

О МИНИМИЗАЦИИ ФУНКЦИИ МАКСИМУМА СИЛЬНО ВЫПУКЛЫХ ФУНКЦИЙ*

Л.Н. Полякова

lnpol07@mail.ru

11 декабря 2014 г.

Аннотация. Рассматривается задача безусловной минимизации функции максимума сильно выпуклых функций с постоянным шагом. Конструируется оптимизационный алгоритм, в котором для нахождения направления спуска приходится решать задачу квадратичного программирования. Доказывается, что генерируемая этим алгоритмом последовательность сходится к точке минимума целевой функции с линейной скоростью.

1°. Введение. Пусть

$$f(x) = \max_{i \in I} f_i(x),$$

где $f_i(x)$, $i \in I = \{1, \dots, s\}$, — дважды непрерывно дифференцируемые сильно выпуклые на \mathbb{R}^n функции. Обозначим через $m_i > 0$, $i \in I$, их константы сильной выпуклости. То есть,

$$f_i(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) \leq \lambda f_i(x_1) + (1 - \lambda)f_i(x_2) - m_i \lambda(1 - \lambda) \|x_1 - x_2\|^2,$$

$$\forall \lambda \in [0, 1], \quad \forall x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n, \quad i \in I.$$

Тогда функция f также является сильно выпуклой с константой сильной выпуклости равной $m = \min_{i \in I} m_i > 0$.

Рассмотрим оптимизационную задачу:

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}. \quad (1)$$

Решение задачи (1) существует и точка минимума функции f на \mathbb{R}^n единственна.

*Семинар по конструктивному негладкому анализу и недифференцируемой оптимизации «CNSA & NDO»: <http://www.apmath.spbu.ru/cnsa/>

Выпишем критерии оптимальности для задачи (1):
 для того чтобы точка $x^* \in \mathbb{R}^n$ была точкой минимума функции f на \mathbb{R}^n ,
 необходимо и достаточно, чтобы

$$0_n \in \partial f(x^*) = \text{co} \left\{ \bigcup_{i \in R(x^*)} f'(x^*) \right\}, \quad (2)$$

где

$$R(x^*) = \{i \in I \mid f_i(x^*) = f(x^*)\}.$$

Заметим, что условие (2) можно переформулировать таким образом:

для того чтобы точка $x^* \in \mathbb{R}^n$ была точкой минимума функции f на \mathbb{R}^n ,
 необходимо и достаточно, чтобы нашлись такие числа $\lambda_i(x^*)$,

$$\lambda_i(x^*) \geq 0 \quad \forall i \in I, \quad \sum_{i=1}^s \lambda_i(x^*) = 1,$$

что

$$0_n = \sum_{i=1}^s \lambda_i(x^*) f'_i(x^*)$$

и

$$\lambda_i(x^*) (f_i(x^*) - f(x^*)) = 0 \quad \forall i \in I.$$

Предположим, что существует такая константа $M \geq \max\{m, 1\}$, что выполнено неравенство

$$\langle f''_i(x)w, w \rangle \leq M \|w\|^2 \quad \forall x \in \mathbb{R}^n, \quad \forall w \in \mathbb{R}^n, \quad \forall i \in I, \quad (3)$$

где $f''_i(x)$, $i \in I$, — матрицы вторых производных функций f_i в точке x .

С каждой точкой $x \in \mathbb{R}^n$ свяжем оптимизационную задачу:

$$\max_{i \in I} \left\{ (f_i(x) - f(x))M + \langle f'_i(x), w \rangle + \frac{1}{2} \|w\|^2 \right\} \rightarrow \min_{w \in \mathbb{R}^n}. \quad (4)$$

Решение этой задачи $w(x)$ также единственно.

