

# Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

Ю. Г. Евтушенко, В. Г. Жадан, А. П. Черенков, Применение метода Ньютона к решению задач линейного программирования, *Ж. вычисл. матем. и матем. физ.*, 1995, том 35, номер 6, 850–866

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: 18.226.34.78

5 ноября 2024 г., 00:17:43



© 1995 г. Ю. Г. ЕВТУШЕНКО, В. Г. ЖАДАН, А. П. ЧЕРЕНКОВ

(Москва)

## ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА НЬЮТОНА К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧ ЛИНЕЙНОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ<sup>1)</sup>

Рассматриваются непрерывные и дискретные варианты барьерно-ньютоновского метода решения задач линейного программирования. Метод является прямо-двойственным, и в его основе лежит идея отыскания с помощью метода Ньютона тех точек в прямом и двойственном пространстве, которые удовлетворяют совместной системе условий оптимальности. Исследуются локальные и нелокальные свойства метода. Для дискретных вариантов метода предлагается использовать разные шаги в прямом и двойственном пространствах. Показано, что при специальных регулировках шагов метод сходится со сверхлинейной и квадратичной скоростью. Рассматривается вариант метода, в котором шаги выбираются из условия наискорейшего спуска, и выделена область начальных условий, при которых метод находит решение не более чем за две итерации.

### Введение

Метод Ньютона является одним из наиболее эффективных способов решения систем нелинейных уравнений и задач оптимизации [1]—[3]. В последнее время появились многочисленные варианты метода, предназначенные для решения задач линейного программирования (л.п.) (см., например, [4]—[6]). Подробный обзор таких методов содержится в [7], причем особый интерес среди них представляют прямо-двойственные алгоритмы, в которых методом Ньютона решается параметризованная система уравнений, дающих в пределе условия оптимальности для прямой и двойственной задач [8]—[12]. Эти методы позволяют сочетать достаточно высокую локальную скорость сходимости с полиномиальностью алгоритмов. В настоящей работе также предлагается прямо-двойственный метод, основанный на решении системы уравнений, задающих условия оптимальности в задаче л.п., а именно условия дополняющей нежесткости и условия допустимости (см. [13]).

Если воспользоваться преобразованием пространств для освобождения от требования неотрицательности переменных [14], [15] и применить метод Ньютона для отыскания точек, удовлетворяющих условиям Куна — Таккера, то можно получить целое семейство различных методов. Такие методы для общей задачи нелинейного программирования рассматривались в [15], [16] и для задачи л.п. — в [17].

Данная статья посвящена исследованию специального класса методов, соответствующих таким покомпонентным преобразованиям пространств, которые приводят к умножению правых частей систем обыкновенных дифференциальных уравнений, описывающих метод, на диагональные матрицы, играющие роль

<sup>1)</sup> Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (коды проектов 93-012-450, 94-01-01379).

барьеров и не позволяющие траекториям пересекать границы положительных ортантов как в исходном пространстве, так и в пространстве двойственных дополнительных переменных. В отличие от [17], здесь основное внимание уделяется выбору шагов в прямом и двойственном пространствах, которые, как и в [18], могут быть различными. Рассматриваются отдельно варианты метода с малыми шагами, а также с шагами, близкими к единице или выбираемыми из решения вспомогательных оптимизационных задач.

§ 1. Постановка задачи, основные идеи метода

Пусть  $x = [x^1, \dots, x^n]$ ,  $u = [u^1, \dots, u^m]$  — векторы из евклидовых пространств  $R^n$  и  $R^m$  соответственно. Рассмотрим прямую и двойственную задачи л.п., заданные в следующей форме:

$$(1.1) \quad \min_{x \in X} c^T x, \quad X = \{x \in R^n : b - Ax = 0_m, x \geq 0_n\},$$

$$(1.2) \quad \max_{u \in U} b^T u, \quad U = \{u \in R^m : v = c - A^T u \geq 0_n\}.$$

Здесь и ниже  $A$  — матрица  $m \times n$ , в которой  $m < n$ ,  $0_i$  — нулевой  $i$ -мерный вектор,  $b \in R^m$ ,  $c \in R^n$ . Символ  $0_{ij}$  будет обозначать нулевую матрицу  $i \times j$ .

