

ОБ АЛГОРИТМАХ МЕТОДА ВОЗМОЖНЫХ НАПРАВЛЕНИЙ
С КВАДРАТИЧНОЙ НОРМАЛИЗАЦИЕЙ

В.И. Шмырёв

В задаче определения подходящего направления, решаемой на каждом шаге метода возможных направлений [1], ввиду нетелесности в общем случае конуса возможных направлений, линейные и нелинейные ограничения учитываются различно. Отсутствие телесности обуславливает необходимость точного решения задач определения направления, которые в зависимости от используемой нормализации направлений являются задачами линейного или квадратичного программирования.

Предлагаемый в настоящей заметке подход, основанный на вариации правых частей линейных ограничений, позволяет учитывать ограничения единообразно и ограничиться лишь приближенным решением задач определения направления. Использование двойственной задачи при квадратичной нормализации направлений приводит в этом случае к легко реализуемым итеративным алгоритмам. В частности, на этом пути получается итеративный алгоритм и для задач линейного программирования. Попутно устанавливается связь алгоритмов, предложенных для задач выпуклого программирования в [2], с методом возможных направлений.

Будем рассматривать задачу выпуклого программирования в обычной формулировке: минимизировать значение выпуклой функции f на выпуклом множестве $\Omega \subset R^n$, определяемом условиями

$$g_i(x) \leq 0, \quad i \in I_1 \cup I, \quad (1)$$

где g_i - выпуклые функции для $i \in I_1$ и аффинные - для $i \in I_2$. Наиболее трудоёмкой частью при реализации схемы возможных направлений, предложенной Г. Зойтендейком в [1], является определение для имеющейся точки $x^k \in \Omega$ подходящего направления h^k . В предположении, что выполняется условие Слейтера*), а функции f и g_i непрерывно дифференцируемы, для определения h^k в [1] формулируется вспомогательная экстремальная задача, состоящая в минимизации величины ρ при условиях:

$$1) (\text{grad } g_i(x^k), h) \leq \rho \theta_i, \quad i \in I(x^k, \varepsilon), \quad (2)$$

$$2) (\text{grad } f(x^k), h) \leq \rho, \quad (3)$$

$$3) \|h\| \leq 1, \quad (4)$$

где θ_i равны нулю при $i \in I_2$ и произвольные положительные числа, выбираемые из дополнительных соображений, при $i \in I_1$;

ε - устремляемый к нулю положительный параметр, вводимый для того, чтобы обеспечить сходимость к оптимуму (преодоление "заедания"); $I(x^k, \varepsilon) = \{i \in I_1 \cup I_2 \mid -\varepsilon < g_i(x^k) \leq 0\}$; $\|\cdot\|$ - какая-либо норма в R^n .

После определения оптимального решения ρ_k, h^k этой задачи дальнейший ход итерации сводится к следующему. Если $\rho_k < 0$, то имеющуюся точку x^k можно улучшить, осуществляя сдвиг в направлении вектора h^k до границы области Ω или до точки минимума функции f по найденному направлению в зависимости от того, какой из этих случаев реализуется при меньшей величине сдвига. Ход всего процесса регулируется двумя устремляемыми к нулю параметрами ε и μ , именно: при фиксированном $\varepsilon > 0$ величина ρ_k с ходом процесса стремится к нулю и, следовательно, для достаточно больших значений k станет больше $-\mu$ при любом $\mu > 0$. В этом случае говорят, что точка x^k (ε, μ) -стационарная. Таким образом, при любых $\varepsilon > 0$ и $\mu > 0$ (ε, μ) -стационарная точка получается за конечное число шагов. Получив (ε, μ) -стационарную точку, параметры ε и μ уменьшают. При надлежащих предположениях лю-

*) Условие Слейтера состоит в существовании точки $x^0 \in \Omega$, для которой всеевейшие из неравенств (1) выполняются как строгие.

