

## Metody optymalizacji. Wykład 4

### Funkcje wypukłe, c.d.

Zajmiemy się najpierw kryteriami wypukłości funkcji kwadratowych w  $\mathbb{R}^n$ .

**Definicja 1** Symetryczną macierz  $B$  o wymiarze  $n \times n$  nazywamy

- nieujemnie określoną, jeśli dla każdego  $x \in \mathbb{R}^n$  mamy  $(x, Bx) \geq 0$ ,
- dodatnio określoną, jeśli dla każdego  $x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  mamy  $(x, Bx) > 0$ .

Nietrudno sprawdzić, że macierz  $B$  jest nieujemnie (dodatnio) określona wtedy i tylko wtedy, gdy wszystkie jej wartości własne są nieujemne (dodatnie).

**Twierdzenie 1** Niech  $B$  będzie macierzą symetryczną o wymiarze  $n \times n$  i niech  $c \in \mathbb{R}^n$ . Dla  $x \in \mathbb{R}^n$  niech  $\phi(x) = (x, Bx) + (c, x)$ . Wtedy

a) funkcja  $\phi$  jest wypukła w  $\mathbb{R}^n$  wtedy i tylko wtedy, gdy macierz  $B$  jest nieujemnie określona,

b) funkcja  $\phi$  jest ściśle wypukła w  $\mathbb{R}^n$  wtedy i tylko wtedy, gdy macierz  $B$  jest dodatnio określona.

**Dowód.** a) Dla dowolnych  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $\alpha \in [0, 1]$ ,

$$\begin{aligned}\phi(\alpha x + (1 - \alpha)y) &= (\alpha x + (1 - \alpha)y, B(\alpha x + (1 - \alpha)y)) + (c, \alpha x + (1 - \alpha)y) \\ &= \alpha^2(x, Bx) + 2\alpha(1 - \alpha)(x, By) + (1 - \alpha)^2(y, By) + \alpha(c, x) + (1 - \alpha)(c, y),\end{aligned}$$

$$\alpha\phi(x) + (1 - \alpha)\phi(y) = \alpha(x, Bx) + (1 - \alpha)(y, By) + \alpha(c, x) + (1 - \alpha)(c, y),$$

więc

$$\begin{aligned}\phi(\alpha x + (1 - \alpha)y) - \alpha\phi(x) - (1 - \alpha)\phi(y) &= \alpha^2(x, Bx) + 2\alpha(1 - \alpha)(x, By) \\ &\quad + (1 - \alpha)^2(y, By) - \alpha(x, Bx) - (1 - \alpha)(y, By) \\ &= -\alpha(1 - \alpha)(x, Bx) + 2\alpha(1 - \alpha)(x, By) - \alpha(1 - \alpha)(y, By) \\ &= -\alpha(1 - \alpha)\left((x, Bx) - 2(x, By) + (y, By)\right) \\ &= -\alpha(1 - \alpha)(x - y, B(x - y)) = -\alpha(1 - \alpha)(z, Bz),\end{aligned}\tag{1}$$

gdzie  $z = x - y$ . Na mocy (1), funkcja  $\phi$  jest wypukła wtedy i tylko wtedy, gdy  $(z, Bz) \geq 0$  dla każdego  $z \in \mathbb{R}^n$ .

b) Funkcja  $\phi$  jest ściśle wypukła wtedy i tylko wtedy, gdy dla dowolnych  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $x \neq y$ ,  $\alpha \in (0, 1)$ , lewa strona (1) jest ujemna, co ma miejsce wtedy i tylko wtedy, gdy  $(z, Bz) > 0$  dla każdego  $z \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ .  $\square$

W dalszym ciągu będziemy potrzebować następującej ważnej "geometrycznej" charakteryzacji wypukłości funkcji różniczkowalnej.