Введем в рассмотрение следующие множества:

$$R_+^n = \{x \in R^n : x \geq 0_n\}, \quad R_{++}^n = \{x \in R^n : x > 0_n\},$$

$$\text{int } U = \{u \in R^m : v = c - A^T u > 0_n\}, \quad \text{ri } X = \{x \in R_+^n : Ax = b\}.$$

Всюду предполагаем, что ранг матрицы  $A$  равен  $m$ , множества  $\text{int } U$  и  $\text{ri } X$  непусты, задача (1.1) имеет единственное решение  $x_*$ , которое не вырождено. Тогда двойственная задача (1.2) также имеет единственное решение  $u_*$  и оно не вырождено, вектор  $x_*$  имеет  $m$  ненулевых компонент, вектор  $v_* = c - A^T u_*$  имеет  $m$  нулевых компонент. При этом выполняются условие дополняющей нежесткости  $x_*^j v_*^j = 0$ ,  $1 \leq j \leq n$ , и условие строгой дополняющей нежесткости, т. е. из  $x_*^j = 0$  следует, что  $v_*^j > 0$ .

Для решения задач линейного и нелинейного программирования в [16], [17] был использован метод Ньютона. В результате было получено целое семейство численных методов. Здесь ограничимся рассмотрением только одной численной схемы, в которой итерации строятся по формуле

$$(1.3) \quad W(x_k, u_k, \lambda_k) \begin{bmatrix} x_{k+1} - x_k \\ u_{k+1} - u_k \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \alpha_k D(x_k) v_k \\ \tau_k (Ax_k - b) \end{bmatrix}.$$

Здесь нижний индекс  $k$  обозначает номер итерации,  $D(z)$  — диагональную матрицу, у которой на главной диагонали находится вектор  $z$ ,  $\alpha_k, \tau_k, \lambda_k$  — некоторые положительные коэффициенты,  $\lambda_k = \alpha_k / \tau_k$ ,  $n$ -мерный вектор  $v$  имеет вид  $v = v(u) = c - A^T u$ ,  $W$  — квадратная матрица порядка  $n + m$ ,

$$W(x, u, \lambda) = \begin{bmatrix} \lambda D(v) & -D(x) A^T \\ A & 0_{mm} \end{bmatrix}.$$

В тех точках, где векторы  $x_k$  и  $v_k$  имеют все компоненты, не равные нулю, система (1.3) может быть записана в виде

$$(1.4) \quad x_{k+1} = D(x_k) [e_n + \tau_k (\eta_k - e_n)], \quad u_{k+1} = u_k + \alpha_k \mu_k,$$

где  $e_n$  есть  $n$ -мерный вектор, все компоненты которого равны единице, векторы  $\eta \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mu \in \mathbb{R}^m$  определяются по формулам

$$(1.5) \quad \eta(x, u) = D^{-1}(v) A^T \mu(x, u), \quad \mu(x, u) = M^{-1}(x, u) b.$$

Здесь  $M(x, u) = AD(x) D^{-1}(v) A^T$  — матрица Грама.

Используя связь  $v = c - A^T u$  между векторами  $u$  и  $v$ , метод (1.4) можно переписать в переменных  $x, v$ :

$$(1.6) \quad x_{k+1} = D(x_k) [e_n + \tau_k (\eta_k - e_n)], \quad v_{k+1} = D(v_k) (e_n - \alpha_k \eta_k).$$

Введем матрицу  $\Lambda \in \mathbb{R}^{d \times n}$ , где  $d = n - m$  — дефект матрицы  $A$ . Столбцы матрицы  $\Lambda^T$  образуют базис нуль-пространства матрицы  $A$ , т. е.  $A \Lambda^T = 0_{m \times d}$ . Введем в рассмотрение множество  $V = \{v \in \mathbb{R}^n : \Lambda(v - c) = 0_d\}$ . Если  $v \in V$ , то вектор  $v - c$  лежит в пространстве строк матрицы  $A$  и для вектора  $v$  существует такой  $m$ -мерный вектор  $u$ , что  $v = c - A^T u$ . Из второго соотношения (1.6) следует  $\Lambda(v_{k+1} - c) = \Lambda(v_k - c) - \alpha_k \Lambda A^T \mu_k = \Lambda(v_k - c)$ . Таким образом, если  $v_0 \in V$ , то  $v_k \in V$  для всех  $k$  и соотношения (1.4) эквивалентны (1.6). Итерации можно проводить как в пространстве  $x, u$ , так и в пространстве  $x, v$ .

