

Метод умовного градієнта

Метод умовного градієнта є *методом лінійної апроксимації (лінеаризації) цільової функції*.

Розглянемо задачу

$$f(x) \rightarrow \min, x \in X \subset E^n, \quad (1)$$

де X – опукла, замкнена, обмежена множина простору E^n , цільова функція $f(x) \in C^1(X)$.

Ітераційна формула методу умовного градієнта має вигляд:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k h^{(k)}, k = 0, 1, 2, \dots, \quad (2)$$

де $h^{(k)}$ – вектор, який вказує напрямок спуску цільової функції $f(x)$ в точці $x^{(k)}$, α_k – параметр, який регулює довжину кроку уздовж $h^{(k)}$.

Для вибору $h^{(k)}$ на k -тій ітерації розв'язується задача мінімізації на множині X лінійної апроксимації цільової функції $f(x)$ в точці $x^{(k)}$, тобто такої функції:

$$F_k(x) = f(x^{(k)}) + (f'(x^{(k)}), x - x^{(k)}),$$

де $(f'(x^{(k)}), x - x^{(k)})$ – головна лінійна частина приросту цільової функції $f(x)$ в точці $x^{(k)}$. Відкидаючи константу $f(x^{(k)})$, цю задачу можна записати у вигляді

$$f_k(x) = (f'(x^{(k)}), x - x^{(k)}) \rightarrow \min, x \in X. \quad (3)$$

Задача (3) у випадку, якщо множина X задається лінійними обмеженнями є задачею лінійного програмування.

Нехай $\bar{x}^{(k)}$ – оптимальний розв'язок задачі (3), а $f_k(\bar{x}^{(k)}) = (f'(x^{(k)}), \bar{x}^{(k)} - x^{(k)})$ – оптимальне значення цільової функції задачі (3). За теоремою Вейерштрасса розв'язок $\bar{x}^{(k)}$ задачі (3) завжди існує. Якщо задача (3) має декілька розв'язків, то вибирається один з них.

Враховуючи що $x^{(k)} \in X$, маємо

$$\min_X f_k(x) = f_k(\bar{x}^{(k)}) \leq f_k(x^{(k)}) = 0.$$

Тому можливі лише два випадки: $f_k(\bar{x}^{(k)}) = 0$ або $f_k(\bar{x}^{(k)}) < 0$.

Якщо $f_k(\bar{x}^{(k)}) = 0$, то $(f'(x^{(k)}), x - x^{(k)}) \geq f_k(\bar{x}^{(k)}) = 0$ для будь-яких точок $x \in X$, тобто точка $x^{(k)}$ – стаціонарна точка задачі (1) за теоремою 3 про екстремальні властивості функцій, які визначені на опуклих множинах.

Робота алгоритму завершується, точку $x^{(k)}$ треба дослідити на екстремальність.

Якщо ж $f(x)$ – опукла функція на множині X , то відповідно до другої частини теореми 3, точка $x^{(k)}$ – точка мінімуму задачі (1).

Нехай тепер $f_k(\bar{x}^{(k)}) < 0$. В цьому випадку $\bar{x}^{(k)} \neq x^{(k)}$. Тоді у формулі (2) вважаємо

$$h^{(k)} = \bar{x}^{(k)} - x^{(k)}$$

і ітераційна формула (2) запишеться у вигляді

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k (\bar{x}^{(k)} - x^{(k)}), \quad k = 0, 1, 2, \dots, \quad (4)$$

Вектор $h^{(k)}$ прийнято називати **умовним антиградієнтом** цільової функції $f(x)$ в точці $x^{(k)}$.

Так як множина допустимих розв'язків X є опуклою, то для будь-якого α_k з відрізка $[0, 1]$ точка $x^{(k+1)} \in X$:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k (\bar{x}^{(k)} - x^{(k)}) \in X.$$

Способи вибору крокового множника α_k

1. Визначимо α_k з умови:

$$g_k(\alpha_k) = \min_{0 \leq \alpha \leq 1} g_k(\alpha), \quad (5)$$

$$g_k(\alpha) = f(x^{(k)} + \alpha h^{(k)}).$$

2. Параметр α_k виберемо апріорно:

$$0 < \alpha_k \leq 1, \quad k = 0, 1, \dots, \quad \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k = \infty, \quad \sum_{k=0}^{\infty} \alpha_k^2 < \infty.$$

Наприклад, за α_k можна взяти $\alpha_k = \frac{1}{k+1}$.