**Twierdzenie 2** Niech  $X \subseteq \mathbb{R}^n$  będzie otwarty i wypukły i niech  $\phi : X \rightarrow \mathbb{R}$  będzie różniczkowalna w  $X$ . Wtedy  $\phi$  jest wypukła wtedy i tylko wtedy, gdy dla dowolnych  $x, y \in X$ ,

$$(\nabla\phi(x), y - x) \leq \phi(y) - \phi(x). \quad (2)$$

Innymi słowy, różniczkowalna funkcja  $\phi$  jest wypukła wtedy i tylko wtedy, gdy jej wykres leży nad dowolną hiperpłaszczyzną styczną do jej wykresu. Np. dla  $n = 1$ , warunek (2) przybiera postać  $\phi(y) \geq \phi(x) + \phi'(x)(y - x)$ . Przy ustalonym  $x$ , prawa strona ostatniej nierówności, jako funkcja  $y$ , przedstawia styczną do wykresu funkcji  $y = \phi(x)$  w punkcie  $x$ .

**Dowód.** Jeśli  $\phi$  jest wypukła, to dla dowolnych  $x, y \in X$ ,  $x \neq y$ ,  $\alpha \in [0, 1]$ , mamy

$$\phi(x + \alpha(y - x)) = \phi((1 - \alpha)x + \alpha y) \leq (1 - \alpha)\phi(x) + \alpha\phi(y) = \phi(x) + \alpha(\phi(y) - \phi(x)). \quad (3)$$

Położmy  $\beta = \alpha\|y - x\|$ ,  $s = \frac{y - x}{\|y - x\|}$ . Wtedy z (3) dostajemy

$$\|y - x\| \frac{\phi(x + \beta s) - \phi(x)}{\beta} = \frac{\phi(x + \alpha(y - x)) - \phi(x)}{\alpha} \leq \phi(y) - \phi(x).$$

Przy ustalonych  $x, y$  i  $\beta \downarrow 0$  (czyli  $\alpha \downarrow 0$ ), otrzymujemy

$$\|y - x\| \frac{\partial\phi}{\partial s}(x) \leq \phi(y) - \phi(x). \quad (4)$$

Ale  $\frac{\partial\phi}{\partial s}(x) = (\nabla\phi(x), s) = \frac{1}{\|y - x\|}(\nabla\phi(x), y - x)$ , zatem z (4) dostajemy (2).

Na odwrót, jeśli (2) zachodzi dla dowolnych  $x, y \in X$ , to przy  $z = \alpha x + (1 - \alpha)y$ , mamy

$$\begin{aligned} (\nabla\phi(z), x - z) &\leq \phi(x) - \phi(z), \\ (\nabla\phi(z), y - z) &\leq \phi(y) - \phi(z). \end{aligned}$$

Mnożąc pierwszą z tych nierówności przez  $\alpha \in [0, 1]$ , drugą przez  $1 - \alpha$ , i dodając stronami, dostajemy

$$\begin{aligned} 0 &= (\nabla\phi(z), 0) = (\nabla\phi(z), \alpha x + (1 - \alpha)y - z) \\ &= \alpha(\nabla\phi(z), x - z) + (1 - \alpha)(\nabla\phi(z), y - z) \\ &\leq \alpha\phi(x) + (1 - \alpha)\phi(y) - \phi(z), \end{aligned}$$

a zatem funkcja  $\phi$  jest wypukła. □

## Własności ekstremalne funkcji wypukłych

**Definicja 2** Niech  $f : X \rightarrow \mathbb{R}$ . Mówimy, że punkt  $x^* \in X$  jest optymalny (dla zadania minimalizacji  $f$  na  $X$ ), jeśli  $f(x^*) \leq f(x)$  dla każdego  $x \in X$ , tzn.  $f(x^*) = \min_{x \in X} f(x)$ . Zapisujemy ten fakt w formie  $x^* = \arg \min\{f(x), x \in X\}$ .

Rozpocniemy następującym twierdzeniem, bardzo ułatwiającym znajdowanie (np. numeryczne) minimów funkcji wypukłych.

**Twierdzenie 3** Niech  $\emptyset \neq X \subseteq \mathbb{R}^n$  będzie zbiorem wypukłym i niech  $\phi : X \rightarrow \mathbb{R}$  będzie funkcją wypukłą. Załóżmy, że  $\phi$  ma minimum lokalne w punkcie  $x^* \in X$ . Wtedy  $x^*$  jest punktem optymalnym.

