

УДК 519.95

## РЕЛАКСАЦИЯ В ЗАДАЧАХ С НЕРАВЕНСТВАМИ

В.А.Булавский

В статье для систем неравенств предлагается способ единого построения целой группы методов решения, которые аналогичны релаксационным методам линейной алгебры. Рассматривается также применение этих методов к решению некоторых экстремальных задач. В качестве основной рассматривается система неравенств

$$f_i(x) \leq 0, \quad i=1, 2, \dots, m,$$

где  $f_i : R^n \rightarrow R$  — выпуклые функции. Нам будет удобно записать эту систему в векторном виде

$$F(x) \leq 0, \quad (I)$$

положив  $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))^T$ .

I. Итерационный процесс. Выберем матрицу  $B$  размерами  $m \times m$ , удовлетворяющую при некотором  $\gamma > 0$  условию положительной определенности:  $x^T B x \geq \gamma \|x\|^2$  при всех  $x \in R^m$ . Здесь и ниже  $|x|^2 = x^T x$ . Отметим, что симметрия матрицы  $B$  не предполагается. Выбрав  $x_0 \in R^n$ , построим последовательность  $\{x_k\}$  следующим образом. Если  $x_k$  уже определено, то решим относительно  $x_k$  задачу с условиями дополнительности

$$F(x_k) \leq B x_k, \quad x_k \geq 0, \quad x_k^T F(x_k) = x_k^T B x_k. \quad (2)$$

В силу положительной определенности матрицы  $B$  эта задача разрешима [1]. Вычислим  $\bar{x}_k \in -\partial[x_k^T F(x_k)]$  ( $\partial$  означает субдифференцирование по  $x$ ) и положим  $x_{k+1} = x_k + \alpha_k \bar{x}_k$ . Шаг  $\alpha_k$  предполагается положительным. Его выбор будет обсуждаться ниже.

2. Случай совместной системы. Пусть  $x_*$  — некоторое решение

системы (I). Тогда

$$\begin{aligned} |x_{k+1} - x_*|^2 &= |x_k - x_*|^2 + \alpha_k^2 |\beta_k|^2 + 2\alpha_k \beta_k^T \cdot (x_k - x_*) \leq \\ &\leq |x_k - x_*|^2 + \alpha_k^2 |\beta_k|^2 + 2\alpha_k \beta_k^T \cdot (F(x_*) - F(x_k)) \leq \\ &\leq |x_k - x_*|^2 + \alpha_k^2 |\beta_k|^2 - 2\alpha_k \beta_k^T \cdot F(x_k). \end{aligned}$$

В силу соотношений (2) получаем

$$|x_{k+1} - x_*|^2 \leq |x_k - x_*|^2 - 2\alpha_k \beta_k^T B \beta_k + \alpha_k^2 |\beta_k|^2. \quad (3)$$

Неравенство (3) показывает, что при  $\beta_k \neq 0$  направление  $\beta_k$  является фейеровским [2] относительно множества решений системы (I). Неравенство (3) позволяет эффективно вычислить и шаг  $\alpha_k$ . Точка наискорейшего спуска соответствует

$$\alpha_k = \bar{\alpha}_k \triangleq (\beta_k^T B \beta_k) / |\beta_k|^2,$$

а промежуток  $(0, 2\bar{\alpha}_k)$  является промежутком гарантированной релаксации: при  $\alpha_k \in (0, 2\bar{\alpha}_k)$  получаем, что  $|x_{k+1} - x_*| < |x_k - x_*|$ .

Заметим, что в силу совместности системы (I) при  $\beta_k \neq 0$  также и  $\beta_k$  отлично от нуля. Если же  $\beta_k = 0$ , то  $\beta_k$  является решением. Имеет место обычная теорема сходимости.

**Теорема I.** Если существует такое  $\varepsilon > 0$ , что  $(\alpha_k / \bar{\alpha}_k) \in [\varepsilon, 2 - \varepsilon]$  при всех  $k$ , то последовательность  $\{x_k\}$  сходится к некоторому решению системы (I).