3. Адаптивний (автоматичний) вибір крокового множника. Параметр α_k вибирається за правилом дроблення до тих пір, поки не виконається нерівність

$$f(x^{(k)} + \alpha(\bar{x}^{(k)} - x^{(k)})) - f(x^{(k)}) \leq \delta \alpha f_k(\bar{x}^{(k)}),$$

де δ – параметр методу, $0 < \delta < 1$.

4. Дроблення кроку. Виберемо $\alpha_k = 1$ й перевіримо виконання умови монотонності

$$f(x^{(k+1)}) < f(x^{(k)}),$$

а потім за необхідності дробимо кроковий множник α_k ($\alpha_k = \lambda \alpha_k$, $\lambda \in (0, 1)$) поки не буде виконана умова монотонності.

Умови збіжності методу умовного градієнта

Теорема. Нехай X – замкнута, обмежена, опукла множина простору E^n , цільова функція $f(x) \in C^1(X)$, причому її градієнт задовольняє умову Ліпшиця

$$\|f'(x) - f'(z)\| \leq L \|x - z\| \text{ для } \forall x, z \in X.$$

Тоді будь-яка гранична точка x_* послідовності $\{x^{(k)}\}_0^\infty$, яка визначається за методом (4)-(5), є стаціонарною в задачі (1), тобто

$$(f'(x_*), x - x_*) \geq 0 \text{ для } \forall x \in X.$$

Якщо при цьому цільова функція $f(x)$ опукла на множині X , то x_* – розв'язок задачі (1) і

$$\lim_{k \rightarrow \infty} f(x^{(k)}) = f_*,$$

де $f_* = \min_{x \in X} f(x)$.

Зауваження. Аналогічні теореми можна сформулювати і для інших способів вибору крокової множника α_k .

Критерії завершення ітераційного процесу:

$$|f_k(\bar{x}^{(k)})| \leq \varepsilon,$$

$$\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\| \leq \varepsilon.$$

Відзначимо, що якщо допустима область задається нелінійними обмеженнями, то задача (3) є задачею з **лінійною** цільовою функцією і **нелінійними** обмеженнями. Для розв'язання цієї задачі необхідно застосовувати відповідні методи умовної оптимізації.

Алгоритм методу умовного градієнта

Початковий етап. Вибрати початкову точку $x^{(0)} \in X$. Задати константу δ ($0 < \delta < 1$), константу зупинки $\varepsilon > 0$, покласти $k = 0$ і перейти до основного етапу.

Основний етап

Крок 1. Обчислити $f'(x^{(k)})$. Знайти оптимальний розв'язок $\bar{x}^{(k)}$ задачі

$$(f'(x^{(k)}), x - x^{(k)}) \rightarrow \min, x \in X.$$

Крок 2. Якщо $f_k(\bar{x}^{(k)}) = (f'(x^{(k)}), \bar{x}^{(k)} - x^{(k)}) = 0$, то зупинитися: $x^{(k)}$ – стаціонарна точка, інакше обчислити умовний антиградієнт $h^{(k)} = \bar{x}^{(k)} - x^{(k)}$, покласти $\alpha_k = 1$.

Крок 3. Перевірити виконання умови

$$f(x^{(k)} + \alpha(\bar{x}^{(k)} - x^{(k)})) - f(x^{(k)}) \leq \delta \alpha f_k(\bar{x}^{(k)}). \quad (6)$$

Якщо нерівність виконується, то перейти до кроку 4, інакше провести дроблення крокової множника α_k поки не буде виконано нерівність (6).

Крок 4. Обчислити наступне наближення $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k h^{(k)}$, замінити k на $k + 1$. Якщо $\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\| \leq \varepsilon$, то зупинитися, в іншому випадку – перейти до кроку 1.

