

УДК 512.25/26+513.88

МЕТОД РАЗДЕЛЬНЫХ ШАГОВ ДЛЯ МИНИМИЗАЦИИ ОБРАЖНЫХ
ФУНКЦИЙ

В.В.Калашников

В данной работе рассматривается новый метод решения задачи безусловной минимизации

$$\min_{x \in \Omega} f(x),$$

где функция $f: \Omega \subset R^n \rightarrow R$ непрерывно дифференцируема на $\Omega \subset R^n$ - открытом выпуклом множестве, содержащем такую точку x^* , что $\nabla f(x^*) = 0$. Пусть в точке x^* функция f дважды непрерывно дифференцируема и матрица $f''(x^*)$ положительно определена, т.е. x^* - точка безусловного минимума функции f .

Нас, в частности, интересует класс плохо обусловленных задач, в которых число обусловленности матрицы $f''(x^*)$, обозначаемое $\text{cond}(f''(x^*))^*$, очень велико. Известно, какие трудности создает это обстоятельство в работе обычных методов минимизации. Плохо обусловленные задачи часто возникают на практике из-за неудачного масштабирования переменных. Иногда предлагается в случае плохой работы метода изменить масштаб переменных, но неясно, как это делать, особенно если число переменных велико. К тому же, плохообусловленность может возникать и по другим причинам. Так, например, известно, что в методе штрафных функций по мере приближения к условному минимуму соответствующие безусловные задачи становятся все более плохо обусловленными. В 1970 году Н.З.Шор [1] предложил для преодоления указанной трудности производить перед каждым шагом метода градиентного спуска растяжение пространства R^n вдоль направления разности последовательных градиентов $[\nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k)]$, что уменьшает в какой-то степени овражность поверхностей уровня функции f .

Многие авторы предлагают различные методы борьбы с плохой обусловленностью в задачах минимизации. Так, например, Пауэлл [2] предложил комбинировать квазиньютоновские направления с направлениями наискорейшего спуска в сочетании с очень тщательной процедурой контроля за длиной шага. Орен и Лунбергер [3] и Орен [4] пытаются применить квазиньютоновский метод, в котором формулы пересчета минимизируют число обусловленности некоторых нужных матриц. Дэвидон [5] развивает дальше этот подход, а Денис и Мей [6] комбинируют схему пересчета Дэвидона с модифицированной стратегией Пауэлла сочетания наискорейшего спуска и метода Ньютона.

Непосредственным толчком для данной работы послужила статья Боггза [7], в которой предлагается метод минимизации овражной функции путем интегрирования на каждом шаге соответствующей "жесткой" дифференциальной системы градиентного спуска $\dot{x} = -\nabla f(x)$, $x(0) = z$. Для этого в [7] используется упрощенный вариант метода интегрирования "жесткой" системы дифференциальных уравнений [8], основанного на теории асимптотического поведения решений систем сингулярно возмущенных дифференциальных уравнений, или систем дифференциальных уравнений с малыми параметрами при производных. Эта теория развивается с 1950-х годов усилиями многих авторов. Достаточно упомянуть работы А.Н.Тихонова [9], Л.С.Понтрягина [10], М.И.Висика и Л.А.Лустерника [11], А.Б.Васильевой [12, 13], А.Б.Васильевой и В.Ф.Вутузова [14] и др.

Суть метода в следующем. В системе $\dot{x} = -\nabla f(x)$, $x(0) = z$ с помощью некоторого критерия компоненты переменного x разделяются на так называемые сингулярные (грубо говоря, это x_i с такими индексами i , что величина $|(\nabla f(x))_i|$ велика по сравнению с другими компонентами градиента) и несингулярные. Соответствующие частичные векторы обозначаются через \bar{x} и y , так что $x^T = (y^T, \bar{x}^T)$, а дифференциальная система принимает вид

$$\begin{cases} \dot{y} = -\nabla_y f(y, \bar{x}), & y(0) = \bar{y}, \\ \dot{\bar{x}} = -\nabla_{\bar{x}} f(y, \bar{x}), & \bar{x}(0) = \bar{z}. \end{cases}$$

Вместо нее предлагается решать на некотором отрезке дифференциально-алгебраическую систему

$$\begin{cases} \dot{y} = -\nabla_y f(y, \bar{x}), & y(0) = \bar{y}, \\ 0 = -\nabla_{\bar{x}} f(y, \bar{x}), \end{cases}$$

в которой дифференциальная подсистема уже не должна быть "жесткой", а затем снова произвести разделение компонент и т.д.

Богтз не доказывает сходимости своего метода. Кроме того, недостатком является также существенная зависимость метода от выбранной системы координат в R^n , которая может, вообще говоря, и не соответствовать направлениям оврага поверхностей уровня функции f .

В §1 настоящей статьи описывается не зависящий от системы координат алгоритм выбора "плохих" и "хороших" направлений, образующих базис некоторого подпространства в R^n и названных по аналогии с [7] сингулярными и несингулярными соответственно, а также указывается способ раздельных шагов по ним от точки x_k к точке x_{k+1} . В §2 исследуется сходимость к точке минимума выпуклой функции f последовательности $\{x_k\}$, порожденной методом, а в §3 получена оценка скорости сходимости точек x_k к точке x^* минимума квадратичной целевой функции f для одного из вариантов метода. Наконец, §3 посвящен обсуждению реализации метода и результатов проведенных экспериментов.

§1. Описание метода раздельных шагов

1. Начинаем с произвольного $x_0 \in R^n$. На протяжении всего процесса фиксированы постоянные q , $0 < q < 1/2$, и $\epsilon > 0$.