**Лемма 1.** Пусть  $x_*$  и  $u_*$  — невырожденные решения задач (1.1) и (1.2), тогда матрица  $W(x_*, u_*, \lambda)$  не вырождена.

**Доказательство.** Не нарушая общности, считаем, что ненулевыми являются первые  $m$  компонент вектора  $x_*$ . Тогда векторы  $x_*$ ,  $v_*$  и матрицы  $A$  и  $W$  можно представить в виде

$$(1.7a) \quad x_* = \begin{bmatrix} x_*^B \\ x_*^N \end{bmatrix}, \quad v_* = \begin{bmatrix} v_*^B \\ v_*^N \end{bmatrix}, \quad x_*^B > 0_m, \quad x_*^N = 0_d, \quad v_*^B = 0_m, \quad v_*^N > 0_d,$$

$$(1.7b) \quad A = [B | N], \quad W(x_*, u_*, \lambda) = \begin{bmatrix} 0_{mm} & 0_{md} & -D(x_*^B) B^T \\ 0_{dm} & \lambda D(v_*^N) & 0_{dm} \\ B & N & 0_{mm} \end{bmatrix}.$$

Здесь  $B \in \mathbb{R}^{m \times m}$ ,  $N \in \mathbb{R}^{m \times d}$ .

Для доказательства достаточно показать, что следующая система однородных алгебраических уравнений имеет только нулевое решение:

$$D(x_*^B) B^T \bar{u} = 0_m, \quad \lambda D(v_*^N) \bar{x}^N = 0_d, \quad B \bar{x}^B + N \bar{x}^N = 0_m,$$

где  $\bar{x}^B \in \mathbb{R}^m$ ,  $\bar{x}^N \in \mathbb{R}^d$ ,  $\bar{u} \in \mathbb{R}^m$ . Но это очевидно, так как  $B$  — невырожденная матрица.

**Лемма 2.** Для всяких  $x \in \mathbb{R}_{++}^n$ ,  $u \in \text{int } U$ ,  $\lambda \in \mathbb{R}_{++}^1$  матрица  $W(x, u, \lambda)$  не вырождена.

Поскольку на рассматриваемых множествах матрица  $M(x, u)$  не вырождена,

то доказательство леммы 2 следует из формулы Фробениуса для обратной матрицы:

$$W^{-1} = \begin{bmatrix} \lambda^{-1} D^{-1}(v) [I_n - D(x) A^T M^{-1} A D^{-1}(v)] & D^{-1}(v) D(x) A^T M^{-1} \\ -M^{-1} A D^{-1}(v) & \lambda M^{-1} \end{bmatrix}.$$

Здесь и ниже  $I_s$  — единичная матрица  $s \times s$ .

Объединим векторы  $x$  и  $u$  одним символом, положив  $z^T = [x^T, u^T] \in \mathbb{R}^{n+m}$ . Согласно лемме 2, правые части соотношений (1.6) однозначно определены, если все компоненты векторов  $x$  и  $v$  ( $u$ ) строго положительны. Векторы  $z$ , у которых  $z \in \mathbb{R}_{+,+}^n$ ,  $u \in \text{int } U$ , назовем *внутренними*. Те варианты метода (1.3), в которых на всех итерациях вектор  $z$  остается внутренним, будем называть *методами внутренних точек*.