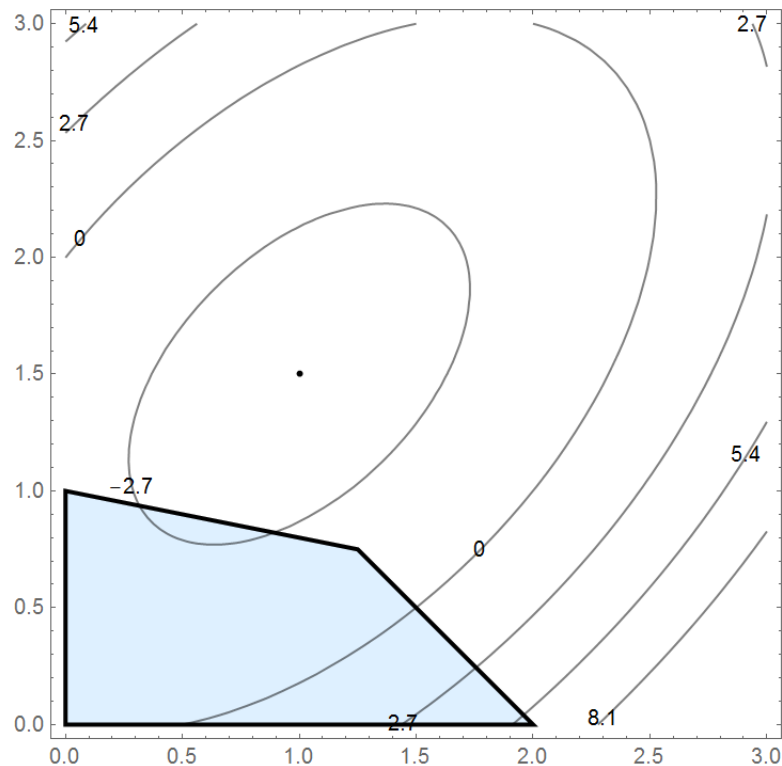
Приклад. Розглянемо задачу

$$f(x) = 2x_1^2 + 2x_2^2 - 2x_1x_2 - x_1 - 4x_2 \rightarrow \min$$

при обмеженнях

$$x_1 + x_2 \leq 2, \quad x_1 + 5x_2 \leq 5, \quad x_1 \geq 0, \quad x_2 \geq 0.$$

Лінії рівня цільової функції і допустима область показані на рисунку.



Гradient цільової функції дорівнює $f'(x) = \begin{pmatrix} 4x_1 - 2x_2 - 1 \\ -2x_1 + 4x_2 - 4 \end{pmatrix}$.

Розв'яжемо цю задачу методом умовного градієнта, взявши за початкову точку $x^{(0)} = (0, 0)^T \in X$, $f(x^{(0)}) = 0$.

Ітерація 1. Пошук напрямку спуску. У початковій точці $x^{(0)} = (0, 0)^T$ маємо $f'(x^{(0)}) = (-1; -4)^T$. Зауважимо, що початкова точка повинна належати множині допустимих розв'язків.

Задача знаходження напрямку $h^{(0)}$ має вигляд:

$$f_0(x) = \left(f'(x^{(0)}), x - x^{(0)} \right) = \begin{pmatrix} -1 \\ -4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 - 0 \\ x_2 - 0 \end{pmatrix} = -x_1 - 4x_2 \rightarrow \min,$$

$$x_1 + x_2 \leq 2,$$

$$x_1 + 5x_2 \leq 5,$$

$$x_1 \geq 0, x_2 \geq 0.$$

Сформульована задача є задачею лінійного програмування і може бути розв'язана симплекс-методом.

Оптимальним розв'язком цієї задачі є точка

$$\bar{x}^{(0)} = \left(\frac{5}{4}, \frac{3}{4} \right)^T, f_0(\bar{x}^{(0)}) = -\frac{17}{4} = -4.25.$$

Так як $f_0(\bar{x}^{(0)}) < 0$, обчислюємо вектор

$$h^{(0)} = \bar{x}^{(0)} - x^{(0)} = \left(\frac{5}{4}, \frac{3}{4} \right)^T.$$

Лінійний пошук. Будь-яка точка $x^{(1)}$, яку знайдено з точки $x^{(0)}$ у напрямку $h^{(0)}$, може бути представлена у вигляді

$$x^{(1)} = x^{(0)} + \alpha h^{(0)}, \text{ де } 0 \leq \alpha \leq 1.$$

Тобто маємо

$$x^{(1)} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \alpha \begin{pmatrix} 5/4 \\ 3/4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5\alpha/4 \\ 3\alpha/4 \end{pmatrix},$$