2. К началу $(k+1)$ -го шага имеем $x_k \in R^n$, $f(x_k)$, $f'(x_k)$, матрицу P_k размером $n \times \ell$, столбцами которой являются накопленные к данному моменту ортонормальные векторы сингулярных направлений p_1, p_2, \dots, p_ℓ ($\ell \leq n$). Если $\ell = 0$, то $P_k =$ нулевая матрица. Кроме того, имеется $(\ell \times \ell)$ -матрица H_k^{-1} (в зависимости от того, сохранились или нет сингулярные направления предыдущего k -го шага, матрица H_k^{-1} ненулевая или нулевая), где H_k — приближение матрицы вторых производных функции f по направлениям p_1, p_2, \dots, p_ℓ . Есть также начальная длина шага $\alpha_0 > 0$ и константы $\delta \geq \frac{1-q}{\alpha_0}$, $\Delta > \delta < 0$.

Проверяем условие $|f'(x_k)| \leq \epsilon$. Если оно выполнено, то процесс закончен, x_k — искомое решение, если нет — переходим на 3.

3. Находим несингулярное направление $p_{\ell+1}$ в виде $p_{\ell+1} = -(E - P_k P_k^T) f'(x_k)$, где E — единичная матрица. Если $\ell = n$ или $|p_{\ell+1}| \leq \epsilon$, то переходим на 4, в противном случае — на 6.

4. Как будем видно после полного описания метода, в этом пункте известна либо H_k^{-1} , либо только H_{k-1}^{-1} . В первом случае переходим на 5, в последнем случае вычисляем $f'(x_k + t p_{\ell+1})$,

где $t > 0$ достаточно малое, а затем находим

$$\mathcal{L}_e = \frac{f'(x_k + tP_e) - f'(x_k)}{t} \approx f''(x_k)P_e.$$

Ясно, что

$$P_j^T \mathcal{L}_e = \frac{\partial^2 f}{\partial P_j \partial P_e}(x_k), j = \overline{1, L}.$$

После этого по общеизвестным формулам пересчитываются H_e^{-1} и $\det(H_e)$. H_e получается из H_{e-1} скалыванием

$$H_e = \left(\begin{array}{c|c} H_{e-1} & P_{e-1}^T \mathcal{L}_e \\ \hline \mathcal{L}_e^T P_{e-1} & P_e^T \mathcal{L}_e \end{array} \right).$$

а H_{e-1}^{-1} и определитель $\det(H_{e-1})$ известны. Если выполняется пара неравенств $\Delta \geq \det(H_e) \geq \delta$, то переходим на 5, в противном случае аннулируем все сингулярные направления, т.е. зануляем матрицы P_e и H_e^{-1} , делим пополам α_0 и δ , увеличиваем вдвое Δ и затем переходим на 3.

5. Определяем направление $\mathcal{Z}_e = -P_e H_e^{-1} P_e^T f'(x_k)$ квазиньютоновского шага по сингулярным направлениям и отыскиваем $x_{k,l} = x_k + \beta_e \mathcal{Z}_e$, где β_e дает решение задачи $\min_{\beta \in R} f(x_k + \beta \mathcal{Z}_e)$. Производя необходимые для очередного шага перечисления и решив вопрос о сохранении для следующего шага или аннулировании накопленных сингулярных направлений, переходим на 2.

6. Делаем пробный вспомогательный шаг $x_{k,l} = x_k + \alpha_0 P_{e,l}$. Если выполняется условие

$$f(x_{k,l}) \leq f(x_k) - \alpha_0 q / P_{e,l}^2, \quad (I.I)$$

то переходим на 4 и продолжаем все требуемые там действия, заменив лишь x_k на $x_{k,l}$ в определении x_{k+1} . Если же (I.I) нарушено, то переходим на 7.

7. Подсчитываем величину

$$A = 2 \cdot \frac{f(x_{k,l}) - f(x_k) + \alpha_0 / P_{e,l}^2}{\alpha_0^2 / P_{e,l}^2}$$

и сравниваем ее с S . Если $A \leq S$, то дробью α_0 пополам и переходим на 6. В случае $A > S$ подсчитываем $f'(x_{k,l})$ и вектор $P_{e,l+1}^T = -(E - P_e P_e^T) f'(x_{k,l})$, а затем определяем $(l+1)$ -е сингулярное направление $P_{e,l+1}$ как $P_{e,l+1} = \frac{P_{e,l} - P_{e,l+1}^T P_{e,l}}{\|P_{e,l} - P_{e,l+1}^T P_{e,l}\|}$.

Если известна к данному моменту матрица H_e^{-1} , то переходим на 3, дополнив матрицу P_e до P_{e+1} столбцом $(l+1)$ -го сингуляр-

ного направления. Если же известна лишь матрица $H_{\ell-1}^{-1}$, то переходим на 8.

8. Пусть $x_{k,\ell} = x_k + \alpha_\mu p_{2,\ell}$. Заметим, что $p_{2,\ell} = p_2(\ell-1) - \delta_\ell p_{\ell-1}$, где $\delta_\ell = -p_{\ell-1}^T f'(x_k)$, а $p_2(\ell-1) = -(E - p_{\ell-1} p_{\ell-1}^T) f'(x_k)$. Тогда, очевидно, $f'(x_{k,\ell}) - f'(x_k) = \alpha_\mu F \cdot p_{2,\ell} = \alpha_\mu F \cdot p_2(\ell-1) - \alpha_\mu \delta_\ell p_{\ell-1}$, где $F = f''(x_k + \theta(x_{k,\ell} - x_k))$, $0 < \theta < 1$, и поэтому можно найти $\mathcal{L}_\ell \approx f''(x_k) p_\ell$ в виде $\mathcal{L}_\ell = [-f'(x_{k,\ell}) + f'(x_k) + \alpha_\mu F \cdot p_2(\ell-1)] / \alpha_\mu$. Здесь $f'(x_k)$, $f'(x_{k,\ell})$, α_μ , δ_ℓ известны, а вместо $F \cdot p_2(\ell-1)$ можно подставить его приближенное выражение $F \cdot p_2(\ell-1) \approx [f'(x_k + \alpha_\nu p_2(\ell-1)) - f'(x_k)] / \alpha_\nu$, где $f'(x_k + \alpha_\nu p_2(\ell-1)) = f'(x_{k,\ell-1})$ нам известно, коль скоро мы ранее должны были найти p_ℓ (ℓ — сингулярное направление). Зная теперь $p_j^T \mathcal{L}_\ell$, $j = \bar{1}, \ell$, находим H_ℓ^{-1} и $\det(H_\ell)$ и, проверяя соотношения $\Delta \geq \det(H_\ell) \geq \delta$, переходим на 3, сохранив полученную матрицу H_ℓ^{-1} , если указанные соотношения выполнены, и аннулировав сингулярные направления и преобразовав константы α_0 , δ , Δ , как в п.4, если соотношения нарушены.