Введем в рассмотрение скаляр  $\Phi_k = x_k^T v_k$ . Из (1.4), (1.6) следует, что

$$(1.8) \quad Ax_{k+1} - b = (1 - \tau_k)(Ax_k - b),$$

$$(1.9) \quad \Phi_{k+1} = (1 - \tau_k) \Phi_k + (\tau_k - \alpha_k) \mu_k^T Ax_k + \alpha_k \tau_k \mu_k^T (Ax_k - b).$$

Пусть  $x_k > 0_n$ ,  $v_k > 0_n$ . Тогда для того, чтобы гарантировать неотрицательность векторов  $x_{k+1}$  и  $v_{k+1}$ , шаги  $\alpha_k$ ,  $\tau_k$  должны удовлетворять условиям  $e_n \geq \alpha_k \eta_k$ ,  $e_n \geq \tau_k (e_n - \eta_k)$ . Легко видеть, что эти условия имеют место, если

$$(1.10) \quad \alpha_k \leq \alpha_k^* = 1/[\eta_k^*]_+, \quad 0 < \tau_k \leq \tau_k^* = 1/[1 - \eta_k^*]_+,$$

где  $[\alpha]_+ = \max [0, \alpha]$ ,  $\eta_k^*$  и  $\eta_k^{\dagger}$  — соответственно, максимальная и минимальная компоненты вектора  $\eta_k$ . Условимся считать, что  $\alpha_k^* = +\infty$ , если  $\eta_k^* \leq 0$ , и что  $\tau_k^* = +\infty$ , если  $\eta_k^{\dagger} \geq 1$ .

Числа  $\tau_k^*$  и  $\alpha_k^*$  определяют максимально возможные шаги по прямым и двойственным переменным вдоль ньютоновского направления, сохраняющие неотрицательность всех компонент векторов  $x$  и  $v$  на  $k$ -й итерации.

**Лемма 3.** Пусть  $x_k > 0_n$ ,  $v_k > 0_n$ ,  $v_k \in V$  и  $b \neq 0_m$ , тогда  $\eta_k^* > 0$ . Если, кроме того,  $x_k \in X$ , множество  $X$  ограничено и вектор  $c$  не принадлежит пространству строк матрицы  $A$ , то  $\eta_k^{\dagger} < 1$ .

**Доказательство.** Предположим противное: пусть  $\eta_k^* \leq 0$ . Тогда из (1.5) следует  $A^T \mu_k \leq 0_n$  и, согласно (1.4)–(1.6), выполняются неравенства  $b^T u_{k+1} - b^T u_k = \alpha_k b^T M^{-1}(x_k, u_k) b > 0$ ,  $v_{k+1} > 0_n$ . Таким образом, двигаясь вдоль ньютонова направления, получаем при  $\alpha_k \rightarrow \infty$ , что вектор  $v_{k+1}$  имеет все неотрицательные компоненты и целевая функция двойственной задачи стремится к бесконечности. Это противоречит существованию ограниченного решения задачи (1.2). Поэтому  $\eta_k^* > 0$  и, следовательно, максимальный шаг  $\alpha_k^*$  ограничен.

Пусть  $x_k \in X$ . Тогда, согласно (1.8), точка  $x_{k+1} \in X$ . Если от противного предположить, что  $\eta_k^{\dagger} \geq 1$ , то в случае, когда  $\eta_k^* > 1$ , должна существовать такая  $j$ -я компонента вектора  $\eta_k$ , что  $\eta_k^{\dagger} > 1$ . Следовательно, в силу (1.4),  $x_{k+1}^j \rightarrow \infty$  при  $\tau_k \rightarrow \infty$ . Но это невозможно из-за ограниченности  $X$ . Если  $\eta_k^{\dagger} = \eta_k^* = 1$ , то

$\alpha_k^0 = 1$  и при  $\alpha_k = 1$  из (1.6) следует, что  $v_{k+1} = 0_n$ ,  $c = A^T u_k$ , что противоречит условиям леммы. Поэтому  $\eta_k^0 < 1$ . Лемма доказана.

Для полного описания численных методов (1.3) и (1.5) необходимо определить правила выбора шагов  $\alpha_k$  и  $\tau_k$ . Укажем три класса методов, которые порождаются разными способами регулировки шагов.

1. Шаги  $\alpha$ ,  $\tau$  фиксированы и достаточно малы. В этом случае процесс (1.3) близок к непрерывному варианту метода, который будет рассмотрен в следующем параграфе.