**Доказательство.** В силу ограниченности последовательности  $\{x_k\}$  для некоторого  $C > 0$  при всех  $k$  окажется  $|\beta_k| \leq C \cdot |\beta_k|$ , так что  $\bar{\alpha}_k \geq \varepsilon / C$ . Из неравенства (3) получаем, что

$$\begin{aligned} |x_{k+1} - x_*|^2 &\leq |x_k - x_*|^2 - \alpha_k (2 - \alpha_k / \bar{\alpha}_k) \beta_k^T B \beta_k \leq \\ &\leq |x_k - x_*|^2 - (\alpha \varepsilon^2 / C) \beta_k^T B \beta_k, \end{aligned}$$

или

$$|x_{k+1} - x_*|^2 \leq |x_k - x_*|^2 - (\alpha \varepsilon^2 / C) \cdot |\beta_k|^2. \quad (4)$$

Отсюда следует, что  $\beta_k \rightarrow 0$ , и из условий (2) для предельной точки  $\bar{x}$  последовательности  $\{x_k\}$  получаем, что  $F(\bar{x}) \leq 0$ , т.е.  $\bar{x}$  является решением системы (I). Положив в (4)  $x_* = \bar{x}$ , найдем, что  $\beta_k \rightarrow \bar{x}$ . Теорема доказана.

Заметим, что вместо стационарного итерационного процесса можно было бы рассмотреть процесс, в котором матрица  $B = B_k$  выбирается на каждом шаге. Если  $\gamma_k$  — константа положительной определенности матрицы  $B_k$ , то для сохранения сходимости до-

статочно потребовать, чтобы отношения  $\|Bx\|/r_k$  были ограничены в совокупности.

3. Случай несовместной системы. Теперь мы не будем предполагать систему (I) совместной. Назовем неподвижной точкой нашего (стационарного) итерационного процесса такую пару  $(x_*, z_*) \in R^n \times R^m$ , что

$$F(x_*) \leq Bz_*, \quad z_* \geq 0, \quad z_*^T F(x_*) = z_*^T Bz_*, \quad (5)$$

$$0 \in \partial[z_*^T F(x_*)]. \quad (6)$$

**ТЕОРЕМА 2.** Вторая компонента  $z_*$  неподвижной точки определена однозначно, а множество  $M_*$  значений первой компоненты  $x_*$  выпукло и замкнуто.

**ДОКАЗАТЕЛЬСТВО.** Если  $(x_*, z_*)$  и  $(x_{**}, z_{**})$  — две неподвижные точки, то  $z_*^T Bz_{**} \geq z_{**}^T F(x_{**}) \geq z_{**}^T F(x_*) = z_*^T Bz_*$ . Аналогично получим, что  $z_{**}^T Bz_* \geq z_*^T Bz_{**}$ . Их этих двух неравенств получаем, что  $0 \geq (z_* - z_{**})^T B(z_* - z_{**})$ , и в силу положительной определенности матрицы  $B$  оказывается  $z_* = z_{**}$ . Таким образом, вторая компонента единственна. Если множество неподвижных точек не пусто, то значения  $x_*$  заполняют множество  $M_* = M_1 \cup M_2$ , где  $M_1$  — множество решений системы  $F(x) \leq Bz_*$  с выпуклыми левыми частями, а  $M_2$  — множество точек минимума (ввиду (6)) выпуклой функции  $z_*^T \cdot F(x)$ . Условие дополнительности в (5) будет выполнено автоматически для всех  $x_* \in M_2$ . Теорема доказана.

Неподвижная точка, конечно, существует не у всякой системы. Ситуация здесь во многом аналогична проблеме существования решения задачи о минимизации невязки несовместной системы в той или иной метрике. Автор не может в данный момент сформулировать достаточно общую теорему существования, но для данного случая линейной системы такая теорема имеет место.

**ТЕОРЕМА 3.** Пусть  $F(x) = Ax - b$  и матрица  $B$  удовлетворяет условию положительной определенности. Тогда у рассматриваемого итерационного процесса существует неподвижная точка.

