

# Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

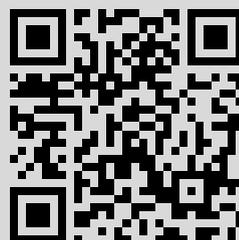
А. П. Буланый, Ю. М. Данилин, Квазиньютоновские алгоритмы минимизации, основанные на построении систем сопряженных векторов, *Ж. вычисл. матем. и матем. физ.*, 1978, том 18, номер 4, 877–885

Использование Общероссийского математического портала Math-Net.Ru подразумевает, что вы прочитали и согласны с пользовательским соглашением <http://www.mathnet.ru/rus/agreement>

Параметры загрузки:

IP: 212.1.86.2

10 марта 2017 г., 14:34:51



УДК 518:517.948

## КВАЗИНЬЮТОНОВСКИЕ АЛГОРИТМЫ МИНИМИЗАЦИИ, ОСНОВАННЫЕ НА ПОСТРОЕНИИ СИСТЕМ СОПРЯЖЕННЫХ ВЕКТОРОВ

А. П. БУЛАНЫЙ, Ю. М. ДАНИЛИН

(Киев)

Изучаются квазиньютоновские алгоритмы для минимизации гладкой выпуклой функции  $f(x)$ ,  $x \in E^n$ . Особенностью алгоритмов является то, что построение матрицы  $A_k^{-1} \rightarrow [f''(x_k)]^{-1}$  осуществляется с помощью системы сопряженных векторов, получаемых из произвольной линейно-независимой системы.

1. В настоящей работе изучаются алгоритмы для минимизации гладких выпуклых функций, в которых вектор  $p_k$ , определяющий направление движения, строится в виде  $p_k = -A_k^{-1} f'(x_k)$ , а матрица  $A_k^{-1}$  обладает следующим свойством:  $A_k^{-1} \rightarrow [f''(x_k)]^{-1}$  при  $k \rightarrow \infty$ . Построение матрицы  $A_k^{-1}$  осуществляется с помощью систем векторов, для которых с определенной степенью точности выполняются условия сопряженности. Такие системы векторов строятся путем ортогонализации некоторой линейно-независимой системы векторов. При этом в вычислениях используются лишь первые производные функции. Алгоритмы такого типа рассматривались в [1]. Предлагаемые в настоящей работе модификации методов позволяют сократить количество вычислений, не уменьшая скорости сходимости. Наиболее интересный алгоритм изучается в п. 4: для его реализации требуется вычислять  $\sim 3/2n$  частных производных функции. В отличие от алгоритмов с переменной метрикой (например, [2]), в которых также используются системы сопряженных векторов, предлагаемые методы не требуют решения одномерных задач минимизации для выбора длины шага. При этом оценки скорости сходимости изучаемых методов выше, чем у алгоритмов с переменной метрикой. В отличие от алгоритмов из [3] предлагаемые ниже методы не требуют построения двойственных базисов.

Отметим работы [4-6], посвященные разработке эффективных алгоритмов для минимизации гладких выпуклых функций. Однако авторам неизвестны алгоритмы, подобные по своим характеристикам изучаемым ниже.

2. Пусть  $f(x)$  — строго выпуклая квадратичная функция, определенная на  $n$ -мерном пространстве  $E^n$ :

$$f(x) = (Ax, x)/2 + (b, x) + c,$$

где  $A$  — симметричная положительно-определенная матрица,  $b$  — вектор,  $c$  — скаляр. Через  $v_j$  будет обозначаться орт  $j$ -й оси координат.