а відповідне їй значення цільової функції дорівнює

$$f(x^{(0)} + \alpha h^{(0)}) = \frac{19}{8}\alpha^2 - \frac{17}{4}\alpha.$$

Значення α_0 знаходиться з розв'язання такої задачі одновимірної оптимізації:

$$\frac{19}{8}\alpha^2 - \frac{17}{4}\alpha \rightarrow \min, 0 \leq \alpha \leq 1.$$

Оптимальний розв'язок дорівнює $\alpha_0 = \frac{17}{19}$.

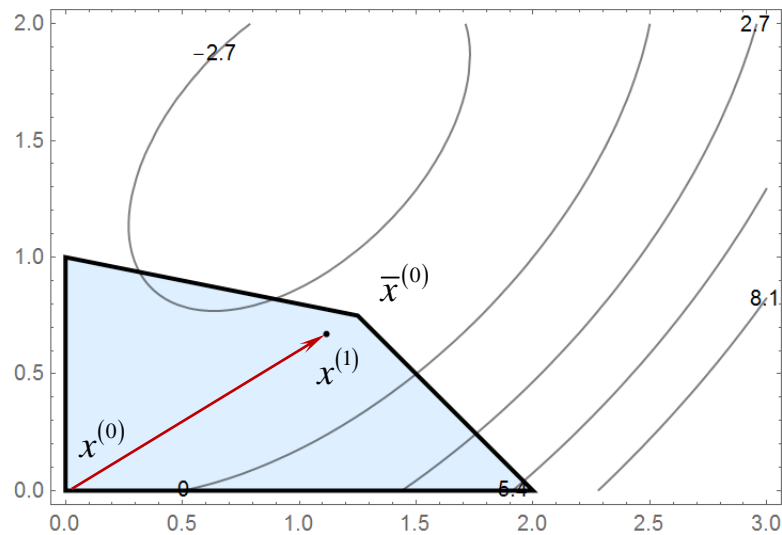
Отже,

$$x^{(1)} = \left(\frac{85}{76}, \frac{51}{76} \right)^T \approx (1.118, 0.671)^T, f(x^{(1)}) = -1.901.$$

Нехай константа зупинки $\varepsilon = 10^{-1}$. Знайдемо норму

$$\|x^{(1)} - x^{(0)}\| = \sqrt{(1.118 - 0)^2 + (0.671 - 0)^2} = 1.3039 > \varepsilon.$$

Критерій зупинки не виконано.



Ітерація 2. Пошук напрямку. В точці $x^{(1)} = \left(\frac{85}{76}, \frac{51}{76}\right)^T$ маємо

$$f'(x^{(1)}) = \left(\frac{81}{38}, -\frac{135}{38}\right)^T.$$

Для знаходження напрямку $h^{(1)}$ розв'яжемо таку задачу:

$$\begin{aligned} f_1(x) &= \frac{81}{38}x_1 - \frac{135}{38}x_2 \rightarrow \min, \\ x_1 + x_2 &\leq 2, \\ x_1 + 5x_2 &\leq 5, \\ x_1 &\geq 0, \quad x_2 \geq 0. \end{aligned}$$

Оптимальним розв'язком цієї задачі є точка

$$\bar{x}^{(1)} = (0, 1)^T, \quad f_1(\bar{x}^{(1)}) = -3.55.$$

Так як $f_1(\bar{x}^{(1)}) < 0$, обчислюємо вектор

$$h^{(1)} = \bar{x}^{(1)} - x^{(1)} = \left(-\frac{85}{76}, \frac{25}{76}\right)^T.$$

Лінійний пошук. Значення кроку α_1 отримаємо мінімізацією функції

$$f(x^{(1)} + \alpha h^{(1)}) = 3.45\alpha^2 - 3.55\alpha - 1.9 \quad \text{за умови } 0 \leq \alpha \leq 1.$$