Обозначим

$$\nu(x) = \max_{i \in I} \left\{ (f_i(x) - f(x))M + \langle f'_i(x), w(x) \rangle + \frac{1}{2} \|w(x)\|^2 \right\}.$$

Из необходимых и достаточных условий минимума задачи (4) следует существование таких коэффициентов

$$\lambda_i(x) \geq 0, \quad i \in I, \quad \sum_{i=1}^s \lambda_i(x) = 1,$$

что

$$w(x) = - \sum_{i=1}^s \lambda_i(x) f'_i(x),$$

$$\nu(x) = \sum_{i=1}^s \lambda_i(x) (f_i(x) - f(x)) M - \frac{1}{2} \|w(x)\|^2 \leq 0.$$

ЛЕММА 1. *Справедливы следующие утверждения:*

- 1) *функция $\nu(x)$ тогда и только тогда равна нулю, когда точка $x \in \mathbb{R}^n$ является точкой минимума функции f на \mathbb{R}^n ;*
- 2) *если $w(x) = 0_n$, то $\nu(x) = 0$.*

Доказательство. Следует из необходимых и достаточных условий минимума задачи (4). \square

Таким образом, если точка $x^* \in \mathbb{R}^n$ — точка минимума функции f на \mathbb{R}^n , то $w(x^*) = 0_n$.

В дальнейшем будет показано, что если точка $x \in \mathbb{R}^n$ не есть точка минимума функции f на \mathbb{R}^n , то направление $w(x)$ является направлением спуска функции f в точке x .

2°. **Алгоритм минимизации.** Опишем метод минимизации функции f на всем пространстве.

Выберем произвольную точку $x_0 \in \mathbb{R}^n$. Если $\nu(x_0) = 0_n$, то x_0 есть точка минимума функции f на \mathbb{R}^n , и процесс останавливается.

Пусть уже найдена точка $x_k \in \mathbb{R}^n$. Если $\nu(x_k) = 0_n$, то x_k — точка минимума функции f на \mathbb{R}^n , и процесс закончен.

Пусть $\nu(x_k) \neq 0_n$, тогда x_k не является точкой минимума функции f на \mathbb{R}^n . Определим направление спуска $w(x_k)$, то есть, решим оптимизационную задачу (4) при $x = x_k$. Тогда найдутся такие коэффициенты

$$\lambda_i(x_k) \geq 0, \quad i \in I, \quad \sum_{i=1}^s \lambda_i(x_k) = 1,$$

что справедливо

$$w(x_k) = - \sum_{i=1}^s \lambda_i(x_k) f'_i(x_k) \neq 0_n,$$

$$\nu(x_k) = \sum_{i=1}^s \lambda_i(x_k) (f_i(x_k) - f(x_k)) M - \frac{1}{2} \|w(x_k)\|^2 < 0.$$

Положим

$$\bar{\alpha} = \frac{1}{M} \quad \text{и} \quad x_{k+1} = x_k + \bar{\alpha} w(x_k).$$

ЛЕММА 2. В каждой точке $x_k \in \mathbb{R}^n$ выполняется неравенство

$$f(x_{k+1}) - f(x_k) \leq \frac{1}{M} \nu(x_k) \leq 0. \quad (5)$$

Доказательство. В силу свойств функций f_i справедливо равенство

$$f_i(x + \alpha w) = f_i(x) + \alpha \langle f'_i(x), w \rangle + \frac{\alpha^2}{2} \langle f''_i(x + \eta_i w) w, w \rangle,$$

$$\eta_i \in (0, 1) \quad \forall i \in I, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n, \quad w \in \mathbb{R}^n, \quad \forall \alpha \in [0, 1].$$

Тогда из (3) для любого $i \in I$ имеем

$$f_i(x_k + \bar{\alpha} w(x_k)) - f(x_k) \leq f_i(x_k) - f(x_k) + \bar{\alpha} \langle f'_i(x_k), w(x_k) \rangle + \frac{\bar{\alpha}^2}{2} M \|w(x_k)\|^2 =$$

$$= f_i(x_k) - f(x_k) + \frac{1}{M} \langle f'_i(x_k), w(x_k) \rangle + \frac{1}{2M} \|w(x_k)\|^2.$$