Определим систему векторов  $\{r_j\}$  следующим образом:

$$r_1 = w_1, \quad r_i = w_i - \sum_{j=1}^{i-1} \frac{(w_i, e_j)}{(w_j, e_j)} r_j, \quad 2 \leq i \leq n,$$

где  $e_j = f'(x+r_j) - f'(x) = Ar_j$ , а

$$(2.1) \quad w_i = \lambda_i v_i, \quad \lambda_i \neq 0.$$

Метод, которым строится система векторов  $\{r_i\}$ , обеспечивает их  $A$ -ортогональность (см., например, [7]), т. е.

$$(2.2) \quad (Ar_i, r_j) = 0, \quad (Ar_i, r_i) > 0$$

для всех  $1 \leq i, j \leq n, i \neq j$ . При выборе  $w_i$  в виде (2.1) оказывается, что  $r_i^j = 0$  при всех  $1 \leq i < j \leq n$  (здесь и далее верхние индексы указывают, что рассматривается соответствующая верхнему индексу координата вектора). Используя этот факт, легко показать, что  $e_i^j = 0$  при всех  $1 \leq j < i \leq n$  и

$$(2.3) \quad (w_i, e_i) = (r_i, e_i) = (w_i, Ar_i).$$

Определим матрицу

$$B = \sum_{i=1}^n \frac{r_i r_i^*}{(w_i, e_i)}$$

(символ \* обозначает операцию транспонирования). С учетом (2.3)

$$BA = \sum_{i=1}^n \frac{r_i r_i^*}{(w_i, e_i)} A = \sum_{i=1}^n \frac{r_i e_i^*}{(w_i, e_i)} = E.$$

Таким образом,  $B = A^{-1}$  и можно найти точку минимума функции  $f(x)$  по формуле

$$x_* = x_0 - B j'(x_0) = x_0 - \sum_{i=1}^n \frac{(f_0', r_i)}{(w_i, e_i)} r_i.$$

Как будет показано ниже, в случае неквадратичных функций свойства (2.2) и (2.3) будут приближенно справедливы, и это дает возможность построить алгоритмы, представленные в настоящей статье.

3. Рассмотрим алгоритм минимизации, в котором последовательные приближения строятся по формуле

$$(3.1) \quad x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k = x_k - \alpha_k \sum_{i=1}^n \frac{(f_k', r_{ki})}{q_{ki}} r_{ki}.$$

Система векторов  $\{r_{ki}\}$  строится таким образом:

$$r_{k1} = w_{k1}, \quad r_{ki} = w_{ki} - \sum_{j=1}^{i-1} \frac{(w_{ki}, e_{kj})}{q_{kj}} r_{kj}, \quad 2 \leq i \leq n,$$

(3.2)

$$w_{ki} = \lambda_{ki} v_i, \quad 1 \leq i \leq n,$$

причем  $\lambda_k \neq 0$ , но  $\lim_{k \rightarrow \infty} \lambda_k = 0$ , а  $e_{ki} = f'(x_k + r_{ki}) - f'(x_k)$ . Величина  $q_{ki}$  определяется следующим образом:

$$q_{ki} = \begin{cases} (w_{ki}, e_{ki}), & (w_{ki}, e_{ki}) > 0, \\ (r_{ki}, e_{ki}), & (w_{ki}, e_{ki}) \leq 0. \end{cases}$$

В качестве скалярного множителя  $\alpha_k$  берется значение параметра  $0 < \alpha \leq 1$ , при котором выполняется неравенство

$$(3.3) \quad f(x_k + \alpha p_k) - f(x_k) \leq \varepsilon \alpha (f'_k, p_k), \quad 0 < \varepsilon < 1/2$$

(более подробно данный способ выбора  $\alpha_k$  описан в [3, 8]).

Далее будем опускать индекс  $k$  в написании величин  $r_{ki}$ ,  $q_{ki}$ ,  $w_{ki}$ ,  $e_{ki}$  и обозначать последние через  $r_i$ ,  $q_i$ ,  $w_i$ ,  $e_i$  соответственно.