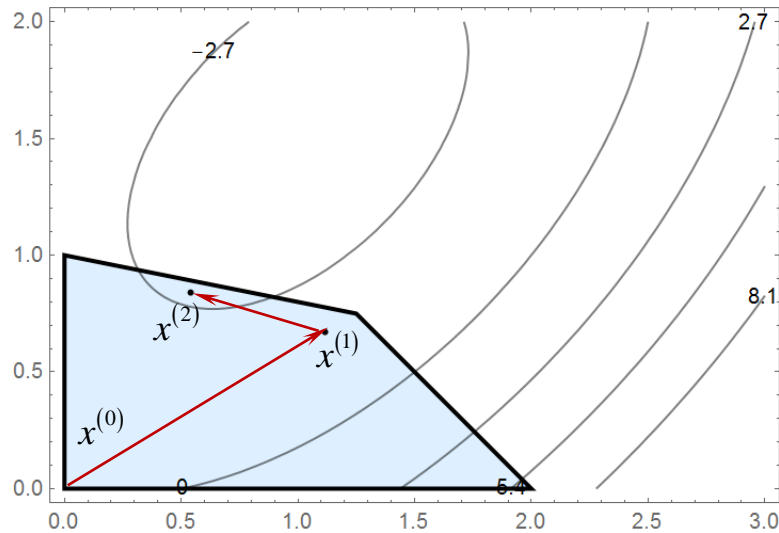
Оптимальний розв'язок $\alpha_1 \approx 0.514$.

Отже, $x^{(2)} = (0.54, 0.84)^T$, $f(x^{(2)}) = -2.815$.

Знайдемо норму

$$\|x^{(2)} - x^{(1)}\| = \sqrt{(0.54 - 1.118)^2 + (0.84 - 0.671)^2} = 0.6022 > \varepsilon.$$

Критерій зупинки не виконано.



Ітерація 3. Пошук напрямку. В точці $x^{(2)} = (0.54, 0.84)^T$ маємо $f'(x^{(2)}) = (-0.5075, -1.7256)^T$.

Задача для знаходження напрямку $h^{(2)}$ має вигляд:

$$\begin{aligned} f_2(x) &= -0.5075x_1 - 1.7256x_2 + 1.7235 \rightarrow \min, \\ x_1 + x_2 &\leq 2, \\ x_1 + 5x_2 &\leq 5, \\ x_1 &\geq 0, \quad x_2 &\geq 0. \end{aligned}$$

Оптимальним розв'язком цієї задачі є точка

$$\bar{x}^{(2)} = \left(\frac{5}{4}, \frac{3}{4} \right)^T, \quad f_2(\bar{x}^{(2)}) = -0.205.$$

Так як $f_2(\bar{x}^{(2)}) < 0$, обчислюємо вектор

$$h^{(2)} = \bar{x}^{(2)} - x^{(2)} = \begin{pmatrix} 1.25 \\ 0.75 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0.54 \\ 0.84 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.71 \\ -0.09 \end{pmatrix}.$$

Лінійний пошук. Значення кроку α_2 отримаємо мінімізацією функції

$$\begin{aligned} f(x^{(2)} + \alpha h^{(2)}) &= f(0.54 + 0.71\alpha, 0.84 - 0.09\alpha) = \\ &= 1.1522\alpha^2 - 0.205\alpha - 2.815 \end{aligned}$$

за умови $0 \leq \alpha \leq 1$.

Оптимальний розв'язок $\alpha_2 = 0.089$.

