_k p_k) - (b, x_{k-1} + \alpha_k p_k) = \\ &= \frac{1}{2} (Ax_{k-1} + \alpha_k Ap_k, x_{k-1} + \alpha_k p_k) - (b, x_{k-1}) - \alpha_k (b, p_k) = \\ &= \frac{1}{2} (Ax_{k-1}, x_{k-1}) + \frac{1}{2} \alpha_k (Ax_{k-1}, p_k) + \frac{1}{2} \alpha_k (Ap_k, x_{k-1}) + \\ &+ \frac{1}{2} \alpha_k^2 (Ap_k, p_k) - (b, x_{k-1}) - \alpha_k (b, p_k) = \\ &= \varphi(x_{k-1}) + \frac{1}{2} \alpha_k (Ax_{k-1}, p_k) + \frac{1}{2} \alpha_k (Ap_k, x_{k-1}) + \frac{1}{2} \alpha_k^2 (Ap_k, p_k) - \alpha_k (b, p_k); \end{aligned}$$
- 2) 
$$\begin{aligned} \alpha_k (b, p_k) &= \frac{(r_{k-1}, p_k)}{(Ap_k, p_k)} (r_{k-1} + Ax_{k-1}, p_k) = \frac{(r_{k-1}, p_k)}{(Ap_k, p_k)} ((r_{k-1}, p_k) + (Ax_{k-1}, p_k)) = \\ &= \frac{(r_{k-1}, p_k)^2}{(Ap_k, p_k)} + \frac{(r_{k-1}, p_k)}{(Ap_k, p_k)} (Ax_{k-1}, p_k) = \alpha_k^2 (Ap_k, p_k) + \alpha_k (Ax_{k-1}, p_k); \end{aligned}$$
- 3) 
$$\begin{aligned} \varphi(x_{k-1} + \alpha_k p_k) &= \varphi(x_{k-1}) + \frac{1}{2} \alpha_k (Ax_{k-1}, p_k) + \frac{1}{2} \alpha_k (Ap_k, x_{k-1}) + \\ &+ \frac{1}{2} \alpha_k^2 (Ap_k, p_k) - \alpha_k^2 (Ap_k, p_k) - \alpha_k (Ax_{k-1}, p_k) = \\ &= \varphi(x_{k-1}) - \frac{1}{2} \alpha_k^2 (Ap_k, p_k) + \frac{1}{2} \alpha_k (Ap_k, x_{k-1}) - \frac{1}{2} \alpha_k (Ax_{k-1}, p_k); \end{aligned}$$
- 4) Оскільки матриця  $A$  - симетрична, то  $(Ax, y) = (x, Ay)$ . Отже,
 
$$\frac{1}{2} \alpha_k (Ap_k, x_{k-1}) - \frac{1}{2} \alpha_k (Ax_{k-1}, p_k) = 0.$$
- 5) Таким чином,
 
$$\varphi(x_{k-1} + \alpha_k p_k) = \varphi(x_{k-1}) - \frac{1}{2} \alpha_k^2 (Ap_k, p_k).$$

Отже, для того щоб зменшити  $\varphi$ , ми повинні вимагати, щоб  $p_k$  не був ортогональним до  $r_{k-1}$ . Це приводить до такої стратегії мінімізації:

$$k = 0; \quad x_0 = 0; \quad r_0 = b;$$

$$\text{while } r_k \neq 0$$

$$k = k + 1;$$

$$\text{Обрати напрямок } p_k \text{ так, щоб } (r_{k-1}, p_k) \neq 0$$

$$\alpha_k = \frac{(r_{k-1}, p_k)}{(Ap_k, p_k)}; \tag{3}$$

$$x_k = x_{k-1} + \alpha p_k;$$

$$r_k = b - Ax_k;$$

*end*

Зауважимо, що  $x_k \in \text{span}\{p_1, p_2, \dots, p_k\} = \left\{ \sum_{i=1}^k \beta_i p_i, \beta_i \in R \right\}$ . Проблема полягає в

тому, як обрати ці вектори з тим, щоб гарантувати збіжність і в той же час обійти пастки найшвидшого спуску