Отсюда имеем

$$\max_{i \in I} f_i(x_k + \bar{\alpha} w(x_k)) - f(x_k) \leq$$

$$\leq \max_{i \in I} \left\{ f_i(x_k) - f(x_k) + \frac{1}{M} \langle f'_i(x_k), w(x_k) \rangle + \frac{1}{2M} \|w(x_k)\|^2 \right\} =$$

$$= \frac{1}{M} \max_{i \in I} \left\{ (f_i(x_k) - f(x_k))M + \langle f'_i(x_k), w(x_k) \rangle + \frac{1}{2} \|w(x_k)\|^2 \right\} = \frac{1}{M} \nu(x_k) < 0.$$

Таким образом,

$$f(x_{k+1}) - f(x_k) \leq \frac{1}{M} \nu(x_k).$$

Лемма доказана. \square

Неравенство (5) показывает, что процесс является релаксационным.

СЛЕДСТВИЕ 1. Если последовательность $\{x_k\}$ бесконечна, то справедливо утверждение

$$f(x_{k+1}) - f(x_k) \rightarrow 0.$$

Доказательство. Предположим, что $f(x_{k+1}) - f(x_k) \not\rightarrow 0$. Тогда найдутся такие положительные числа $a > 0$, $K > 0$ и подпоследовательность индексов $\{k_s\}$, что справедливо неравенство

$$f(x_{k_s+1}) - f(x_{k_s}) < -a \quad \forall k_s > K.$$

Отсюда в силу монотонного убывания последовательности $\{f(x_k)\}$ вытекает, что функция f неограничена снизу. Это противоречит ограниченности снизу функции f на \mathbb{R}^n . \square

СЛЕДСТВИЕ 2. Если последовательность $\{x_k\}$ бесконечна, то

$$\nu(x_k) \rightarrow 0 \quad \text{при } k \rightarrow +\infty.$$

Так как для любой сильно выпуклой функции множество

$$\mathcal{L}(x_0) = \{x \in \mathbb{R}^n \mid f(x) \leq f(x_0)\}$$

компактно, то последовательность $\{x_k\}$, генерируемая этим методом, содержится в множестве $\mathcal{L}(x_0)$.

ЛЕММА 3. Для данного метода в каждой точке $x_k \in \mathbb{R}^n$ справедливо неравенство:

$$\nu(x_k) \leq m(f(x^*) - f(x_k)), \quad (6)$$

где x^* — точка минимума функции f на \mathbb{R}^n .

Доказательство. Для точек x_k , x^* и для каждого индекса $i \in I$ верно неравенство

$$f_i(x^*) - f_i(x_k) \geq \langle f'_i(x_k), x^* - x_k \rangle + \frac{m}{2} \|x^* - x_k\|^2, \quad i \in I.$$

Умножив его на m , получим

$$\langle f'_i(x_k), m(x^* - x_k) \rangle \leq m(f_i(x^*) - f_i(x_k)) - \frac{m^2}{2} \|x^* - x_k\|^2, \quad i \in I.$$

Положим в (4) $w = m(x^* - x_k)$. Тогда

$$\begin{aligned} \nu(x_k) &\leq \max_{i \in I} \left\{ (f_i(x_k) - f(x_k))M + \langle f'_i(x_k), m(x^* - x_k) \rangle + \frac{m^2}{2} \|x^* - x_k\|^2 \right\} \leq \\ &\leq \max_{i \in I} \left\{ (f_i(x_k) - f(x_k))m + m(f_i(x^*) - f_i(x_k)) \right\} \leq \\ &\leq m \max_{i \in I} \{f_i(x^*) - f(x_k)\} \leq m(f(x^*) - f(x_k)). \end{aligned}$$

Лемма доказана. □

СЛЕДСТВИЕ 3. Из формул (5) и (6) вытекает неравенство

$$f(x_{k+1}) - f(x_k) \leq \frac{m}{M}(f(x^*) - f(x_k)). \quad (7)$$

Таким образом, последовательность $\{x_k\}$ является сходящейся и ее предельной точкой является точка x^* .