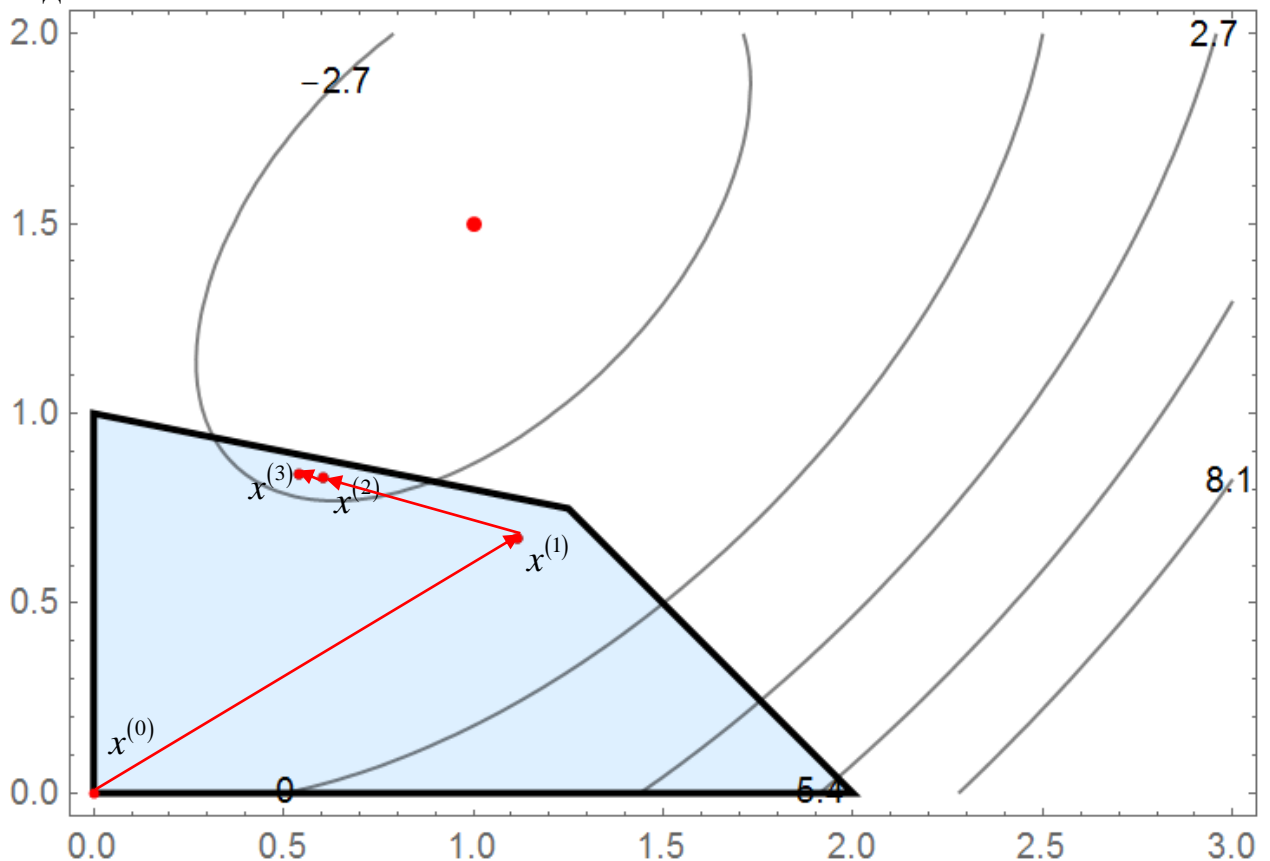
Отже,

$$x^{(3)} = (0.603, 0.832)^T, \quad f(x^{(3)}) = -2.823.$$

Знайдемо норму

$$\|x^{(3)} - x^{(2)}\| = \sqrt{(0.603 - 0.54)^2 + (0.832 - 0.84)^2} = 0.0635 < \varepsilon.$$

Отже, точка $x^{(3)} = (0.603, 0.832)^T$ є оптимальним розв'язком задачі зі заданою точністю.



Метод гіперплощини, що відтинає

Основна ідея методу полягає в тому, що допустима область апроксимується деяким *багатогранником*, який зменшується від одного ітераційного кроку до іншого, при цьому все краще апроксимуючи допустиму область в околі розв'язку.

Метод гіперплощини, що відтинає (або *метод Келлі січних площин*) може застосовуватися до загальних задач опуклого програмування з *нелінійною* цільовою функцією і *нелінійними* обмеженнями:

$$\begin{aligned} f(x) &\rightarrow \min, \\ g_i(x) &\leq 0, \quad i = \overline{1, m}. \end{aligned} \quad (1)$$

Функції $f(x)$ та $g_i(x)$ є опуклими і неперервно-диференційовними функціями.

Введемо додаткову змінну і перепишемо задачу (1) у вигляді:

$$\begin{aligned} y &\rightarrow \min, \\ f(x) - y &\leq 0, \\ g_i(x) &\leq 0, \quad i = \overline{1, m}. \end{aligned} \quad (2)$$

Задача (2) є задачею опуклого програмування з *лінійною* цільовою функцією і *нелінійними* обмеженнями в просторі E^{n+1} .