Исследуем свойства этого процесса. Предположим, что  $f(x)$  — дважды непрерывно дифференцируемая, сильно выпуклая функция, т. е. существуют постоянные  $0 < m \leq M$  такие, что для всех  $x, y \in E^n$  справедливо неравенство

$$(3.4) \quad m \|y\|^2 \leq (f''(x)y, y) \leq M \|y\|^2.$$

Отметим тот факт, что  $q_i > 0$ , так как

$$(3.5) \quad (r_i, e_i) = (r_i, f'(x_k + r_i) - f'(x_k)) = (r_i, f''(x_k + \theta_i r_i) r_i) \geq m \|r_i\|^2, \\ \theta_i \in [0, 1].$$

В дальнейшем будем использовать обобщенную формулу Лагранжа без подробных объяснений. Через  $\beta_k$  будут обозначаться величины, стремящиеся к нулю при  $k \rightarrow \infty$ .

Лемма 1. При сделанных выше предположениях о функции  $f(x)$  и выборе множителей  $\lambda_k$  справедливы оценки

$$(3.6) \quad (r_i, e_j) = \beta_k \|r_i\| \|e_j\|,$$

$$(3.7) \quad (r_i, e_i) - (w_i, e_i) = \beta_k \|r_i\| \|e_i\|$$

для всех  $1 \leq i, j \leq n, i \neq j$ .

Доказательство проведем индукцией по  $i$ . При  $i=1, 2$

$$(3.8) \quad \|r_1\| = \|w_1\| = |\lambda_k|, \quad (w_1, e_1) = (r_1, e_1), \\ |\lambda_k| \leq \|r_2\| = \left\| w_2 - \frac{(w_2, e_1)}{(w_1, e_1)} w_1 \right\| \leq |\lambda_k| \left[ 1 + \frac{\|e_1\| \|r_1\|}{m \|r_1\|^2} \right] \leq C |\lambda_k|$$

(через  $C$  будут обозначаться положительные, равномерно ограниченные по  $k$  постоянные). Далее,

$$(r_2, e_1) = (w_2, e_1) - \frac{(w_2, e_1)}{(w_1, e_1)} (w_1, e_1) = 0, \\ (r_1, e_2) = (r_1, f'(x_k + r_2) - f'(x_k)) = (r_1, f''(x_k + \theta_2 r_2) r_2) = \\ = (r_1, f''(x_k + \theta_1 r_1) r_2) + (r_1, [f''(x_k + \theta_2 r_2) - f''(x_k + \theta_1 r_1)] r_2) = \\ = (r_2, e_1) + \beta_k \|r_1\| \|e_2\| = \beta_k \|r_1\| \|e_2\|, \quad \beta_k \rightarrow 0,$$

в силу непрерывности матрицы вторых производных и оценки (3.8).

Пусть соотношения (3.6), (3.7) справедливы и  $\|r_i\| \leq C|\lambda_k|$  для всех  $1 \leq i, j \leq \tau$ . Докажем, что эти оценки справедливы и для всех  $1 \leq i, j \leq \tau+1$ . Отметим, что начиная с некоторого  $k$ , в силу (3.7),  $q_i = (w_i, e_i)$  для  $1 \leq i \leq \tau$  и

$$\begin{aligned} |\lambda_k| \leq \|r_{\tau+1}\| &= \left\| w_{\tau+1} - \sum_{i=1}^{\tau} \frac{(w_{\tau+1}, e_i)}{q_i} r_i \right\| \leq \\ &\leq |\lambda_k| \left[ 1 + \sum_{i=1}^{\tau} \frac{\|e_i\| \|r_i\|}{\|e_i\| \|r_i\| (m/M + \beta_k)} \right] \leq C|\lambda_k|, \end{aligned}$$