### А-спряжені напрямки спуску

Певно, ідеальний підхід був би пов'язаний із вибором лінійно незалежних  $p_i$  з тим, щоб кожне  $x_i$  було розв'язком задачі

$$\min_{x \in \text{span}\{p_1, p_2, \dots, p_k\}} \varphi(x). \tag{2}$$

Це гарантувало б не тільки збіжність, але й скінченність процесу, оскільки повинно бути

$$Ax_n = b.$$

Зауважимо, що то, що нам потрібно, це такий вектор  $p_k$ , для якого розв'язок одновимірної задачі мінімізації

$$\min_{\alpha} \varphi(x_{k-1} + \alpha p_k)$$

одночасно дає розв'язок для  $k$ -вимірної задачі мінімізації (2). Це – серйозне обмеження, але, виявляється, цього можна домогтися.

**Лема 2.** Нехай  $P_k = [p_1, p_2, \dots, p_k] \in R^{n \times k}$  є матрицею напрямків спуску. Якщо  $x \in \text{range } P_k = \{x \in R^{n \times k} : x = P_k y \text{ для деякого } y \in R^{n \times k}\}$  – області значень матриці  $P_k$ , то  $x = P_{k-1} y + \alpha p_k$  для деяких  $y \in R^{k-1}$  і  $\alpha \in R$ . Для вектора  $x$  такого виду має місце співвідношення:

$$\varphi(x) = \varphi(P_{k-1} y) + \alpha (Ap_k, P_{k-1} y) + \frac{\alpha^2}{2} (Ap_k, p_k) - \alpha (b, p_k).$$

Доведення.

$$\begin{aligned} \varphi(P_{k-1} y + \alpha p_k) &= \frac{1}{2} (A(P_{k-1} y + \alpha p_k), P_{k-1} y + \alpha p_k) - (b, P_{k-1} y + \alpha p_k) = \\ &= \frac{1}{2} (AP_{k-1} y + \alpha Ap_k, y + \alpha p_k) - (b, y + \alpha p_k) = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{2}(AP_{k-1}y, P_{k-1}y) + \frac{\alpha}{2}(AP_{k-1}y, p_k) + \frac{\alpha}{2}(AP_k y, P_{k-1}y) + \\
&+ \frac{\alpha^2}{2}(Ap_k, p_k) - (b, P_{k-1}y) - \alpha(b, p_k) = \\
&= \varphi(P_{k-1}y) + \alpha(Ap_k, P_{k-1}y) + \frac{\alpha^2}{2}(Ap_k, p_k).
\end{aligned}$$

Наявність "змішаного" члена  $\alpha(Ap_k, P_{k-1}y)$  ускладнює мінімізацію. Без нього задача мінімізації  $\varphi$  по  $range P_k$  розщепилася би на задачу мінімізації по  $range P_{k-1}$ , розв'язок якої  $x_{k-1}$  вважається відомим, і просту мінімізацію для скаляра  $\alpha$ .

Один із способів добитися цього розщеплення – вимагати, щоб напрямком  $p_k$  був  $A$ -спряженим відносно до  $p_1, p_2, \dots, p_{k-1}$ , тобто  $(Ap_k, p_{k-1}) = 0$ . Якщо це зробити і визначити  $x_{k-1} \in range P_{k-1}$  і  $\alpha_k \in R$  співвідношеннями

$$\begin{aligned}
\varphi(x_{k-1}) &= \min_y \varphi(P_{k-1}y), \\
\alpha_k &= \frac{(b, p_k)}{(Ap_k, p_k)},
\end{aligned}$$

то задача

$$\min_{y, \alpha} \varphi(P_{k-1}y + \alpha_k p_k) = \min_{y, \alpha} \varphi(P_{k-1}y) + \min_{\alpha} \left\{ \frac{\alpha^2}{2}(Ap_k, p_k) - \alpha(b, p_k) \right\}$$