2. Шаги  $\alpha$  и  $\tau$  близки к единице. В этом случае метод близок к методу Ньютона.

3. На каждой итерации шаги  $\alpha_k$  и  $\tau_k$  выбираются из решения вспомогательных оптимизационных задач. Эти варианты можно называть *наискорейшим спуском*.

Ниже остановимся на некоторых вариантах методов из этих классов.

## § 2. Первый класс методов

В работе [17] метод (1.3) был получен из непрерывного варианта, в котором решение задач (1.1) и (1.2) сводилось к отысканию предельных точек (при  $t \rightarrow \infty$ ) решений следующей системы обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$(2.1a) \quad \lambda D(v) \frac{dx}{dt} - D(x) A^T \frac{du}{dt} = -\alpha D(x) v,$$

$$(2.1b) \quad A \frac{dx}{dt} = -\tau (Ax - b).$$

Здесь  $x(t, z_0)$ ,  $u(t, z_0)$  — решения задачи Коши (2.1) с вектором начальных условий  $z_0^T = [x_0^T, u_0^T]$ .

Пусть  $\alpha > 0$ ,  $\tau > 0$  и  $\lambda = 1$ , тогда метод (2.1) обладает свойством локальной сходимости. В [17] доказана

**Теорема 1.** Пусть  $x_*$  и  $u_*$  — изолированные невырожденные решения задач (1.1) и (1.2). Тогда пара  $[x_*, u_*]$  является асимптотически устойчивым положением равновесия для системы (2.1). Дискретный вариант метода (1.3) локально сходится по крайней мере линейно при фиксированных параметрах  $\lambda_k$ ,  $\alpha_k$  и  $\tau_k$  таких, что  $\lambda_k = 1$ ,  $0 < \alpha_k < 2$  и  $0 < \tau_k < 2$ .

Система (2.1) обладает  $n + m$  первыми интегралами:

$$(2.2a) \quad D^\lambda(x(t, z_0)) v(t, z_0) = e^{-\alpha t} D^\lambda(x_0) v_0,$$

$$(2.2b) \quad Ax(t, z_0) - b = e^{-\tau t} (Ax_0 - b).$$

Отсюда следует, что на траекториях системы (2.1) компоненты векторов  $x$  и  $v$  не меняют знак. Поэтому если взять  $x_0 > 0_n$ ,  $v_0 > 0_n$  и траектории (2.1) ограничены и продолжимы при  $t \rightarrow \infty$ , то в предельных точках  $x_*$ ,  $v_*$  будут выполнены условия оптимальности Куна — Таккера для задачи (1.1):

$$Ax_* = b, \quad x_* \geq 0_n, \quad v_* \geq 0_n, \quad D(x_*) v_* = 0_n.$$

Таким образом, для решения задач (1.1) и (1.2) можно либо отыскивать

предельные точки решения задачи Коши для системы (2.1), либо находить пределы решения нелинейной системы (2.2) при  $t \rightarrow \infty$ . Ниже будем ориентироваться на первый подход. Если все компоненты векторов  $x$  и  $u$  ненулевые, то систему (2.1) можно разрешить относительно производных и мы получим эквивалентную систему

$$(2.3) \quad dx/dt = \tau D(x) [\eta(x, u) - e_n], \quad du/dt = \alpha \mu(x, u).$$

Правые части системы (2.3) определены во всех тех точках, где вектор  $z^T(t, z_0) = [x^T(t, z_0), u^T(t, z_0)]$  внутренний. Вместе с тем правые части не определены в точке  $z_*^T = [x_*^T, u_*^T]$ . Покажем, что если  $z(t, z_0)$  приближается к  $z_*$ , оставаясь внутренним, то вектор-функции  $\mu(x(t, z_0), u(t, z_0))$  и  $\eta(x(t, z_0), u(t, z_0))$  имеют конечные пределы. Аналогично (1.7) вектор  $\eta$  представим в виде  $\eta^T = [(\eta^B)^T, (\eta^N)^T]$ ,  $\eta^B \in \mathbb{R}^m$ ,  $\eta^N \in \mathbb{R}^d$ .