бая последовательность (ε, μ) - стационарных точек при $\varepsilon \rightarrow 0$ и $\mu \rightarrow 0$ сходится "по функционалу" к решению исходной задачи, т.е. если $x(\varepsilon, \mu)$ - (ε, μ) -стационарные точки, то

$$f(x(\varepsilon, \mu)) \xrightarrow[\mu \rightarrow 0]{\varepsilon \rightarrow 0} f(x^*),$$

где x^* - решение исходной задачи.

В [1] показывалось, что в случае квадратичной нормализации вектора h , т.е. когда $\|h\| = (h, h)^{1/2}$, задача (2-4) при $\rho_k < 0$ эквивалентна задаче квадратичного программирования вида (для простоты считается $\theta_i = 1$, $i \in I_1$):
минимизировать

$$(S, S) \quad (5)$$

при условиях:

$$(d_i, S) > 1, \quad i \in \hat{I}_1, \quad (6)$$

$$(d_i, S) \geq 0, \quad i \in \hat{I}_2, \quad (7)$$

где через d_i обозначен вектор $\text{grad}_i f(x^*)$ и через d_i - векторы $\text{grad}_i g_i(x^*)$, $i \in I_1 \cup I_2$, а $I_1 = \{0\} \cup (I(x^*, \varepsilon) \cap I_1)$, $I_2 = I(x^*, \varepsilon) \cap I_2$. Связь между решениями задач (2-4) и (5-7) задаётся соотношением

$$S^k = h^k / \rho_k.$$

Несколько иная задача квадратичного программирования для определения подходящего направления была предложена в [2]. В принятых обозначениях эта задача состоит в минимизации функции

$$\psi(\lambda) = \left\| \sum_{i \in \hat{I}_1 \cup \hat{I}_2} \lambda_i d_i \right\|^2 \quad (8)$$

при условиях:

$$\sum_{i \in \hat{I}_1} \lambda_i = 1, \quad (9)$$

$$\lambda_i \geq 0, \quad i \in \hat{I}_1 \cup \hat{I}_2. \quad (10)$$

По решению этой задачи подходящее направление определяется вектором $\sum_{i \in \hat{I}_1 \cup \hat{I}_2} \lambda_i d_i$. Несложные выкладки, однако, показывают, что задача (8-10) эквивалентна задаче, двойственной к задаче (5-7), полученной по схеме, предложенной Г.Ш.Рубинштейном в [3].

Тем самым алгоритмы для задачи выпуклого программирования, рассмотренные в [2], являются алгоритмами возможных направлений с квадратичной нормализацией. Эти алгоритмы основаны на том, что в применении к задаче (8-10) существенно упрощается процедура метода условного градиента [4], которая в случае $I_2 = \emptyset$ за конечное число шагов позволит получить подходящее направление. Получаемая реализация схемы возможных направлений имеет определенные преимущества по сравнению с прочими ввиду малого объема требуемой памяти ЭВМ. Однако при $I_2 \neq \emptyset$ лишь точное решение задачи (8-10) позволяет получить требуемое подходящее направление. Учитывая медленную сходимость метода условного градиента, в этом случае такой путь определения подходящего направления оказывается непригодным.

Указанные затруднения в случае $I_2 \neq \emptyset$ обусловлены отсутствием в общем случае телесности множества Ω . Предлагаемый приём преодоления этих затруднений состоит в следующем.

Зададимся некоторым положительным числом σ и наряду с исходной задачей рассмотрим проварьированную задачу (σ -задачу), заменив ограничения $g_i(x) \leq 0$, $i \in I_2$, на

$$g_i(x) \leq \sigma, \quad i \in I_2. \quad (II)$$

Теперь если для исходной задачи выполнялось условие Слейтера, то множество допустимых точек в σ -задаче является телесным. Тем самым для σ -задачи можно проводить процесс, уже не являющийся аффинными ограничениями, т.е. рассматривая при определении подходящего направления задачу минимизации ρ при ограничениях (3-4) и

$$(\text{grad } g_i(x^*), h) < \rho, \quad i \in I^\sigma(x^*, \varepsilon),$$

где $I^\sigma(x^*, \varepsilon) = \{i \in I_1 \mid -\varepsilon \leq g_i(x^*) \leq 0\} \cup \{i \in I_2 \mid \sigma - \varepsilon \leq g_i(x^*) \leq \sigma\}$.