**ДОКАЗАТЕЛЬСТВО.** Рассмотрим систему

$$Ax - Bx \leq b, x \geq 0, Ax = 0. \quad (7)$$

Поскольку для всякого решения системы

$$u \geq 0, u^T A = 0, -u^T B + v^T A^T \geq 0 \quad (8)$$

$u^T B u \leq 0$ , т.е.  $u = 0$ , то неравенство  $u^T b \geq 0$  является следствием совместной системы (8), и по теореме Минковского – Фаркаша система (7) совместна. Рассмотрим задачу квадратичного программирования: максимизировать величину  $-(x^T B x + b^T x)$  при ограничениях (7). Так как система ограничений совместна, а максимизируемая функция ограничена сверху нулем, то задача квадратичного программирования имеет решение  $(x, z)$ . По признаку оптимальности найдутся  $u \geq 0$  и  $v$ , при которых

$$u^T A = 0, -u^T B + v^T A \geq -x^T B - z^T B^T - b^T, \quad (9)$$

$$u^T (Ax - Bz) = u^T b, -u^T B z + v^T A z = -z^T B z - z^T B^T z - b^T z. \quad (10)$$

Умножив первое неравенство в (7) на  $z^T$  и второе соотношение в (5) на  $u$ , получим

$$z^T B z \geq -x^T b, -u^T B u + u^T B z + z^T B u \geq -b^T z. \quad (II)$$

Кроме того, из (10) имеем

$$-u^T B z = u^T b, -2z^T B z + u^T B z = b^T u. \quad (I2)$$

Сложив соотношения (II) и (I2), получим  $(z - u)^T B (z - u) \leq 0$ , т.е.  $u = z$ . Второе из соотношений (I2) вместе с (7) при этом показывает, что пара  $(x, z)$  удовлетворяет условиям (5) и (6), т.е. является неподвижной точкой итерационного процесса. Теорема доказана.

Предположим теперь, что для системы (I) при данной матрице  $B$  итерационный процесс имеет неподвижную точку  $(x_*, z_*)$ .

Повторив выкладки первого пункта, получим, что

$$|x_{k+1} - x_*|^2 \leq |x_k - x_*|^2 + \alpha_k^2 / \|f_k\|^2 - 2\alpha_k z_k^T B(z_k - z_*).$$

Но  $z_k^T B z_k \geq z_k^T F(x_k) \geq z_*^T F(x_*) = z_*^T B z_*$ . Таким образом,  $z_k^T B(z_k - z_*) \geq 0$ , и поэтому

$$|x_{k+1} - x_*|^2 \leq |x_k - x_*|^2 + \alpha_k^2 / \|f_k\|^2 - 2\alpha_k (z_k - z_*)^T B (z_k - z_*). \quad (I3)$$

Если  $z_k \neq z_*$  (в противном случае  $(x_k, z_k)$  – неподвижная точка), то  $(z_k - z_*)^T B (z_k - z_*) > 0$ , и в силу (I3) направление  $\tilde{f}_k$  снова является фейеровским относительно множества  $M_*$ . Однако определение величины шага  $\alpha_k$  теперь затруднено, так как  $z_*$  неизвестно.

При линейной системе (I), когда  $F'(x_k) = F'(x_*) A$  и  $A^T x_* = 0$ , имеем  $\beta_k = -A^T(x_k - x_*)$ . Поэтому если известна такая константа  $\beta > 0$ , что

$$\beta \cdot (y^T A A^T y) \leq y^T B y \quad (I4)$$

при всех  $y$ , то

$$|x_{k+1} - x_*|^2 \leq |x_k - x_*|^2 - \alpha_k (2\beta - \alpha_k) \cdot |\beta_k|^2, \quad (I5)$$

и можно положить, например,  $\alpha_k = \beta$ .

**Теорема 4.** Если система (I) линейная,  $F(x) = Ax - b$  и константа  $\beta$  выбрана из условия (I4), то при  $(\alpha_k/\beta) \in [\epsilon, 2-\epsilon]$ , где  $\epsilon > 0$ , последовательность  $\{(x_k, z_k)\}$  сходится к некоторой неподвижной точке итерационного процесса.

**Доказательство.** Учитывая условия теоремы, из (I5) получим

$$|x_{k+1} - x_*|^2 \leq |x_k - x_*|^2 - \epsilon^2 \beta^2 / |\beta_k|^2, \quad (I6)$$

т.е.  $|\beta_k| \rightarrow 0$ . Пусть  $\bar{x}$  — предельная точка последовательности  $\{x_k\}$  и  $\bar{x}_* = \bar{x}$ . Из последнего соотношения в (2) видно, что последовательность  $\{z_k\}$  ограничена, и можно считать, что  $\bar{z}_k \rightarrow \bar{z}$ . Переходя к пределу при  $k \rightarrow \infty$ , получим, что пара  $(\bar{x}, \bar{z})$  является неподвижной точкой итерационного процесса. Положив  $x_* = \bar{x}$  и  $z_* = \bar{z}$ , из (I6) найдем, что  $x_k \rightarrow \bar{x}$ . Ввиду единственности  $z_*$  получаем, что  $\bar{z}_k \rightarrow \bar{z} = z_*$ . Теорема доказана.