т. е.  $\|r_{\tau+1}\|$  имеет тот же порядок малости, что и  $\|r_1\|, \dots, \|r_{\tau}\|$ . Далее имеем

$$\begin{aligned} (r_{\tau+1}, e_j) &= (w_{\tau+1}, e_j) - (w_{\tau+1}, e_j) \frac{(r_j, e_j)}{(r_j, e_j) (1 + \beta_k)} - \\ &- \sum_{i=1, i \neq j}^{\tau} \frac{(w_{\tau+1}, e_i)}{q_i} \beta_k \|r_i\| \|e_j\| = \beta_k \|r_{\tau+1}\| \|e_j\|, \\ (r_j, e_{\tau+1}) &= (r_{\tau+1}, e_j) + (r_j, [f''(x_k + \theta_{\tau+1} r_{\tau+1}) f''(x_k + \theta_j r_j)] r_{\tau+1}) = \\ (3.9) \quad &= \beta_k \|r_j\| \|e_{\tau+1}\|, \\ (r_{\tau+1}, e_{\tau+1}) &= (w_{\tau+1}, e_{\tau+1}) + \sum_{i=1}^{\tau} \frac{(w_{\tau+1}, e_i)}{q_i} \beta_k \|r_{\tau+1}\| \|e_{\tau+1}\| = \\ &= (w_{\tau+1}, e_{\tau+1}) + \beta_k \|r_{\tau+1}\| \|e_{\tau+1}\|. \end{aligned}$$

Лемма доказана.

**Лемма 2.** Если в дополнение к условиям леммы 1 матрица вторых производных  $f''(x)$  удовлетворяет условию Липшица

$$(3.10) \quad \|f''(x) - f''(y)\| \leq R \|x - y\|$$

для любых  $x, y \in E^n$ , то в (3.6), (3.7) имеем

$$(3.11) \quad |\beta_k| < C|\lambda_k|.$$

Доказательство этой леммы повторяет доказательство леммы 1, за исключением доказательства соотношения (3.9). Имеем

$$\begin{aligned} (r_i, e_{\tau+1}) &= (r_{\tau+1}, e_i) + (r_{\tau+1} [f''(x_k + \theta_{\tau+1} r_{\tau+1}) - f''(x_k + \theta_i r_i)] r_i) = \\ &= C|\lambda_k| \|r_i\| \|e_{\tau+1}\| + \|r_{\tau+1}\| \|r_i\| C \|r_{\tau+1} + r_i\| = C|\lambda_k| \|r_i\| \|e_{\tau+1}\|. \end{aligned}$$

Рассмотрим матрицу

$$A_k^{-1} = \sum_{i=1}^n \frac{r_i r_i^*}{q_i}.$$

Она симметрична и положительно определена. Формула (3.1) может быть представлена в виде

$$(3.12) \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k A_k^{-1} f'_k.$$

Лемма 3. Если выполняются условия леммы 1, то при  $k \rightarrow \infty$

$$(3.13) \quad \|A_k - f_k''\| \rightarrow 0.$$

Если дополнительно выполняется условие Липшица (3.10) для матрицы вторых производных  $f''(x)$ , то справедлива оценка

$$(3.14) \quad \|A_k - f_k''\| \leq C|\lambda_k|.$$

Доказательство (3.13) проводится аналогично доказательству леммы 2.5.1 в [8]. Соотношение (3.14) доказывается следующим образом:

$$A_k^{-1}e_j = \sum_{i=1}^n \frac{r_i r_i^* e_j}{q_i} = r_j + \eta_j,$$

причем  $\|\eta_j\| \leq C\lambda_k^2$ , что следует из (3.11). Следовательно,  $A_k(r_j + \eta_j) = e_j$ . Обозначим  $B_k = A_k - f_k''$ , тогда

$$\begin{aligned} B_k(r_j + \eta_j) &= e_j - f_k''r_j - f_k''\eta_j = -f_k''\eta_j + \int_0^1 f''(x_k + \tau r_j)r_j d\tau - \\ &- \int_0^1 f''(x_k)r_j d\tau = -f_k''\eta_j + \int_0^1 [f''(x_k + \tau r_j) - f''(x_k)]r_j d\tau, \\ \|B_k(r_j + \eta_j)\| &\leq MC\lambda_k^2 + R\|r_j\|^2 \leq C\lambda_k^2. \end{aligned}$$