В соответствующей задаче (8-9) это приведет к таким изменениям: множество $I_1 \cup I_2$ заменится на $I^\sigma - I^\sigma(x^*, \varepsilon) \cup \{0\}$ а в уравнении (9) суммирование будет осуществляться по $i \in I^\sigma$. Теперь уже решение этой задачи нет необходимости получать точно: все векторы h из достаточно малой окрестности вектора h^* , решающего задачу определения направления, будут определять подходящие направления. Получение (ε, μ) -стационарной точки за конечное число шагов можно гарантировать, если вектор h^* , по которому производить смещение, обеспечивает опреде-

ленную часть оптимального значения ρ , например, полсвину:

$$(d_i, \hat{h}^k) \leq \rho_k/2, \quad i \in \hat{I}^c.$$

Эти неравенства будут заведомо выполняться, если выполняются более жесткие неравенства, получающиеся из приведенных заменой ρ_k на его оценку снизу. Такая оценка легко следует из двойственности задач (5-7) и (8-10) и связи задачи определения направления с задачей (5-7):

$$\rho_k \geq -\sqrt{\psi(\lambda)}. \quad (12)$$

На основании этой же оценки можно проверить имеющуюся точку x^k на (ε, μ) -стационарность.

Так как для вектора λ , решающего задачу (8-10), оценка (12) реализуется, то, применяя к задаче (8-10) какую-либо из итеративных процедур (в частности, метод условного градиента), мы за конечное число шагов на основании оценки (12) либо убедимся, что имеющаяся точка x^k (ε, μ) -стационарна, либо убедимся, что полученное к данному шагу направление $\hat{h}^k = -\sum_{i \in \hat{I}^c} d_i \lambda_i$ является подходящим с требуемой точностью.

Проведение процесса возможных направлений по описанной выше схеме гарантирует при любых $\varepsilon > 0$, $\mu > 0$ и $\sigma > 0$ получение за конечное число шагов (ε, μ) -стационарной точки в σ -задаче. Рассмотрим теперь последовательность σ -задач с уменьшающимся значением параметра σ . Предполагая компактность множества Ω , докажем следующее утверждение.

ТЕОРЕМА. Пусть $\varepsilon_k \rightarrow 0$, $\mu_k \rightarrow 0$, $\sigma_k \rightarrow 0$ и $\{x^k\}$ - последовательность (ε_k, μ_k) -стационарных точек в σ_k -задачах. Тогда если $\varepsilon_k < \sigma_k$, то

$$\lim_{k \rightarrow \infty} f(x^k) = \min_{x \in \Omega} f(x).$$

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО. Из компактности множества Ω следует компактность множества допустимых точек в любой σ_k -задаче. Звиду этого без ограничения общности можно считать последовательность $\{x^k\}$ сходящейся: $x^k \rightarrow x^*$. Ясно, что $x^* \in \Omega$, ибо $\sigma_k \rightarrow 0$. Нужно доказать, что точка x^* будет и оптимальной, т.е.

$$f(x^*) = \min_{x \in \Omega} f(x).$$

Предположим противное - точка x^* не является оптимальной. Тогда должен существовать такой ненулевой вектор \bar{x} и такое число $\bar{\rho} < 0$, что выполняются неравенства:

$$\begin{aligned} (\text{grad } g_i(x^*), \bar{x}) &< \bar{\rho}, & i \in I_1(x^*), \\ (\text{grad } f(x^*), \bar{x}) &< \bar{\rho}, \\ (\text{grad } g_i(x^*), \bar{x}) &\leq 0, & i \in I_2(x^*). \end{aligned}$$