Из описания алгоритма ясно, что если матрица $f''(x)$ положительно-определенная, то дробление α_0 и δ не может продолжаться бесконечно, следовательно, через конечное число вспомогательных шагов мы обязательно попадем в п.4 и закончим очередной шаг, определив x_{k+1} , так как матрица H_ℓ^{-1} тоже положительно-определенная.

Хотя формально соответствующих предположений и не делается, метод ориентирован на случай, когда подпространство овражности имеет сравнительно небольшую размерность, а максимальные собственные числа гессиана функции f имеют разные порядки. Как видно из описания, на каждом шаге метода число \mathcal{L} вычислений градиента на единицу превосходит число новых сингулярных направлений (сингулярные направления предыдущего шага сохраняются на последующем шаге за исключением некоторых случаев восстановления).

§2. Сходимость метода разделных шагов

Пусть целевая функция f принадлежит классу $C^2(R^n)$ и выполняется условие

$$(f''(x)y, y) \geq m|y|^2, \quad m > 0, \quad \text{для всех } x, y \in R^n. \quad (2.1)$$

Завершение $(k+1)$ -го шага метода происходит следующим образом.

а) Сначала сдвигаемся из точки x_k в точку $x_{k,1} = x_k + \alpha_k p_{k,1}$, если $|p_{k,1}| > \varepsilon$, где α таково, что выполняется условие

$$f(x_{k,1}) \leq f(x_k) - \alpha_k q/|p_{k,1}|^2 \quad (2.2)$$

Если же $|p_{k,1}| \leq \varepsilon$, то $x_{k,1} = x_k$.

б) Затем сдвигаемся из точки $x_{k,1}$ в точку x_{k+1} по квазиньютоновскому направлению $\bar{x}_k: x_{k+1} = x_{k,1} + \beta_k \bar{x}_k$, где β_k дает решение задачи

$$\min_{\beta \in R} f(x_{k,1} + \beta \bar{x}_k), \text{ а } \bar{x}_k = -P_k H_k^{-1} P_k^T f'(x_k). \quad (2.3)$$

Очевидно поэтому, что всегда $f(x_{k,1}) \leq f(x_k)$. Следовательно, если лебеговы множества функции f ограничены, то последовательность порожденных алгоритмом точек $\{x_k\}$ так ограничена в компакте $K = \{x \in R^n: f(x) \leq f(x_0)\}$. Очевидно, $(f''(x)y, y) \leq M|y|^2, x, y \in K$. Поэтому если $|p_{k,1}| > \varepsilon$, то дробление α_k , производимое в п.6 описания метода для получения α_k , удовлетворяющего (2.2), не может продолжаться бесконечно. В самом деле, $\langle f'(x_k), p_{k,1} \rangle = -|p_{k,1}|^2$; следовательно, если $\bar{x} = x_k + \alpha p_{k,1}$, то $f(\bar{x}) = f(x_k) - \alpha|p_{k,1}|^2 + \frac{\alpha^2}{2}(f''(p_{k,1}), p_{k,1}) \leq f(x_k) - \alpha|p_{k,1}|^2 + \frac{\alpha^2}{2}M|p_{k,1}|^2$. Это выражение меньше, чем $f(x_k) - \alpha q/|p_{k,1}|^2$, если $\alpha \leq 2(q/M)$. Значит, α_k заведомо больше, чем $\bar{\alpha} = (1-q)/M$.

ЛЕММА. Пусть для $f \in C^2(R^n)$ выполнено условие (2.1). Обозначим $p_{k,1}$ на $(k+1)$ -м шаге через $p_{k,1}^k$, \bar{x}_k — через \bar{x}_k^k . Тогда $\alpha_k/|p_{k,1}^k| \rightarrow 0, \beta_k/\bar{x}_k^k \rightarrow 0$ при $k \rightarrow \infty$.

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО. В случае нестремительности подшага а) имеем неравенство $f(x_k) - f(x_{k,1}) \geq \alpha_k q/|p_{k,1}^k|^2$. А так как $f(x_{k,1}) \leq f(x_k)$, то тем более выполняется неравенство $f(x_k) - f(x_{k,1}) \geq \alpha_k q/|p_{k,1}^k|^2$. Поэтому если бы для какой-то подпоследовательности номеров $k_s \rightarrow \infty$ и какого-то $\varepsilon > 0$ имело место неравенство $\alpha_{k_s}/|p_{k_s,1}^k| \geq \varepsilon$, то последовательность $\{f(x_{k_s})\}_{s=1}^{\infty}$ неограниченно убывала бы, что невозможно в силу условия (2.1). Далее, выпуклость функции f дает неравенство $f(x_{k,1}) - f(x_k) \geq \alpha_k \langle f'(x_k), p_{k,1}^k \rangle = -\alpha_k |p_{k,1}^k|^2$. Значит, $0 \leq f(x_k) - f(x_{k,1}) \leq \alpha_k |p_{k,1}^k|^2 \rightarrow 0$ при $k \rightarrow \infty$. Далее, применяя формулу Тейлора к условию (2.1), получаем $f(x_{k,1}) = f(x_k) + \alpha_k \langle f'(x_k), p_{k,1}^k \rangle + \frac{\alpha_k^2}{2}(f''(p_{k,1}^k), p_{k,1}^k) \geq f(x_k) - \alpha_k |p_{k,1}^k|^2 + \frac{\alpha_k^2}{2}m|p_{k,1}^k|^2$. Отсюда вытекает неравенство $\alpha_k^2/|p_{k,1}^k|^2 \leq \frac{2}{m}[f(x_{k,1}) - f(x_k) + \alpha_k |p_{k,1}^k|^2] \rightarrow 0$ при