Так как система векторов  $\{r_j\}$  линейно-независима,  $\|r_j\| \geq \lambda_k$ ,  $\|\eta_j\| \leq C\lambda_k^2$  и  $\lim_{k \rightarrow \infty} \lambda_k = 0$ , то при достаточно больших  $k$  система векторов  $\{\hat{r}_j\}$  таких, что  $\hat{r}_j = r_j + \eta_j$ , также будет линейно-независимой.

Действительно, рассмотрим определитель  $\Delta_k$ , строками которого являются векторы  $\hat{r}_j^* / \|\hat{r}_j\|$ :

$$\begin{aligned} \Delta_k &= \begin{vmatrix} r_1^1 + \eta_1^1 & \eta_1^2 & \dots & \eta_1^n \\ r_2^1 + \eta_2^1 & r_2^2 + \eta_2^2 & \dots & \eta_2^n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_n^1 + \eta_n^1 & r_n^2 + \eta_n^2 & \dots & r_n^{n_1} + \eta_n^n \end{vmatrix} \left( \prod_{i=1}^n \|\hat{r}_i\| \right)^{-1} = \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{r_i^i}{\|r_i\|} + O(\lambda_k) \geq \varepsilon > 0 \end{aligned}$$

при достаточно больших  $k$ . Повторяя дальше рассуждения леммы 2.5.1 из [8], устанавливаем, что  $\|B_k\| = \|A_k - f_k''\| \leq C|\lambda_k|$ , что и требовалось доказать.

На основании леммы 2 и условия (3.4) можно утверждать, что матрица  $A_k^{-1}$  удовлетворяет при больших  $k$  условию  $m_1\|y\|^2 \leq (A_k^{-1}y, y) \leq M_1\|y\|^2$ ,  $m_1 > 0$ , для всех  $y \in E^n$  и  $\|x_k - x_*\| \rightarrow 0$  при  $k \rightarrow \infty$ .

Будем теперь считать, что

$$(3.15) \quad C_1\|f_k'\| \leq |\lambda_k| \leq C_2\|f_k'\|,$$

причем постоянные  $C_1 > 0$  и  $C_2$  не зависят от  $k$ .

Теорема 1. Если  $f(x)$  удовлетворяет сформулированным выше требованиям,  $\lambda_k$  выбирается согласно условию (3.15), то последовательность (3.1) сходится к точке минимума со сверхлинейной скоростью. Если же выполняется также и условие (3.10), то скорость сходимости квадратичная.

Доказательство теоремы основывается на результатах леммы 3 и аналогично доказательству теоремы 2.3.1 из [3]. При этом необходимо уточнить оценку скорости сходимости во второй части доказательства:

$$\|x_{k+1}-x_*\| \leq M \{ \|A_k - f_k''\| + \|f_k'' - f''[x_k + \theta_k(x_k - x_*)]\| \} \|x_k - x_*\|;$$

$$\|A_k - f_k''\| \leq C |\lambda_k| \leq C \|f_k'\| \leq \frac{C \|A_k\|}{\alpha_k} \|x_k - x_*\|,$$

следовательно,  $\|x_{k+1} - x_*\| \leq C \|x_k - x_*\|^2$ , что и требовалось доказать. Следует отметить, что в методе (3.1), (3.2) при каждом  $k$  необходимо вычислять только  $n(n+3)/2$  частных производных, а не  $2n^2$ , как в методе (10), (12) из [1].