Среди множеств $I^{\kappa}(x^*, \varepsilon_{\kappa})$ какое-то будет встречаться при бесконечном числе значений κ . Пусть таковым является множество I^0 . Множество соответствующих значений κ , для которых $I^{\kappa}(x^*, \varepsilon_{\kappa}) = I^0$, обозначим через $K(I^0)$. Для таких κ и $i \in I^0$ будет либо $-\varepsilon_{\kappa} \leq g_i(x^{\kappa}) \leq 0$, либо $\bar{\sigma}_{\kappa} - \varepsilon_{\kappa} \leq g_i(x^{\kappa}) \leq \bar{\sigma}_{\kappa}$. Переходя по $\kappa \in K(I^0)$ к пределу, получим $g_i(x^*) = 0$, т.е. $I^0 \subset I(x^*)$.

Далее, взяв произвольную точку $x^0 \in \Omega$, будем иметь $g_i(x^0) \leq 0$, $i \in I_2$. С другой стороны, для точки x^{κ} при $\kappa \in K(I^0)$ и $i \in I_2 = I^0 \cap I^{\kappa}$ имеем $\bar{\sigma}_{\kappa} - \varepsilon_{\kappa} \leq g_i(x^{\kappa}) \leq \bar{\sigma}_{\kappa}$. Таким образом, $g_i(x^0) < g_i(x^{\kappa})$, т.е.

$$(\text{grad } g_i, v^{\kappa}) < 0, \quad i \in I_2^0, \quad \kappa \in K(I^0), \quad (13)$$

где $v^{\kappa} = x^0 - x^{\kappa}$. Теперь, учитывая, что $I^0 \subset I(x^*)$, и добавляя вектор v^{κ} с небольшим множителем к \bar{x} , получим, что при $\kappa \in K(I^0)$ вектор $\bar{z}^{\kappa} = \bar{x} + \alpha v^{\kappa}$ удовлетворяет системе неравенств

$$\begin{aligned} (\text{grad } g_i(x^*), \bar{z}^{\kappa}) &< 0, & i \in I^0, \\ (\text{grad } f(x^*), \bar{z}^{\kappa}) &< 0. \end{aligned}$$

Это означает, что существуют такой вектор \bar{z} и число $\bar{\rho} < 0$, что

$$(\text{grad } g_i(x^*), \bar{z}) < \bar{\rho}, \quad i \in I^0, \quad (14)$$

$$(\text{grad } f(x^*), \bar{z}) < \bar{\rho}. \quad (15)$$

Ввиду предполагаемой непрерывной дифференцируемости функций g_i и f , система неравенств (14-15) будет выполняться не только для $x = x^*$, но и для всех x из некоторой окрестности \mathcal{V} точки x^* . Так как $x^{\kappa} \rightarrow x^*$, то для достаточно больших значений κ будет $x^{\kappa} \in \mathcal{V}$ и, следовательно, при больших $\kappa \in K(I^0)$

будет выполняться система неравенств

$$\begin{aligned} (\text{grad } g_i(x^k, \bar{x}) < \bar{\rho}, \quad i \in I^{\sigma_k}(x^k, \varepsilon_k) - I^{\sigma}, \\ (\text{grad } f(x^k, \bar{x}) < \bar{\rho}, \end{aligned}$$

что противоречит (ε_k, μ_k) -стационарности точек x^k и условию $\mu_k \rightarrow 0$. Теорема доказана.