Заметим, что можно положить, например,  $\beta = y^T A A^T y$ .

В общем выпуклом случае можно пользоваться следующей теоремой.

**Теорема 5.** Пусть последовательность  $\{\alpha_k\}$  выбрана так, что ряд  $\sum \alpha_k^2$  расходится, а ряд  $\sum \alpha_k^2 / |\beta_k|^2$  сходится. Тогда последовательность  $\{(x_k, z_k)\}$  сходится к некоторой неподвижной точке итерационного процесса (если такая существует).

**Доказательство.** Учитывая неравенство (I3), найдем, что

$$|x_{k+1} - x_*|^2 \leq |x_k - x_*|^2 + \sum_{j=1}^k \alpha_j^2 / |\beta_j|^2, \quad (I7)$$

т.е. последовательность  $\{x_k\}$  ограничена.

Если бы при некотором  $\delta > 0$  неравенство  $(x_k - x_*)^T B(x_k - x_*) \geq \delta$  выполнялось для всех  $k$ , то из (13) следовала бы сходимость ряда  $\sum \alpha_k$ . Поэтому существует подпоследовательность  $\{\tilde{x}_{k_j}\}$ , сходящаяся к  $\tilde{x}_*$ . Можно считать, что  $x_{k_j} \rightarrow \tilde{x}_*$ . Но тогда, переходя к пределу в (2), найдем, что

$$F(\tilde{x}) \leq B\tilde{x}_*, \quad \tilde{x}_* \geq 0, \quad \tilde{x}_*^T (F(\tilde{x}) - B\tilde{x}_*) = 0.$$

Последнее из этих соотношений вместе с (5) дает, что  $\tilde{x}_*^T F(\tilde{x}) = -\tilde{x}_*^T F(x_*)$ . Но согласно (6), точка  $x_*$  доставляет свободный минимум выпуклой функции  $\tilde{x}_*^T F(x)$ . Так как точка  $\tilde{x}_*$  тоже является точкой минимума этой функции, то  $0 \in \partial[\tilde{x}_*^T F(\tilde{x})]$ , и пара  $(\tilde{x}, \tilde{x}_*)$  является неподвижной точкой итерационного процесса.

Считая  $x_* = \tilde{x}_*$ , из (17) находим, что для любой предельной точки  $\hat{x}$  последовательности  $\{x_k\}$  выполнено неравенство

$$|\hat{x} - \bar{x}|^2 \leq |x_{k_j} - \bar{x}|^2 + \sum_{s=k_j}^{\infty} \alpha_s^2 / \beta_s / \epsilon.$$

Переходя здесь к пределу при  $j \rightarrow \infty$ , получим, что  $\hat{x} = \bar{x}$ . Таким образом,  $x_{k_j} \rightarrow \bar{x} = x_*$ . С другой стороны, из соотношений (2) и (5) получаем  $(x_k - x_*)^T (F(x_k) - F(x_*)) \geq (x_k - x_*)^T B(x_k - x_*)$ , т.е.  $\gamma \cdot |x_k - x_*| \leq |F(x_k) - F(x_*)|$ , и, следовательно,  $x_k \rightarrow x_*$ .

Теорема доказана.

**ЗАМЕЧАНИЕ.** Если функции  $f_i$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ , дифференцируемы, то направление релаксации определяется по формуле  $\tilde{x}_k = [F(x_k)]^{-1} x_k$ . В недифференцируемом случае в качестве  $\tilde{x}_k$  можно выбирать любой субградиент функции  $\tilde{x}_k^T F(x)$ . При этом от выбора субгра-дента зависит скорость релаксации. Стандартной рекомендацией здесь является желание выбирать субградиент с наименьшей нормой (если, конечно, это не связано с чрезмерными затратами вычислительного труда). В этом случае быстрее уменьшается  $\tilde{x}_k$ , что делает менее обременительным второе условие теоремы 5. На практике, по-видимому, целесообразно придерживаться какой-нибудь промежуточной тактики.