$k \rightarrow \infty$. Итак, $\alpha_k / |P_{ee}^k| \rightarrow 0$ при $k \rightarrow \infty$. Первая часть утверждения леммы доказана. Заметим еще, что так как лебеговы множества функции f ограничены, то $|P_{ee}^k| \rightarrow 0$ при $k \rightarrow \infty$, так как мы показывали, что $\alpha_k \geq \alpha > 0$.

Далее, условие (2.3) в подпункте б) влечет за собой равенство $\langle f'(x_{k+1}), x_e^k \rangle = 0$. Поэтому, как и выше, имеем $f(x_{k+1}) = f(x_{k+1}) + \frac{1}{2} \beta_k^2 (f''(x_e, x_e)) \geq f(x_{k+1}) + \frac{m}{2} \beta_k^2 |x_e^k|^2$. Значит, $0 \leq |\beta_k| |x_e^k| \leq \sqrt{\frac{2}{m} [f(x_{k+1}) - f(x_{k+1})]} \leq \sqrt{\frac{2}{m} [f(x_k) - f(x_{k+1})]} \rightarrow 0$ ($k \rightarrow \infty$) в силу монотонности и ограниченности снизу последовательности $\{f(x_k)\}_{k=0}^\infty$. Тем самым лемма полностью доказана.

ЗАМЕЧАНИЕ. Так как $f \in C^1(K)$, где K — компакт, то $|f(x) - f(y)| \leq L_K |x - y|$, $x, y \in K$, L_K не зависит от x, y .

ТЕОРЕМА I. Если для функции $f \in C^2(R^n)$ выполняется условие (2.1), то последовательность точек, порожденная описанным в § I методом, сходится к x^* — точке безусловного минимума функции f , а $f(x_k) \rightarrow f(x^*)$ при $k \rightarrow \infty$.

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО. Пусть $\varepsilon > 0$ произвольное. Так как последовательность точек $\{x_k\}_{k=0}^\infty$ заключена в компакте $K = \{x \in R^n, f(x) \leq f(x_0)\}$, то из нее можно выбрать сходящуюся подпоследовательность $x_{k_j} \rightarrow x^* \in R^n$. Начиная с некоторого j_0 на k_j -тых шагах, в силу непрерывности производных функции f и показанной в § I положительной определенности матрицы H_e^{-1} , выполняется: неравенство $|x_e^{k_j}| \leq G$ (так как $|x_e^k| \leq \|P_e H_e^{-1} P_e^T\| \cdot |f'(x_k)|$), а также для некоторого $\delta_0 > 0$ будет $\delta_0 / |P_e^T f'(x_{k_j})| \leq [f'(x_{k_j})]^T \cdot P_e H_e^{-1} P_e^T f'(x_{k_j}) = 1 < f'(x_{k_j}), x_e^{k_j} \rangle = 1 < f'(x_{k_j}) - f'(x_{k_j+1}), x_e^{k_j} \rangle$, так как $\langle f'(x_{k_j+1}), x_e^{k_j} \rangle = 0$ в силу условия (2.3). Продолжая цепочку неравенств, $1 < f'(x_{k_j}) - f'(x_{k_j+1}), x_e^{k_j} \rangle \leq |f'(x_{k_j}) - f'(x_{k_j+1})| \cdot |x_e^{k_j}| \leq L_K \cdot [\alpha_{k_j} |P_{ee}^{k_j}| + \beta_{k_j} |x_e^{k_j}|] G$ в силу замечания I. Отсюда $\sum_{j=1}^\infty \langle f'(x_{k_j}), P_j \rangle^2 = |P_e^T f'(x_{k_j})|^2 \leq \frac{L_K}{\delta_0} \cdot G \cdot [\alpha_{k_j} |P_{ee}^{k_j}| + \beta_{k_j} |x_e^{k_j}|]$. Подобрав j_1 таким образом, чтобы

для всех $j > j_1$ выполнялось $\alpha_{k_j} |P_{ee}^{k_j}| < \frac{\varepsilon^2 \delta_0}{4G L_K}$ и $|\beta_{k_j}| \cdot |x_e^{k_j}| < \frac{\varepsilon^2 \delta_0}{4G L_K}$ (это можно сделать в силу леммы I), получим, что для $j > j_2 = \max\{j_0, j_1\}$ выполняется неравенство $\sum_{j=1}^\infty \langle f'(x_{k_j}), P_j \rangle^2 < \frac{\varepsilon^2}{2}$. Выбрав j_3 так, чтобы для всех $j > j_3$ было справедливо

соотношение $\langle f'(x_{k_3}), \frac{P_{2\ell}^{k_3}}{|P_{2\ell}^{k_3}|} \rangle^2 = |P_{2\ell}^{k_3}|^2 \frac{\varepsilon^2}{2}$, получим, что при $j > j_4 = \max\{j_2, j_3\}$ верно неравенство $|f'(x_{k_j})| < \varepsilon$, так как $|P_{2\ell}^T f'(x_{k_j})|^2 = |P_{2\ell} P_{2\ell}^T f'(x_{k_j})|^2$, а $|P_{2\ell}^{k_j}|^2 = |(E - P_{2\ell} P_{2\ell}^T) f'(x_{k_j})|^2$ и $P_{2\ell} P_{2\ell}^T$ — ортогональный проектор; в силу непрерывности f' отсюда следует, что $f'(x^*) = 0$. В сочетании с условием (2.1) это означает, что точка x^* есть точка безусловного минимума функции f . Поэтому x^* — единственная предельная точка последовательности $\{x_k\}_{k=0}^\infty$, а из этого и из компактности K легко следует, что сама последовательность $\{x_k\}$ сходится к точке x^* , а значит, и $f(x_k) \rightarrow f(x^*)$ при $k \rightarrow \infty$. Теорема доказана.