4. Рассмотрим теперь свойства итерационного процесса

$$(4.1) \quad x_{k+1} = x_k - \alpha_k A_k^{-1} f_k',$$

определяя матрицу  $A_k^{-1}$  следующим образом:

$$(4.2) \quad A_k^{-1} = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{r_{k-i} r_{k-i}^*}{q_{k-i}},$$

где векторы  $r_k = r_{\xi n + s}$ ,  $\xi = 0, 1, \dots$ ,  $1 \leq s \leq n$ , строятся по формулам

$$r_{\xi n + 1} = w_{\xi n + 1}, \quad r_{\xi n + s + 1} = w_{\xi n + s + 1} - \sum_{j=1}^s \frac{(w_{\xi n + s + 1}, e_{\xi n + j})}{q_{\xi n + j}} r_{\xi n + j},$$

а  $w_{\xi n + s} = \lambda_{\xi n + s} v_s$ , причем  $\lambda_{\xi n + s} \neq 0$ , и где

$$e_k = f'(x_k + r_k) - f'(x_k),$$

$$q_{k-i} = \begin{cases} (w_{k-i}, e_{k-i}), & (w_{k-i}, e_{k-i}) > 0, \\ (r_{k-i}, e_{k-i}), & (w_{k-i}, e_{k-i}) \leq 0. \end{cases}$$

Величина  $\alpha_k$  определяется таким же образом, как в п. 3. Далее  $k$  часто представляется в виде  $\xi n + s$ , а слагаемое  $\xi n$  опускается.

Будем считать, что при выборе множителей  $\lambda_k$  выполнены условия

$$(4.3) \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \lambda_k = 0, \quad 0 < C \leq \left| \frac{\lambda_{s+1}}{\lambda_s} \right| \leq 1, \quad 1 \leq s \leq n-1,$$

причем  $C$  не зависит от  $\xi$ , а матрица вторых производных  $f''(x)$  удовлетворяет условию (3.4).

Отметим, что неравенство (3.5) справедливо и для процесса (4.1), (4.2), следовательно, матрица  $A_k^{-1}$  положительно определена. Следовательно, при выборе  $\alpha_k$  из условия (3.3) получим  $f_{k+1} \leq f_k$ , и так как функция  $f(x)$  ограничена снизу, то  $f_{k+1} - f_k \rightarrow 0$  при  $k \rightarrow \infty$ . Используя соотношение

(3.3) и положительную определенность матрицы  $A_k^{-1}$ , получаем, что

$$0 \leq (f'(x_k), x_{k+1} - x_k) = -\alpha_k (f'_k, p_k) \leq \frac{f_{k+1} - f_k}{\varepsilon} \rightarrow 0,$$

поэтому (см. [8], стр. 82)

$$(4.4) \quad \|x_{k+1} - x_k\| \rightarrow 0.$$

Описываемый итерационный процесс является обобщением процесса (3.1), и в последующем изложении некоторые выкладки (аналогичные тем, которые проводились при изучении метода (3.1)) будут проведены без подробных объяснений.

**Лемма 4.** При сделанных выше предположениях о свойствах матрицы вторых производных  $f''(x)$  и выборе множителей  $\lambda_k$  для процесса (4.1), (4.2) справедливы соотношения

$$(4.5) \quad (r_{k-i}, e_{k-j}) = \beta_k \|r_{k-i}\| \|e_{k-j}\|,$$

$$(4.6) \quad (r_{k-i}, e_{k-i}) - (w_{k-i}, e_{k-i}) = \beta_k \|r_{k-i}\| \|e_{k-i}\|,$$

$0 \leq i, j \leq n-1$ , где  $\beta_k \rightarrow 0$  при  $k \rightarrow \infty$ .

**Доказательство.** Пусть  $k = \xi n + s$ . Рассмотрим систему векторов  $r_{-n+s+1}, \dots, r_0, r_1, \dots, r_s$  (индекс  $\xi n$  опущен). При выполнении условий (4.3), (4.4) можно показать, рассуждая так же, как и в лемме 1, что  $\|r_{k-i}\| \leq C |\lambda_{k-i}|$  и соотношения (4.5), (4.6) справедливы для всех  $0 \leq i, j \leq s-1$  и  $s \leq i, j \leq n-1$ .