ТЕОРЕМА 1. В данном методе при произвольной начальной точке $x_0 \in \mathbb{R}^n$ последовательность $\{x_k\}$ сходится к точке минимума x^* функции f со скоростью геометрической прогрессии:

$$f(x_{k+1}) - f(x^*) \leq q(f(x_k) - f(x^*)),$$

где $q = 1 - \frac{m}{M}$, и существует положительное число Q , что справедливо неравенство

$$\|x_k - x^*\| \leq Q(\sqrt{q})^k.$$

Доказательство. Из (7) получим

$$\begin{aligned} f(x_{k+1}) - f(x^*) &\leq f(x_k) - f(x^*) + \frac{m}{M}(f(x^*) - f(x_k)) = \\ &= \left(1 - \frac{m}{M}\right)(f(x_k) - f(x^*)) = q(f(x_k) - f(x^*)). \end{aligned}$$

Следовательно, для каждого фиксированного $k > 0$ имеем

$$f(x_k) - f(x^*) \leq q^k(f(x_0) - f(x^*)).$$

Поскольку x^* есть точка минимума функции f на \mathbb{R}^n , то

$$f(x_k) - f(x^*) \geq \frac{m}{2}\|x_k - x^*\|^2.$$

Поэтому

$$\|x_k - x^*\|^2 \leq \frac{2}{m}(f(x_k) - f(x^*)) \leq \frac{2}{m}(f(x_0) - f(x^*))q^k.$$

Обозначим

$$Q = \sqrt{\frac{2}{m}(f(x_0) - f(x^*))},$$

тогда

$$\|x_k - x^*\| \leq \sqrt{\frac{2}{m}(f(x_k) - f(x^*))}q^k = Q(\sqrt{q})^k.$$

Теорема доказана. □

3°. Вычислительный аспект решения вспомогательной задачи. Основная вычислительная трудность в алгоритме — это определение направления спуска $w(x_k)$. Покажем, что задачу (4) можно свести к задаче квадратичного программирования.

Обозначим

$$z = \max_{i \in I} \{(f_i(x) - f(x))M + \langle f'_i(x), w(x) \rangle\}.$$

Тогда задача (4) эквивалентна следующей задаче квадратичного программирования в пространстве $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$: минимизировать функцию

$$z + \frac{1}{2}\langle w, w \rangle$$

на множестве

$$T = \{[w, z] \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \mid \langle f'_i(x), w(x) \rangle - z \leq (f(x) - f_i(x))M, i \in I\}.$$

З а м е ч а н и е. Пшеничным Б.Н. [2] и Полаком Е. [4] для нахождения направления спуска $w(x_k)$ решалась оптимизационная задача:

$$w(x_k) = \arg \min_{w \in \mathbb{R}^n} \max_{i \in I} \left\{ f_i(x_k) - f(x_k) + \langle f'_i(x_k), w \rangle + \frac{1}{2} \|w\|^2 \right\},$$

а шаг выбирался из условия одномерной минимизации или из правила Армихо. Была доказана теорема, аналогичная теореме 1.

ЛИТЕРАТУРА

1. Демьянов В.Ф., Малоземов В.Н. *Введение в минимакс*. М., Наука, 1972. 368 с.
2. Пшеничный Б.Н. *Метод линеаризации*. М. Наука. 1983. 136 с.
3. Пшеничный Б.Н., Данилин Ю.М. *Численные методы в экстремальных задачах*. М. Наука. 1975. 320 с.
4. Polak E. *Basics of minimax algorithms*. // In *Nonsmooth Optimization and Related Topics*. Ed. Clarke F., Demyanov V.F., Giannessi F. N.Y.: Plenum Press, 1989. P. 343–369.