**Dowód.** Załóżmy, że istnieje  $x' \in X$  taki, że  $\phi(x') < \phi(x^*)$ . Niech  $x_\alpha = \alpha x^* + (1 - \alpha)x'$  dla  $\alpha \in (0, 1)$ . Wtedy

$$\phi(x_\alpha) \leq \alpha\phi(x^*) + (1 - \alpha)\phi(x') < \alpha\phi(x^*) + (1 - \alpha)\phi(x^*) = \phi(x^*). \quad (5)$$

Ale przy  $\alpha \uparrow 1$ ,  $x_\alpha \rightarrow x^*$ , więc (5) przeczy temu, że  $x^*$  jest minimum lokalnym  $\phi$ .  $\square$

Odpowiednik twierdzenia 3 dla funkcji niewypukłych jest oczywiście fałszywy.

**Twierdzenie 4** Jeśli zbiór  $X$  jest wypukły i funkcja  $\phi : X \rightarrow \mathbb{R}^n$  jest wypukła, to zbiór punktów optymalnych

$$X^* = \{x^* \in X : \phi(x^*) = \min_{x \in X} \phi(x)\}$$

jest wypukły.

**Dowód.** Niech  $\lambda = \min_{x \in X} \phi(x)$ . Zauważmy, że

$$X^* = \{x^* \in X : \phi(x^*) \leq \lambda\}.$$

Zatem  $X^*$  jest wypukły na mocy lematu 1 z poprzedniego wykładu.  $\square$

**Twierdzenie 5** Jeśli, przy założeniach twierdzenia 4, funkcja  $\phi$  jest ściśle wypukła, to  $X^*$  składa się z co najwyżej jednego punktu.

**Dowód.** Załóżmy, że  $x', x'' \in X^*$ ,  $x' \neq x''$ . Niech  $\tilde{x} = \frac{1}{2}(x' + x'')$ . Wtedy  $\tilde{x} \in X$  z wypukłości  $X$ , a ponadto

$$\phi(\tilde{x}) < \frac{1}{2}(\phi(x') + \phi(x'')) = \frac{1}{2} \cdot 2 \min_{x \in X} \phi(x) = \min_{x \in X} \phi(x),$$

co daje sprzeczność.  $\square$

**Uwaga.** Na ogół zbiór  $X^*$  może być pusty, np. w przypadku  $X = \mathbb{R}$  i ściśle wypukłej funkcji  $\phi(x) = e^x$ ,  $x \in \mathbb{R}$ .

## Podstawy programowania matematycznego

### Podstawowe zadanie programowania matematycznego

Niech  $f_i, i = 1, \dots, m$ , będą funkcjami rzeczywistymi, określonymi na  $\mathbb{R}^n$ .  
Niech

$$X = \{x \in \mathbb{R}^n : f_i(x) \geq 0, i = 1, \dots, m\}. \quad (6)$$

Niech  $\phi : X \rightarrow \mathbb{R}$ . Zadanie minimalizacji  $\phi$  na  $X$  będziemy nazywać *podstawowym zadaniem programowania matematycznego*. Za rozwiązanie tego problemu uważamy:

1) znalezienie punktu optymalnego  $x^* = \arg \min\{\phi(x), x \in X\}$  (jeszcze lepiej byłoby znaleźć wszystkie takie punkty, ale w praktycznych zastosowaniach często wystarczy jeden),

2) albo, jeśli  $\phi^* = \inf\{\phi(x), x \in X\}$  nie jest na zbiorze  $X$  osiągnięte, znalezienie  $\phi^*$  (w szczególności, sprawdzenie, że  $\phi^* = -\infty$ ),

3) albo sprawdzenie, że  $X = \emptyset$  (w tym przypadku zadanie nazywamy *sprzecznym*).

Jeśli  $X$  i  $\phi$  są wypukłe, zadanie powyższe nazywamy *zadaniem programowania wypukłego*.