С учетом этого остается показать, что

$$(4.7) \quad (r_j, e_{-n+i}) = \beta_k \|r_j\| \|e_{-n+i}\|,$$

$$(4.8) \quad (r_{-n+i}, e_j) = \beta_k \|e_j\| \|r_{-n+i}\|$$

для всех  $i, j$  таких, что  $1 \leq j \leq s < i \leq n$ .

Соотношение (4.7) доказывается индукцией по  $j$ . Пусть  $\omega_s = \lambda_s / \lambda_{-n+s}$ . Тогда  $r_i = \omega_i r_{-n+i}$  и

$$(r_i, e_{-n+i}) = \omega_i (r_{-n+i}, e_{-n+i}) = \beta_k \omega_i \|r_{-n+i}\| \|e_{-n+i}\| = \beta_k \|r_i\| \|e_{-n+i}\|.$$

Пусть (4.7) справедливо для всех  $j$  таких, что  $0 \leq j \leq \tau < s$ , тогда

$$\begin{aligned} (r_{\tau+1}, e_{-n+i}) &= \omega_{\tau+1} (w_{-n+\tau+1}, e_{-n+i}) - \sum_{j=1}^{\tau} \frac{(w_{\tau+1}, e_j)}{q_j} (r_j, e_{-n+i}) = \\ &= \omega_{\tau+1} (r_{-n+\tau+1}, e_{-n+i}) + \omega_{\tau+1} \sum_{j=0}^{\tau} \frac{(\omega_{-n+\tau+1}, e_{-n+j})}{q_{-n+j}} (r_{-n+j}, e_{-n+i}) + \\ &+ \beta_k \|r_{\tau+1}\| \|e_{-n+i}\| = \beta_k \|r_{\tau+1}\| \|e_{-n+i}\|. \end{aligned}$$

Используя обобщенную формулу Лагранжа и соотношения (4.4), (4.7), легко доказать справедливость (4.8).

Из леммы следует, что  $q_k \equiv (w_k, e_k)$  начиная с некоторого  $k$ , и для  $0 \leq j \leq n-1$  имеем

$$A_k^{-1} e_{k-j} = \sum_{i=0}^{n-1} \frac{r_{k-i} r_{k-i}^* e_{k-j}}{(w_{k-i}, e_{k-i})} = r_{k-j} + \eta_{k-j},$$

где  $\|\eta_{k-j}\| = \beta_k \|r_{k-n+1}\|$ , поэтому аналогично теореме 1 может быть доказана

**Теорема 2.** Если выполняются условия леммы 4, матрица  $A_k^{-1}$  определяется формулой (4.2),  $\alpha_k$  выбирается из условия (3.3), то независимо от выбора начального приближения  $x_0$  последовательность (4.1) сходится к точке минимума со сверхлинейной скоростью.

Если матрица вторых производных  $f''(x)$  удовлетворяет условию Липшица (3.10), то оценка скорости сходимости может быть уточнена следующим образом. Пусть

$$C_1 \|f'_{\xi_{n+s}}\| \leq |\lambda_{\xi_{n+s}}| \leq C \|f'_{\xi_{n+s}}\|,$$

где  $C_1 > 0$  и  $C$  не зависят от  $\xi$ . Тогда для любых  $1 \leq i < j \leq n$  имеем

$$\begin{aligned} \|f''(x_i + \theta_i r_i) - f''(x_j + \theta_j r_j)\| &\leq R \|x_i + \theta_i r_i - x_j - \theta_j r_j\| \leq \\ &\leq R (\|x_i - x_j\| + \|r_i\| + \|r_j\|) \leq C \|x_i - x_*\| + C \|f'_i\| \leq C \|x_i - x_*\|. \end{aligned}$$