4. Чебышевское решение. Выберем неотрицательный столбец  $d \in R^m$  и рассмотрим задачу о нахождении

$$c_* = \inf \{c: F(x) \leq c \cdot d, x \in R^n, c \geq 0\}.$$

Поскольку столбец  $d$  не предполагается строго положительным, то поставленная задача о чебышевском решении может быть и неразрешимой, т.е. может быть  $c_* = +\infty$ . Для решения этой задачи

можно предложить следующий итеративный процесс.

Пусть  $\epsilon_0$  — нижняя граница для  $\epsilon_*$ , например,  $\epsilon_0 = 0$ . Мы построим такую последовательность  $\{\epsilon_k\}$ , что  $\epsilon_{k+1} > \epsilon_k$  и  $\epsilon_k \leq \epsilon_*$  при всех  $k$ . Для этого при известном  $\epsilon_k$  положим  $F^{(k)}(x) = F(x) - \epsilon_k d$  и, выбрав матрицу  $\beta$ , найдем неподвижную точку  $(x_k, z_k)$  для системы  $F^{(k)}(x) \leq 0$ . Если для некоторых  $\epsilon \geq 0$  и  $x \in R^n$  выполняется неравенство  $F(x) \leq \epsilon d$ , то

$$(\epsilon - \epsilon_k) \cdot (z_k^T d) \geq z_k^T (F(x) - \epsilon_k d) = z_k^T F^{(k)}(x) \geq z_k^T F^{(k)}(x_k) = z_k^T B z_k. \quad (18)$$

Возможны три случая. Если  $z_k^T d = 0$ , то  $\epsilon_k = \epsilon_*$ , и мы нашли чебышевское решение  $x_k$  системы (I). Если  $z_k^T d \neq 0$ , но  $z_k^T d = 0$ , то при положительно определенной матрице  $B$  неравенство (18) противоречиво при любом  $\epsilon$ . Это означает, что  $\epsilon_* = +\infty$ , и чебышевская задача неразрешима при данном столбце  $d$ . Наконец, если  $z_k^T d > 0$ , то в силу неравенства (18) величина  $\epsilon_{k+1} = \epsilon_k + (z_k^T F^{(k)}(x_k)) / (z_k^T d)$  служит нижней оценкой для  $\epsilon_*$ , и можно перейти к следующему шагу. Формулируя этот процесс, мы подразумеваем, что у последовательности задач неподвижные точки существуют. Таким образом, этот процесс строго обоснован лишь для линейного случая.

**ТЕОРЕМА 6.** Если последовательность неподвижных точек  $\{(x_k, z_k)\}$  бесконечная, то  $\lim \epsilon_k = \epsilon_*$ , причем  $z_k \rightarrow 0$  в случае, если  $\epsilon_* < +\infty$ .

**ДОКАЗАТЕЛЬСТВО.** Если  $\lim \epsilon_k = +\infty$ , то  $\epsilon_* = +\infty$  в силу неравенств  $\epsilon_k \leq \epsilon_*$ . Пусть  $\lim \epsilon_k = \bar{\epsilon} < +\infty$ . Очевидно, что  $\bar{\epsilon} \leq \epsilon_*$ . Так как  $\epsilon_{k+1} - \epsilon_k = (z_k^T B z_k) / (z_k^T d) \geq (\gamma / \|d\|) / \|z_k\|$ , то  $z_k \rightarrow 0$ . С другой стороны,  $F(x_k) \leq \epsilon_k d + B z_k$ , и в то же время для некоторого  $i$  с  $d_i > 0$  выполнено неравенство  $f_i(x_k) \geq \epsilon_* d_i$ . Для этого номера  $i$  имеем

$$\epsilon_* \leq \epsilon_k + (B z_k)_i / d_i \leq \epsilon_k + (B z_k)_i / d_{\min},$$

где  $d_{\min} = \min\{d_i : d_i > 0\}$ . Переходя к пределу, получим  $\epsilon_* \leq \bar{\epsilon}$ . Теорема доказана.