Jeśli wszystkie funkcje  $f_i$  z (6) są wklęsłe, to zbiór  $\{x : f_i(x) \geq 0\}$  jest wypukły dla każdego  $i = 1, \dots, m$  (patrz lemat 1 z poprzedniego wykładu), zatem  $X = \bigcap_{i=1}^m \{x : f_i(x) \geq 0\}$  jest wypukły. Jeśli prócz tego  $\phi$  jest wypukła, to zadanie minimalizacji  $\phi$  na  $X$  nazywamy *podstawowym zadaniem programowania wypukłego*.

**Terminologia.** Zbiór  $X$  dany przez (6) nazywamy *zbiorem dopuszczalnym*, a jego elementy - *punktami (programami) dopuszczalnymi*. Nierówności  $f_i(x) \geq 0$  w (6) nazywamy *ograniczeniami*. Punkt  $x^* = \arg \min\{\phi(x) : x \in X\}$  nazywamy *punktem optymalnym, rozwiązaniem lub minimum globalnym*.

### Kierunki dopuszczalne

**Definicja 3** Niech  $s \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$ . *Kierunek  $-s$  nazywamy możliwym (dopuszczalnym) w punkcie  $x \in X$ , jeśli istnieje  $\beta_0 > 0$  takie, że dla dowolnego  $\beta \in [0, \beta_0]$  mamy  $x - \beta s \in X$ .*

Intuicyjnie, kierunek  $-s$  jest dopuszczalny w  $x$  jeśli "idąc" z punktu  $x$  w tym kierunku nie wyjdziemy natychmiast ze zbioru dopuszczalnego. Oczywiście jeśli  $x \in \text{int}(X)$ , to każdy kierunek jest dopuszczalny w  $x$ .

**Przykład.** Niech  $n = 2, X = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : y \geq 0\}$  (górna półpłaszczyzna) i niech  $x = (0, 0)$ . Jeśli  $s = (s_1, s_2) \neq 0$ , to  $-s = (-s_1, -s_2)$  jest dopuszczalny w  $x$  wtedy i tylko wtedy, gdy  $-s_2 \geq 0$ , czyli  $s_2 \leq 0$ .

**Definicja 4** Niech  $X$  będzie dane przez (6). Ograniczenie  $f_i(x) \geq 0$  nazywamy aktywnym w punkcie  $x \in X$ , jeśli  $f_i(x) = 0$ .

Niech  $I(x) = \{i : f_i(x) = 0\}$  będzie zbiorem indeksów ograniczeń aktywnych w punkcie  $x \in X$ .

W dalszym ciągu zakładamy, że  $f_i \in C^1$ ,  $i = 1, \dots, m$ ,  $\phi \in C^1$  (tzn.  $f_i$ ,  $\phi$  mają ciągle pochodne cząstkowe pierwszego rzędu).

Podamy teraz kilka rezultatów pomocniczych, prowadzących do głównego twierdzenia 6, które jest najważniejszym wynikiem w tej sekcji.

**Lemat 1** Jeśli przy ustalonym  $x \in X$ , wektor  $s \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  spełnia układ nierówności

$$(\nabla f_i(x), s) + \sigma \leq 0, \quad i \in I(x), \quad (7)$$

przy pewnym  $\sigma > 0$ , to kierunek  $-s$  jest dopuszczalny w  $x$ .

**Dowód.** Jeśli  $I(x) = \emptyset$ , to  $x \in \text{int}(X)$ , a zatem dowolny kierunek jest w tym punkcie dopuszczalny.