§3. Скорость сходимости метода

Мы рассмотрим применение нашего метода к квадратичной целевой функции f . Не ограничивая общности, можем считать, что $f(x) = \frac{1}{2}(Dx, x)$, где D — положительно определенная матрица, и для всех $x \in R^n$ выполняется $M|x|^2 \geq (Dx, x) \geq m|x|^2$, где M, m — наибольшее и наименьшее собственные числа матрицы D . Ясно, что точкой минимума f является $x^* = 0$.

Пусть на $(k+1)$ -м шаге мы имеем матрицу P , столбцы которой являются векторами сингулярных направлений, и пусть $P_{2\ell}$ — вектор несингулярного направления. Будем считать, что шаг по $P_{2\ell}$ осуществляется так, что точка $x_{k,1} = x_k + \alpha_k P_{2\ell}$ является точкой минимума функции $f(x_k + \alpha P_{2\ell}) = \varphi(\alpha)$ при $\alpha \in R$. Тогда $\alpha_k = -\frac{\langle f'(x_k), P_{2\ell} \rangle}{\langle D P_{2\ell}, P_{2\ell} \rangle}$. Затем, делая шаг по сингулярным направлениям, имеем $x_{k,r} = x_{k,1} + P_{2\ell}$, причем в силу (2.3) выполняется равенство $P^T D x_{k,1} = P^T f'(x_{k,1}) = 0 = P^T f'(x_{k,1}) + P^T D P_{2\ell}$. Отсюда $P_{2\ell} = -P[P^T D P]^{-1} P^T f'(x_{k,1})$. Окончательно, $x_{k,r+1} = x_k + \alpha_k P_{2\ell} - P[P^T D P]^{-1} P^T f'(x_{k,1}) = x_k + \alpha_k P_{2\ell} - P[P^T D P]^{-1} P^T D(x_k + \alpha_k P_{2\ell})$, так как $f'(x) = Dx$. Заметим еще, что $P_{2\ell} = -(E - PP^T) f'(x_k) = -PP^T D x_k - Dx_k$ и что для шагов с достаточно большими номерами, в силу критерия сингулярности (см. §1), вторая производная функции f по направлению $P_{2\ell}$ не больше S' ,

$$(x_k^T D P P^T - x_k^T D) D (P P^T D x_k - D x_k) \leq S' (x_k^T D P P^T - x_k^T D) (P P^T D x_k - D x_k). \quad (3.1)$$

Для получения оценки скорости сходимости метода рассмотрим значение функции f в точке $x_{k,r+1}$:

$$x_{k,r+1}^T D x_{k,r+1} = [x_k^T + \alpha_k P_{2\ell}^T - (x_k^T + \alpha_k P_{2\ell}^T) D P [P^T D P]^{-1} P^T] D [x_k + \alpha_k P_{2\ell} - P [P^T D P]^{-1} P^T D (x_k + \alpha_k P_{2\ell})] = (x_k^T + \alpha_k P_{2\ell}^T) D (x_k + \alpha_k P_{2\ell}) -$$

$$-(x_k^T + \alpha_k P_{22}^T) D P [P^T D P]^{-1} P^T D (x_k + \alpha_k P_{22}) \quad (\text{ж})$$

и опси́м максимум выра́жения (ж) при ограничении (3.1) и услови́и нормировки

$$x_k^T D x_k \leq 1. \quad (3.2)$$

Сделаем замену переменных $y_k = D^{1/2} x_k$ и обозначим $Q = D^{1/2} P$. Тогда, очевидно, $D^{1/2} P_{22} = -D y_k + D^{1/2} P P^T D^{1/2} y_k = -D y_k + Q Q^T y_k$, а выражение (ж) переписется в виде $(y_k^T + \alpha_k y_k^T Q Q^T - \alpha_k y_k^T D) \cdot (y_k + \alpha_k Q Q^T y_k - \alpha_k D y_k) - (y_k^T + \alpha_k y_k^T Q Q^T - \alpha_k y_k^T D) Q [Q^T Q]^{-1} \cdot Q^T (y_k + \alpha_k Q Q^T y_k - \alpha_k D y_k) = (y_k^T - \alpha_k y_k^T B) (E - Q [Q^T Q]^{-1} Q^T) \cdot (y_k - \alpha_k B y_k)$,

где матрица $B = D - Q Q^T = D^{1/2} (E - P P^T) D^{1/2}$, E - единичная матрица. Так как $(E - Q [Q^T Q]^{-1} Q)$ - ортогональный проектор, то выражение (ж) не превосходит по величине выражение

$$(y_k^T - \alpha_k y_k^T B) (y_k - \alpha_k B y_k), \quad (\text{жж})$$

максимум которого мы и будем искать при ограничениях (3.1) и (3.2). С учетом наших преобразований их можно переписать в следующем виде:

$$y_k^T B y_k \leq S \cdot y_k^T B y_k, \quad (3.1')$$

$$y_k^T y_k \leq 1. \quad (3.2)$$

Заметим еще, что

$$\alpha_k = -\frac{x_k^T D P_{22}}{P_{22}^T D P_{22}} = \frac{P_{22}^T P_{22}}{P_{22}^T D P_{22}} = \frac{y_k^T B y_k}{y_k^T B^2 y_k}.$$