**ЗАМЕЧАНИЕ.** Поскольку описанный процесс является двухуровневым, то его следует рассматривать как некоторую идеальную схему. При практической реализации возникают стандартные вопросы о тактике выбора точностей решения внутренних задач. На этих вопросах мы не останавливаемся.

В случае, если задача линейная, теорему 6 можно существенно

усилить.

ТЕОРЕМА 7. Если  $F(x) = Ax - b$ , то последовательность  $\{(x_k, z_k)\}$  конечная, т.е. при некотором  $k$  окажется  $z_k^T d = 0$ .

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО. В рассматриваемом случае

$$Ax_k - \varepsilon_k d \leq b + Bz_k, z_k^T A = 0, z_k \geq 0,$$

$$z_k^T (Ax_k - \varepsilon_k d) = z_k^T (b + Bz_k). \quad (19)$$

Если положить  $y_k = z_k / (z_k^T d)$ , то в силу написанных соотношений этот столбец будет решать следующую задачу линейного программирования:

$$\min \{y^T (b + Bz_k) : y^T A = 0, y^T d = 1, y \geq 0\}.$$

Если  $\varepsilon_* < +\infty$ , то в силу теоремы 6  $Bz_k \rightarrow 0$ , и при некотором  $k$  столбец  $y_k$  будет решением задачи

$$\min \{y^T b : y^T A = 0, y^T d = 1, y \geq 0\}.$$

Но эта задача двойственна для чебышевской задачи

$$\max \{-\varepsilon : Ax - \varepsilon d \leq b\}.$$

Поэтому  $y_k^T b = -\varepsilon_*$ . Согласно (19) тогда получим  $\varepsilon_k = \varepsilon_* - (z_k^T Bz_k) / (z_k^T d)$ , и, следовательно,  $\varepsilon_{k+1} = \varepsilon_k + (z_k^T Bz_k) / (z_k^T d) = \varepsilon_*$ . Поэтому на следующем шаге окажется  $z_{k+1} = 0$ .

Рассмотрим теперь случай, когда  $\varepsilon_* = +\infty$ . В системе (I) отберем те неравенства, которым соответствуют нулевые компоненты столбца  $d$  и из них составим систему  $\tilde{A}x \leq \tilde{b}$ . Ввиду неразрешимости чебышевской задачи эта система несовместна. Из соответствующих строк и столбцов матрицы  $B$  выделим подматрицу  $\tilde{B}$ .

Согласно теореме 3 существует пара  $(x_*, z_*)$ , для которой

$$\tilde{A}x_* \leq \tilde{b} + \tilde{B}z_*, z_* \geq 0, z_*^T \tilde{A}x_* = z_*^T (\tilde{b} + \tilde{B}z_*), z_*^T \tilde{A} = 0.$$

Дополним столбец  $z_*$  нулями (в компонентах, соответствующих ненулевым  $d_i$ ) и определим  $\tilde{\varepsilon}$  из условия:  $Ax_* - \tilde{\varepsilon}d \leq b + Bz_*$ . При  $\varepsilon_k \geq \tilde{\varepsilon}$  получим  $Ax_* - \varepsilon_k d \leq b + Bz_*$ , и в силу определения  $z_*$  пара  $(x_*, z_*)$  окажется неподвижной точкой. Ввиду теоремы 2  $z_k = z_*$ , т.е.  $z_k^T d = 0$ . Теорема доказана.

Если нужно решить задачу линейного программирования, то можно поступить следующим образом. Предположим, что известна оценка (сверху для задачи на максимум и снизу для задачи на минимум) функции цели. Сформулировав несовместную систему, в которой последним неравенством стоит невыполнимое требование

на функцию цели, будем решать эту систему в чебышевском смысле, взяв в качестве  $d$  последний орт. Как было доказано, мы либо найдем ее решение (и получим решение задачи линейного программирования), либо установим неразрешимость чебышевской задачи, т.е. неразрешимость задачи линейного программирования. Аналогичный подход можно применить и к задаче линейного программирования с несколькими критериями.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. COTTLE R.W. On a problem in linear inequalities. - J. London Math. Soc., 1968, v.43, part 3, № 171, p. 378-384.
2. ЕРЕМИН И.И. Методы фейеровских приближений в выпуклом программировании. - Мат. заметки, 1968, т.3, № 2, 217-234.

Поступила в ред.-изд. отдел  
II.УІ.1979 г.