Остановимся теперь на переходе от σ_k к σ_{k+1} . Если $\sigma_k < \sigma_{k+1}$, то полученная (ε_k, μ_k) -стационарная точка в σ_k -задаче уже не будет допустимой для σ_{k+1} -задачи. Для получения требуемой допустимой точки можно, отправляясь от полученной (ε_k, μ_k) -стационарной точки, решать задачу минимизации величины σ при ограничениях

$$\begin{aligned} g_i(x) &\leq 0, \quad i \in I_1, \\ g_i(x) &\leq \sigma, \quad i \in I_2. \end{aligned}$$

Эта задача с телесной областью, и для её решения можно воспользоваться уже описанной процедурой. Процесс следует проводить до тех пор, пока не будет получено значение σ , не превосходящее σ_{k+1} . После этого можно перейти к решению σ_{k+1} -задачи.

В заключение остановимся кратко на задаче линейного программирования в канонической постановке: минимизировать (c, x) при условиях

$$(a_i, x) = b_i, \quad i = 1, \dots, m, \quad (I6)$$

$$x \geq 0 \quad (I7)$$

Ясно, что в предположении существования допустимых векторов в этой задаче мы можем добиться телесности допустимой области, производя вариацию лишь ограничений общего вида, т.е. рассматривая в качестве ограничений σ -задачи систему неравенств

$$\begin{aligned} b_i - \sigma \leq (a_i, x) \leq b_i + \sigma, \quad i = 1, \dots, m, \\ x \geq 0. \end{aligned}$$

Сходимость (ε_k, μ_k) -стационарных точек к оптимуму (по функционалу) в этом случае можно гарантировать, если параметры σ_k и ε_k связаны условием $\varepsilon_k < \sigma_k / (R+1)$ при $R = \max |(\alpha_i, e)|$, $e = (1, \dots, 1)$. Доказательство этого факта проводится по той же схеме, что и доказательство приведенной теоремы. Отличие будет

лишь в построении векторов V^K . Для фиксированного K вектор V^K должен быть внутренним для конуса, определяемого системой неравенств:

$$\begin{aligned} (a_i, h) &\leq 0, & i \in I_+^{\varepsilon_K}(x^K, \varepsilon_K), \\ (a_i, h) &\geq 0, & i \in I_-^{\varepsilon_K}(x^K, \varepsilon_K), \\ h_j &> 0, & j \in J(x^K, \varepsilon_K), \end{aligned}$$

где h_j — компоненты вектора h и

$$I_+^{\varepsilon_K}(x^K, \varepsilon_K) = \{i \mid b_i + \sigma_K - \varepsilon_K \leq (a_i, x^K) \leq b_i + \sigma_K\},$$

$$I_-^{\varepsilon_K}(x^K, \varepsilon_K) = \{i \mid b_i - \sigma_K \leq (a_i, x^K) \leq b_i - \sigma_K + \varepsilon_K\},$$

$$J(x^K, \varepsilon_K) = \{j \mid 0 < x_j^K \leq \varepsilon_K\}.$$

Не сложно проверить, что требуемым свойством будет обладать вектор $V^K = W^K - x^K$, где W^K строится следующим образом: взяв произвольную допустимую (т.е. удовлетворяющую (I6, I7)) точку x^0 и число $b_K \in (\varepsilon_K, (\sigma_K - \varepsilon_K)/R)$, полагаем $w_j^K = x_j^0 + b_K$.

Заключительная часть доказательства при этом даже упростится ввиду отсутствия нелинейных ограничений.

Л и т е р а т у р а

1. ЗОЙТЕНДЕЙК Г. Методы возможных направлений. М., ИЛ, 1963.
2. ДЕМЬЯНОВ В.Ф., МАЛОЗЁМОВ В.Н. Введение в минимакс, М., "Наука", 1972.
3. РУБИНШТЕЙН Г.Ш. Двойственные экстремальные задачи. — "Докл. АН СССР", 1963, т.152, № 2, с. 288-291.
4. M.Frank, P.Wolfe. An algorithm for quadratic programming. Naval Res. Log. Quart., 3(1956), 95-110.

Поступила в ред.-изд. отд.

31. XII. 1975 г.