Для решения этой задачи максимизации мы, не умаляя общности, предположим, что матрица B - диагональная,

$$B = \begin{pmatrix} \mu_1 & \mu_2 & \dots & 0 \\ 0 & & & \mu_n \end{pmatrix},$$

причем, как видно из определения B , все μ_i лежат в отрезке $[m, M]$. Обозначая $y_k^T = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ и подставляя в (жж) выражение для α_k , мы получаем, что нужно найти максимум выражения

$$\sum_{j=1}^n z_j^2 - \frac{\left(\sum_{j=1}^n \mu_j z_j^2\right)^2}{\sum_{j=1}^n \mu_j^2 z_j^2} \quad (\text{жжж})$$

при ограничениях

$$\sum_{j=1}^n \mu_j (\mu_j - S) z_j^2 \leq 0, \quad (3.1')$$

$$\sum_{j=1}^n z_j^2 \leq 1. \quad (3.2'')$$

Совершенно очевидно, что на любом решении указанной задачи, в силу однородности (жжж) по z_j^2 , ограничение (3.2'') должно выполняться как равенство, т.е. $\sum_{j=1}^n z_j^2 = 1$. Обозначив $f_j = z_j^2, j = \overline{1, n}$ мы получим задачу

$$F(f) = \frac{(\sum_{j=1}^n \mu_j f_j)^2}{\sum_{j=1}^n \mu_j^2 f_j} \rightarrow \min \quad (3.3)$$

при условиях

$$\sum_{j=1}^n \mu_j (\mu_j - S) f_j \leq 0, \quad (3.4)$$

$$\sum_{j=1}^n f_j = 1, \quad (3.5)$$

$$f_j \geq 0, \quad j = \overline{1, n}. \quad (3.6)$$

Решим сначала более широкую задачу минимизации целевой функции $F(f)$ на симплексе, определяемом условиями (3.5)–(3.6). Как

легко убедиться, дифференцируя и приравнявая к нулю частные производные функции Лагранжа для этой задачи, минимум целевой функции $F(f)$ не может достигаться внутри граней симплекса, размерность которых больше единицы. На одномерных же гранях симплекса, т.е. множествах $\Gamma_{ij} = \{(f_1, f_2, \dots, f_n) / f_k = 0, k \neq i, k \neq j, \sum_{t=1}^n f_t = 1, f_t \geq 0, t = \overline{1, n}\}$, минимум $F(f)$ находится в точках $f_i = \frac{\mu_j}{\mu_i + \mu_j}, f_j = \frac{\mu_i}{\mu_i + \mu_j}, f_k = 0, k \neq i, k \neq j$, и равен $\frac{4\mu_i\mu_j}{(\mu_i + \mu_j)^2}$, где μ_i

и μ_j – соответствующие различные собственные числа матрицы B . Исследование вещественной функции $G(x, y) = \frac{4xy}{(x+y)^2}$ на квадрате $[m, M] \times [m, M]$ показывает, что наименьшим из этих чисел является значение $\frac{4mM}{(m+M)^2}$, соответствующее наименьше-

му и наибольшему собственным значениям матрицы B (или матрицы D). Далее условие (3.4) "отрезает" некоторую часть симплекса (3.5)–(3.6), и поэтому ясно, что минимум $F(f)$ может разве что возрасти по сравнению с только что найденным значением. В допустимой части симплекса некоторые одномерные грани вообще отсутствуют, а некоторые "разрезаны" гиперплоскостью

$$\sum_{i=1}^n \mu_i (\mu_i - S) \mathbb{F}_i = 0.$$

Снова дифференцированием соответствующих функций Лагранжа показывается, что ни на одной грани допустимого множества, размерность которой больше единицы, минимум целевой функции $F(\mathbb{F})$ достигаться не может, а на одномерных гранях дело обстоит следующим образом.

а) Если на одномерной грани симплекса (3.5)-(3.6), соответствующей паре собственных значений μ_i, μ_j , точка $\mathbb{F}_i = \frac{\mu_i}{\mu_i + \mu_j}$, $\mathbb{F}_j = \frac{\mu_j}{\mu_i + \mu_j}$, $\mathbb{F}_k = 0$, $k \neq i, k \neq j$, допустима, то минимальное значение функции $F(\mathbb{F})$ на этой грани достигается в ней и равно $\frac{4\mu_i\mu_j}{(\mu_i + \mu_j)^2}$, в противном случае точкой минимума является точка пересечения данной грани с гиперплоскостью $\sum_{i=1}^n \mu_i (\mu_i - S) \mathbb{F}_i = 0$, а минимальным значением $F(\mathbb{F})$ будет число $\frac{S(\mu_i + \mu_j - S)}{S(\mu_i + \mu_j - S)}$.

б) На одномерных гранях допустимого множества, образованных пересечением гиперплоскости $\sum_{i=1}^n \mu_i (\mu_i - S) \mathbb{F}_i = 0$ с двумерными гранями исходного симплекса, минимум целевой функции $F(\mathbb{F})$ может достигаться лишь на концах этих одномерных граней, т.е. в точках их пересечения с одномерными гранями исходного симплекса.

Так как условием допустимости точки $\mathbb{F}_i = \frac{\mu_i}{\mu_i + \mu_j}$, $\mathbb{F}_j = \frac{\mu_j}{\mu_i + \mu_j}$, $\mathbb{F}_k = 0$, $k \neq i, k \neq j$, является выполнение неравенства $S \geq \frac{\mu_i + \mu_j}{2}$, то дальнейшее рассмотрение разбивается на следующие этапы.