Założmy, że  $I(x) \neq \emptyset$ . Jeśli  $-s$  nie jest dopuszczalny w  $x$ , to dla pewnego  $i \in I(x)$  i dowolnie małego  $\beta > 0$ , mamy  $f_i(x - \beta s) < 0$  (zauważmy, że dla  $i \notin I(x)$  i  $\beta > 0$  dostatecznie małego,  $f_i(x - \beta s) > 0$  na mocy ciągłości  $f_i$ , więc  $i$ -te ograniczenie jest spełnione). Ale  $f_i(x) = 0$  dla  $i \in I(x)$ , więc

$$\frac{f_i(x - \beta s) - f_i(x)}{-\beta} = \frac{f_i(x) - f_i(x - \beta s)}{\beta} > 0.$$

Stąd przy  $\beta \downarrow 0$  dostajemy  $\frac{\partial f_i}{\partial s}(x) = (\nabla f_i(x), s) \geq 0$ , co przeczy (7).  $\square$

Stwierdzenie odwrotne do lematu 1 jest na ogół fałszywe. Mamy jednak następującą częściową odwrotność tego lematu.

**Lemat 2** Jeśli kierunek  $-s \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  jest dopuszczalny w punkcie  $x \in X$ , to istnieje takie  $\sigma \geq 0$ , że para  $s, \sigma$  spełnia (7).

**Dowód.** Jeśli teza lematu jest fałszywa, to

$$(\nabla f_i(x), s) > 0 \quad (8)$$

dla pewnego  $i \in I(x)$ . Ale dla dostatecznie małego  $\beta > 0$ , na mocy (8),

$$\begin{aligned} -f_i(x - \beta s) &= f_i(x) - f_i(x - \beta s) = \beta \frac{\partial f_i}{\partial s}(x) + o(\beta) \\ &= \beta (\nabla f_i(x), s) + o(\beta) > 0, \end{aligned}$$

a zatem  $f_i(x - \beta s) < 0$  i  $-s$  nie jest kierunkiem dopuszczalnym w  $x$ , co daje sprzeczność.  $\square$

**Uwaga.** Użyty powyżej symbol  $o(\beta)$  oznacza "nieskończenie małą rzędu większego niż  $\beta$ ", tzn. wielkość zależną od  $\beta$ , która po podzieleniu przez  $\beta$  dąży do zera przy  $\beta \downarrow 0$ . Jest to tzw. *notacja Landaua*.

**Lemat 3** *Niech  $X$  będzie dany przez (6) i niech  $x \in X$  będzie lokalnym minimum funkcji  $\phi$  na  $X$ . Załóżmy, że  $s \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  i  $\sigma \in \mathbb{R}$  spełniają układ nierówności*

$$(\nabla f_i(x), s) + \sigma \leq 0, \quad i \in I(x), \quad (9)$$

$$-(\nabla \phi(x), s) + \sigma \leq 0. \quad (10)$$

Wtedy  $\sigma \leq 0$ .

**Dowód.** Załóżmy, że w (9)-(10) mamy  $\sigma > 0$ . Na mocy lematu 1 kierunek  $-s$  jest dopuszczalny w  $x$ . Z (10) dostajemy  $(\nabla \phi(x), s) \geq \sigma > 0$ . Zatem, ponieważ  $\phi \in C^1$ , dla dostatecznie małego  $\beta > 0$ ,  $(\nabla \phi(x - \beta s), s) > 0$  i  $x - \beta s \in X$  z dopuszczalności  $-s$  w  $x$ . Stąd i z twierdzenia Lagrange'a o wartości średniej, dla pewnego  $\theta \in (0, 1)$ ,

$$\phi(x) - \phi(x - \beta s) = \beta \frac{\partial f_i}{\partial s}(x - \theta \beta s) = \beta (\nabla \phi(x - \theta \beta s), s) > 0,$$

a więc  $x$  nie może być lokalnym minimum funkcji  $\phi$  na  $X$ .  $\square$

**Twierdzenie 6** *Jeśli  $x \in X$  jest lokalnym minimum funkcji  $\phi$  na  $X$  i wektory  $\nabla f_i(x)$ ,  $i \in I(x)$ , są liniowo niezależne, to istnieją liczby  $u_i \geq 0$ ,  $i \in I(x)$ , takie, że*

$$\nabla \phi(x) = \sum_{i \in I(x)} u_i \nabla f_i(x). \quad (11)$$

Dowód tego rezultatu podamy na następnym wykładzie.