Оскільки показано, як здійснити перехід від задачі (1) з нелінійною цільовою функцією до задачі (2) з лінійною цільовою функцією, подальше викладення методу проведемо для такої задачі опуклого програмування:

$$\begin{aligned} (c, x) &\rightarrow \min, \\ g_i(x) &\leq 0, \quad i = \overline{1, m}, \end{aligned} \quad (3)$$

де $g_i(x)$ – опуклі і неперервно-диференційовні функції, $x \in E^n$.

Позначимо через $X = \{x \in E^n : g_i(x) \leq 0, \quad i = \overline{1, m}\}$ множину допустимих розв'язків задачі (3).

Апроксимуємо множину X багатогранною множиною Z . У випадку, коли X – обмежена, замкнута множина, то Z – багатогранник.

Ідея методу полягає у відсіканні на кожному кроці частини багатогранної множини, яка не містить точку мінімуму початкової задачі.

Опишемо k -й крок методу. Розв'язуємо задачу лінійного програмування:

$$\begin{aligned} (c, x) &\rightarrow \min, \\ x &\in Z_k, \end{aligned} \quad (4)$$

Нехай $x^{(k)}$ – оптимальний розв'язок задачі (4).

Якщо

$$g_i(x^{(k)}) \leq 0, \quad \forall i = \overline{1, m},$$

то $x^{(k)}$ – оптимальний розв'язок початкової задачі (3).

Інакше, знайдемо

$$g_j(x^{(k)}) = \max_{1 \leq i \leq m} g_i(x^{(k)}).$$

Нова багатогранна множина Z_{k+1} виходить додаванням до множини Z_k додаткового обмеження:

$$g_j(x^{(k)}) + g'_j(x^{(k)})(x - x^{(k)}) \leq 0.$$

Отже,

$$Z_{k+1} = Z_k \cap \left\{ x : g_j(x^{(k)}) + g'_j(x^{(k)})(x - x^{(k)}) \leq 0 \right\}. \quad (5)$$

Гіперплощина

$$g_j(x^{(k)}) + g'_j(x^{(k)})(x - x^{(k)}) = 0 \quad (6)$$

строго відокремлює точку $x^{(k)}$ від множини X і на цій підставі вона називається *січною гіперплощиною*.

Теорема про збіжність методу січних площин. Нехай $f(x)$, $g_i(x), i = \overline{1, m}$ є опуклими і неперервно-диференційовними функціями. Якщо задача (3) має мінімум на скінченній відстані, то будь-яка точка згущення послідовності $\{x^{(k)}\}$, яка генерується методом гіперплощини, що відтинає, є оптимальним розв'язком задачі (3).

Алгоритм методу

Початковий етап. Апроксимувати множину X багатогранною множиною Z_1 . Покласти $k=1$, задати $\varepsilon > 0$ і перейти до основного етапу.

Основний етап

Крок 1. Розв'язати задачу лінійного програмування (4):

$$\begin{aligned}(c, x) &\rightarrow \min, \\ x &\in Z_k.\end{aligned}$$

Нехай точка $x^{(k)}$ – оптимальний розв'язок задачі (4).

Якщо $g_i(x^{(k)}) \leq 0$ для всіх $i = \overline{1, m}$, то зупинитися: $x^{(k)}$ – оптимальний розв'язок вихідної задачі. В іншому випадку перейти до кроку 2.

Крок 2. Визначити індекс j , для якого $g_j(x^{(k)}) = \max_{1 \leq i \leq m} g_i(x^{(k)})$. Додати до обмежень, які визначають множину Z_k , додаткове обмеження вигляду

$$g_j(x^{(k)}) + g'_j(x^{(k)})(x - x^{(k)}) \leq 0.$$

Отже, множина Z_{k+1} має вигляд

$$Z_{k+1} = Z_k \cap \left\{ g_j(x^{(k)}) + g'_j(x^{(k)})(x - x^{(k)}) \leq 0 \right\}.$$

Замінити k на $k+1$ та перейти до кроку 1.

Крок 3. Якщо $\|x^{(k+1)} - x^{(k)}\| \leq \varepsilon$, то зупинитися: $x^{(k)}$ – наближення до точки мінімуму. В іншому випадку перейти до кроку 1.

Алгоритм описано.