Аналогично,  $\|f''(x_{-n+j} + \theta_{-n+j} r_{-n+j}) - f''(x_i + \theta_i r_i)\| \leq C \|x_{-n+1} - x_*\|$ . Повторяя далее рассуждения лемм 2, 3 и теоремы 1, можно получить следующую оценку скорости сходимости:

$$\|x_{\xi_{n+s+1}} - x_*\| \leq C \|x_{\xi_{n+s}} - x_*\| \|x_{(\xi-1)_{n+1}} - x_*\|.$$

При реализации процесса (4.1), (4.2) на ЭВМ необходима память объемом  $n^2 + o(n^2)$  ячеек для хранения значений компонент векторов  $\{r_i\}$  и  $\{e_i\}$ ,  $k-n \leq i \leq k-1$ .

На каждом шаге итерационного процесса необходимо вычислять от  $n+1$  до  $2n$  частных производных функции  $f(x)$ , т. е.  $(3n^2+n)/2$  производных на  $n$  шагах.

До сих пор мы рассматривали итерационный процесс (4.1), (4.2) начиная с  $k=n$ , поскольку для определения матрицы  $A_k^{-1}$  требуется  $n$  векторов  $r_k$  и соответствующих величин  $q_k$ . Первые итерации процесса ( $k < n-1$ ) можно осуществлять различными способами. Например, полагать  $p_k = -f'_k$  и производить градиентный спуск либо, вычисляя  $A_k^{-1}$  по формуле

$$A_k^{-1} = \sum_{i=0}^{k-1} \frac{r_{k-i} r_{k-i}^*}{q_{k-i}},$$

осуществлять спуск в подпространстве  $E^k$ , натянутом на векторы  $v_1, \dots, v_k$ . Возможны и другие способы организации первых шагов процесса (4.1), (4.2).

**5.** Рассмотрим модификации метода (4.1), (4.2), в котором векторы  $\{r_{\xi_{n+s}}\}$  строятся по формулам

$$r_1 = w_1, \quad r_{s+1} = w_{s+1} - \sum_{j=1}^s \frac{(w_{s+1}, e_{s+1,j})}{a_j} r_j,$$

где  $e_{s+1,j} = f'(x_{s+1} + r_j) - f'(x_{s+1})$  (в этих формулах опущен индекс  $\xi_n$ ).

При таком способе построения векторов  $\{r_{\xi_{n+s}}\}$  не требуется хранить в памяти информацию о векторах  $\{e_{k-i}\}$ , т. е. для реализации этого метода необходимый объем памяти равен  $n^2/2 + o(n^2)$  ячеек, при этом дополнительных вычислений функции  $f(x)$  и ее частных производных не требуется, а все оценки скорости сходимости сохраняются.

Поступила в редакцию 4.04.1977

#### Цитированная литература

1. Ю. М. Данилин. Методы сопряженных направлений, не требующие решения одномерных задач минимизации. Докл. АН СССР, 1974, 218, № 3, 513–516.
2. R. Fletcher, M. I. D. Powell. A rapidly convergent descent method for minimization. Comput. J., 1963, 6, № 2, 163–168.
3. Ю. М. Данилин, Б. Н. Пшеничный. О методах минимизации с ускоренной сходимостью. Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 1970, 10, № 6, 1341–1354.
4. E. Polak. A modified secant method for unconstrained minimization. Math. Program., 1974, 6, № 4, 264–280.
5. H. J. Huang. Method of dual matrices for function minimization. J. Optimization Theory and Appl., 1974, 15, № 5, 519–537.
6. G. R. McCormick, K. Ritter. Methods of conjugate directions versus quasi-Newton methods. Math. Program., 1972, 3, 101–116.
7. Д. К. Фаддеев, В. Н. Фаддеева. Вычислительные методы линейной алгебры. М., Физматгиз, 1960.
8. Б. Н. Пшеничный, Ю. М. Данилин. Численные методы в экстремальных задачах. М., «Наука», 1975.