СЛУЧАЙ 1. Пусть $S \geq \frac{M+m}{2}$. Минимальным значением $F(\mathbb{F})$ в нашей задаче будет $\frac{4mM^2}{(m+M)^2}$.

СЛУЧАЙ 2. $m \leq S < \frac{m+m_1}{2}$, где m_1 — первое после m собственное число, большее m^2 . Очевидно, минимальные значения $F(\mathbb{F})$ на одномерных гранях допустимого множества равны $\frac{m_i\mu_j}{S(\mu_i + \mu_j - S)}$, а наименьшим из этих чисел является, как легко установить, значение $\frac{mM}{S(m+M-S)}$.

СЛУЧАЙ 3. По мере возрастания параметра S от $\frac{m+m_1}{2}$ до $\frac{m+M}{2}$ происходит следующее: на тех одномерных гранях, для которых либо $S > \mu_k > \mu_l$, либо $\mu_k \geq S > \mu_l$ и $S \geq \frac{\mu_l + \mu_k}{2}$, минимальное значение $F(\mathbb{F})$ равно $\frac{4\mu_k\mu_l}{(\mu_k + \mu_l)^2}$, а в случае $\mu_l \leq S <$

$\frac{M_c + M_k}{2}$ наименьшим значением $F(\beta)$ на этой грани является число $\frac{S(M_c + M_k - S)}{4M_c M_k}$. (Когда $S < M_c < M_k$, то соответствующая грань вообще не допустима.) Далее легко проверить, что неравенство $\frac{(M_c + M_k)^2}{4M_c M_k} < \frac{S(M_c + M - S)}{4mM}$ выполняется только для тех S , при которых либо минимальным на всем допустимом множестве значений целевой функции $F(\beta)$ является число $\frac{4mM}{(m+M)^2}$, либо на соответствующей грани достигается не значение $\frac{M_c M_k}{(M_c + M_k)^2}$, а значение $\frac{S(M_c + M_k - S)}{4mM}$. А последнее, как легко проверить, больше $\frac{S(M_c + M - S)}{4mM}$, которое, в свою очередь, не меньше $\frac{mM}{S(m+M-S)}$, а это значение всегда достигается при $m \leq S < \frac{m+M}{2}$.

Итак, мы показали, что максимальное значение $x_{k+1}^T D x_{k+1}$ при ограничениях (3.1)–(3.2) не превосходит $q_1^2 = 1 - \frac{4mM}{(m+M)^2} = \left(\frac{M-m}{M+m}\right)^2$ при $M > S \geq \frac{M+m}{2}$ и не превосходит $q_2^2 = 1 - \frac{mM}{S(m+M-S)} = \frac{(M-S)(S-m)}{S(m+M-S)}$ при $m \leq S < \frac{m+M}{2}$. Отсюда $f(x_{k+1}) \leq q_i^2 f(x_k) \leq \dots \leq q_i^{2(k+1)} f(x_0)$, где $i=1$ или $i=2$. Следовательно, $|x_{k+1} - x_*|^2 \leq \frac{f(x_{k+1}) - f(x_*)}{f(x_0) - f(x_*)} \leq q_i^{2(k+1)} \frac{f(x_0) - f(x_*)}{f(x_0) - f(x_*)} \leq q_i^{2(k+1)} \frac{M \cdot |x_0 - x_*|^2}{M \cdot |x_0 - x_*|^2}$. Поэтому $|x_{k+1} - x_*| \leq q_i^{k+1} \sqrt{\frac{M}{m}} |x_0 - x_*|$, где $q_i = \frac{M-m}{M+m}$ в случае $M \geq S \geq \frac{M+m}{2}$, $q_2 = \sqrt{\frac{(M-S)(S-m)}{S(m+M-S)}}$ в случае $m \leq S < \frac{m+M}{2}$. Тем самым доказана линейная скорость сходимости метода в применении к квадратичной целевой функции. Ясно, что чем меньше S , тем быстрее сходится метод, но при этом возрастает трудоемкость, так как ужесточается тест на сингулярность и, следовательно, может выделяться больше сингулярных направлений. Однако следует заметить, что в случае иерархической овражности, на которую рассчитан метод, т.е. если $M \gg M_2 \gg M_3 \gg \dots \gg m$, то выбрав $S \sim \frac{M_3 + m}{2}$, мы получим достаточно хорошую скорость сходимости по сравнению с градиентным методом, так как $S \ll \frac{M+m}{2}$. В то же время мы не будем выделять слишком много сингулярных направлений, так как S' достаточно велико по сравнению с небольшими собственными значениями.

§4. Реализация метода и численные эксперименты

Описанный в §1 метод был реализован в виде программы на языке АЛГОЛ-60 (транслятор ТА-1М), и на ЭВМ М-222 были проделаны испытания метода на некоторых тестовых функциях.

Несколько уточнений к реализации алгоритма.

1. В качестве q брались константы 0,4 и 0,7, $\varepsilon = 0,001$. Критерий восстановления нулевой матрицы сингулярных направлений P_k (аннулирования сингулярных направлений при переходе к следующему шагу) состоял в следующем. На $(k+1)$ -м шаге мы рассматриваем отношение $\theta = \frac{f(x_k) - f(x_{k+1})}{f(x_{k+1}) - f(x_k)}$ и сравниваем его с параметром τ . Если $\theta > \tau$, то сингулярные направления сохраняются, а параметру τ придается значение θ . Если выполняется неравенство $\tau \geq \theta \geq \tau/2$, то снова сингулярные направления сохраняются, но τ не изменяется. Если же $\theta < \frac{\tau}{2}$, то сингулярные направления $(k+1)$ -го шага аннулируются и их накопление начинается заново на $(k+2)$ -м шаге, а τ придается значение 1.

2. Во избежание переполнения разрядной сетки машины первоначальная длина шага α_0 в п.6, §1 (описание метода) выбиралась равной $\alpha_0 = \min \left\{ 0,6, \frac{1 + |f(x_k)|}{|f'(x_k)|^2} \right\}$.