буде розв'язана, якщо взяти  $P_{k-1}y = x_{k-1}$  і  $\alpha = \alpha_k$ . Оскільки  $x_{k-1} \in span\{p_1, p_2, \dots, p_{k-1}\}$ , а  $p_k \in A$ -спряженим до  $p_1, p_2, \dots, p_{k-1}$ , то  $(Ax_{k-1}, p_k) = 0$ , і, отже,

$$\alpha_k = \frac{(r_{k-1}, p_k)}{(Ap_k, p_k)},$$

тобто рецепт для  $\alpha_k$  точно такий же, як і в методі довільних напрямків спуску. Таким чином, отримуємо

$$k = 0; \quad x_0 = 0; \quad r_0 = b;$$

$$\text{while } r_k \neq 0$$

$$k = k + 1;$$

обрати  $p_k \in span\{Ap_1, Ap_2, \dots, Ap_{k-1}\}^\perp$  так, щоби  $(r_{k-1}, p_k) \neq 0$ .

$$\alpha_k = \frac{(r_{k-1}, p_k)}{(Ar_{k-1}, r_{k-1})};$$

$$x_k = x_{k-1} + \alpha_k p_k;$$

$$r_k = b - Ax_k;$$

end

Тут вектор  $x_k = x_{k-1} + \alpha_k p_k$  мінімізує  $\varphi$  на лінійній оболонці напрямків спуску, тобто на підпросторі  $span\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ .

### Метод спряжених градієнтів

Для того щоб задовольнити (3), ми повинні бути впевнені, що можливий такий вибір  $p_k$ , при якому  $(Ap_k, p_{k-1}) = 0$  і  $(r_{k-1}, p_k) \neq 0$ . Припустимо, що вектори  $p_1, p_2, \dots, p_{k-1}$  ненульові і задовольняють умови  $(Ap_i, p_j) = 0, i \neq j$ . Оскільки  $x_{k-1} \in \text{span}\{p_1, p_2, \dots, p_{k-1}\}$ , звідси випливає, що для будь-якого  $p \in R^n$  ми маємо  $(r_{k-1}, p) = (b, p) - (Ap_{k-1}z, p)$  для деякого  $z \in R^{k-1}$ . Якщо  $(r_{k-1}, p) = 0$  для всіх  $p$ , які є  $A$ -спряженими з  $p_1, p_2, \dots, p_{k-1}$ , то  $b \in \text{span}\{Ap_1, Ap_2, \dots, Ap_{k-1}\}$ , а з цього випливає, що  $x = A^{-1}b \in \text{span}\{p_1, p_2, \dots, p_{k-1}\}$  і, значить,  $x_{k-1} = x$ , тобто  $r_{k-1} = 0$ . Отже, якщо  $r_{k-1} \neq 0$ , то можна знайти ненульовий вектор  $p_k$ , який є  $A$ -спряженим з  $p_1, \dots, p_{k-1}$  і задовольняє умову  $(r_{k-1}, p_k) \neq 0$ .

Оскільки наша мета – здійснити швидке зменшення величини відхилів, природно обрати як  $p_k$  вектор, який ближче за всіх до  $r_{k-1}$  серед векторів, які є  $A$ -спряженими до  $p_1, p_2, \dots, p_{k-1}$ . Таким чином, ми отримуємо "нульову" версію методу спряжених градієнтів:

```

k = 0; x_0 = 0; r_0 = b;
while r_k ≠ 0
    k = k + 1;
    if k = 1
        p_1 = r_0;
    else
        нехай p_k мінімізує ||p - r_{k-1}||_2
        серед усіх векторів p_k ∈ span{Ap_1, Ap_2, ..., Ap_{k-1}}^⊥
    endif
    α_k = (r_{k-1}, p_k) / (Ar_{k-1}, r_{k-1});
    x_k = x_{k-1} + α_k p_k;
    r_k = b - Ax_k;
end
x = x_k

```

Скінченність цього алгоритму забезпечується тим, що вектори  $p_k$  ненульові і, будучи ненульовими  $A$ -спряженими векторами, є лінійно незалежними. Більше того, або  $r_{k-1} = 0$  для деякого  $k \leq n$ , або ми обчислимо  $x_n$ , що мінімізує  $\varphi$  на  $\text{span}\{p_1, p_2, \dots, p_n\} = R^n$ .