3. Поиск точки $x_{k+1} = x_{k,1} + \beta_k x_k$ на сингулярном шаге (п.5, §1), где β_k дает решение задачи $\min_{\beta \in R} f(x_k + \beta x_k)$, осуществлялся методом золотого сечения [15].

Были просчитаны задачи со следующими целыми функциями.

ПРИМЕР 1. $f(x) = 10^3 x_1^2 + 10^6 x_2^2 + 10 x_3^2 + x_4^3$. Начальное приближение $x_0 = (1, 1, 1, 1)$. Точка минимума $x_* = (0, 0, 0, 0)$. Точность $\varepsilon = 0,001$ по градиенту достигнута за 26 шагов. На каждом шаге выделялось 1-2 сингулярных направления.

ПРИМЕР 2 [7]. $f(x) = (x_1 + 10x_2)^2 + 5(x_3 - x_4)^2 + (x_2 - 2x_3)^4 + 10(x_1 - x_4)^4$. Начальное приближение $x_0 = (10, 10, 10, -10)$. Точка минимума $x_* = (0, 0, 0, 0)$. Точность $\varepsilon = 0,001$ по градиенту достигнута за 35 шагов. В среднем на каждом шаге выделялось 2 сингулярных направления.

ПРИМЕР 3 [16]. $f(x) = (e^{x_1} - x_2)^4 + 100(x_2 - x_3)^6 + t h^4(x_3 - x_4) + x_1^{\frac{1}{2}}(x_4 - 1)$. Начальное приближение $x_0 = (1, 2, 2, 2)$. Точка минимума $x_* = (0, 1, 1, 1)$. Точность $\varepsilon = 0,001$ по градиенту достигнута за 12 шагов. На каждом шаге выделялось 1-2 сингулярных направления.

ПРИМЕР 4 [7]. $f(x) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (x_1 - 1)^2 + 90(x_3 - x_4)^2 + (x_3 - 1)^2 + 10,1[(x_2 - 1)^2 + (x_4 - 1)^2] + 19,8(x_2 - 1)(x_4 - 1)$. Начальное приближение $x_0 = (-3, -1, -3, -1)$. Точка минимума $x_* = (1, 1, 1, 1)$. Точность $\varepsilon = 0,001$ по градиенту достигнута за 100 шагов.

ПРИМЕР 5 [2]. $f(x) = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (x_1 - 1)^2$. Начальное приближение $x_0 = (-1, 2; 1, 0)$. Точка минимума $x_* = (1, 0; 1, 0)$. Точность $\varepsilon = 0,001$ по градиенту достигнута за 59 шагов.

В заключение автор приносит глубокую благодарность В.А.Булавскому за постановку задачи и постоянное внимание к работе.

ЛИТЕРАТУРА

1. ШОР Н.З. Использование операций растяжения пространства в задачах минимизации выпуклых функций. - Кибернетика, 1970, № I, с.6-12.
2. POWELL M.J.D. A new algorithm for unconstrained optimization. - In: Nonlinear programming. - N.Y.: Academic Press, 1970, p. 31-66.
3. OREN S.S., LUENBERGER D.G. Self-scaling variable metric (SSVM) algorithms. Part I. - Management Sci., 1974, N5, p. 845-862.
4. OREN S.S. Self-scaling variable metric algorithms. Part II. - Management Sci., 1974, N5, p.863-879.
5. DAVIDON W.C. Optimally conditioned optimization algorithms without linear searches. - Math. Programming, 1975, N9, p. 1-30.
6. DENNIS J.E., MEI H.H.W. An unconstrained optimization algorithm which uses function and gradient values. - Comp. Sci. Tech. Rep., TR75-246, Cornell University, Ithaca, N.Y., 1975.
7. BOGGS P.T. An algorithm, based on singular perturbation theory, for ill-conditioned minimization problems. - SIAM J. Numer. Analysis, 1977, v. 14, N5, p. 830-843.
8. MIRANKER W.I. Numerical method of boundary layer type for stiff systems of differential equations. - Computing, 1973, n.11.
9. ТИХОНОВ А.Н. Системы дифференциальных уравнений, содержащие малый параметр при высшей производной. - Мат. сб., 1952, 73(31), с.575-585.
10. ПОНТЯГИН Л.С. Асимптотическое поведение решений систем дифференциальных уравнений с малым параметром при высших производных. - Изв. АН СССР, 1957, № 21. Сер. математика, с.605-626.
11. ВИШИК М.И., ЛУСТЕРНИК Л.А. Регулярное вырождение и пограничный слой для линейных дифференциальных уравнений с малым параметром. - Успехи мат. наук, 1957, т.12, № 5, с.3-122.
12. ВАСИЛЬЕВА А.Б. Асимптотические формулы для решения систем дифференциальных уравнений, содержащих параметры различных

- порядков малости. - ДАН СССР, 1959, т.128, с.1110-1113.
13. ВАСИЛЬЕВА А.Б. Асимптотические методы в теории обыкновенных дифференциальных уравнений, содержащих малые параметры перед высшими производными. - Журн. вычислит. математики и мат. физики, 1963, т.3, № 4, с.611-642.
14. ВАСИЛЬЕВА А.Б., БУТУЗОВ В.Ф. Асимптотические разложения решений сингулярно возмущенных уравнений. - М.: Наука, 1973.
15. КАРМАНОВ В.Г. Математическое программирование. М.: Наука, 1975.
16. ШОР Н.З., ЖУРБЕНКО Н.Г. Метод минимизации, использующий операцию растяжения пространства в направлении разности двух последовательных градиентов. - Кибернетика, 1971, № 3, с. 51-59.

Поступила в ред.-изд. отдел
26.05.1980 г.