*Лемма 4.* Пусть точки  $x_*$  и  $u_*$  являются невырожденными решениями, соответственно, задач (1.1) и (1.2), причем точка  $x_*$  представима в виде (1.7). Тогда для произвольных  $x > 0$  и  $u \in \text{int } U$  имеют место представления

$$(2.4) \quad \eta^B = e_m - D^{-1}(x_*^B) \delta x^B + s_1(\delta z),$$

$$(2.5) \quad \eta^N = D^{-1}(v_*^N) \delta v^N + s_2(\delta z),$$

$$(2.6) \quad \mu = -\delta u + s_3(\delta z),$$

где  $\delta x = x - x_*$ ,  $\delta u = u - u_*$ ,  $\delta z^T = [\delta x^T, \delta u^T]$ ,  $\delta v = -A^T \delta u$ ;  $\|s_i(\delta z)\| = o(\|\delta z\|)$ ,  $i = 1, 2, 3$ ; разбиение векторов  $\delta x$  и  $\delta v$  на, соответственно, компоненты  $\delta x^B$ ,  $\delta x^N$  и  $\delta v^B$ ,  $\delta v^N$  осуществляется аналогично (1.7).

*Доказательство.* В соответствии с разбиением вектора  $x_*$  матрицу  $M(x, u)$  можно представить в виде

$$(2.7) \quad M(x, u) = M^B(x, u) + M^N(x, u).$$

Здесь

$$(2.8) \quad M^B(x, u) = BD(x^B)D^{-1}(v^B(u))B^T, \quad M^N(x, u) = ND(x^N)D^{-1}(v^N(u))N^T.$$

Если  $M^B(x, u)$  — невырожденная матрица, то наряду с (2.7) справедливо равенство

$$M(x, u) = M^B(x, u) \{I_m + [M^B(x, u)]^{-1} M^N(x, u)\}.$$

Поэтому

$$(2.9) \quad M^{-1} = [I_m + (M^B)^{-1} M^N]^{-1} (M^B)^{-1} = [M^B(x, u)]^{-1} + S(x, u),$$

где  $S = -(M^B)^{-1} M^N [I_m - (M^B)^{-1} M^N + \dots] (M^B)^{-1}$ .

На основании (2.8) имеем

$$(2.10) \quad [M^B(x, u)]^{-1} = (B^T)^{-1} D(v^B(u)) D^{-1}(x^B) B^{-1}.$$

Поскольку, в силу невырожденности решений прямой и двойственной задач,  $x_*^N = 0_n$ ,  $v_*^B = 0_m$ ,  $v_*^N > 0_d$ , то из (2.9) и (2.10) следует, что  $[M(x_*, u_*)]^{-1} = [M^B(x_*, u_*)]^{-1} = 0_{mm}$ .

Имеют место очевидные представления

$$(2.11a) \quad b = Bx_0^B = Bx^B - B\delta x^B,$$

$$(2.11b) \quad \delta v^N = -N^T \delta u = N^T (B^T)^{-1} \delta v^B, \quad \|S(x, u)\| = o(\|\delta z\|).$$

Подставляя (2.9) и (2.11a) в выражения (1.5), получаем

$$(2.12) \quad \eta(x, u) = D^{-1}(v(u)) A^T M^{-1}(x, u) b = \eta_1(x, u) + s(\delta z).$$

Здесь  $\eta_1(x, u) = D^{-1}(v(u)) A^T (M^B)^{-1} B(x^B - \delta x^B)$ ,  $\|s(\delta z)\| = o(\|\delta z\|)$ .

Если воспользоваться соотношением (2.10) и первым равенством (2.11b), то приходим к (2.6) и к следующим формулам:

$$\begin{aligned} \eta_1^B &= D^{-1}(v^B) B^T (B^T)^{-1} D(v^B) D^{-1}(x^B) B^{-1} B(x^B - \delta x^B) = \\ &= D^{-1}(x^B) (x^B - \delta x^B) = e_m - D^{-1}(x_0^B) \delta x^B + \theta^B(\delta z), \\ \eta_1^N &= D^{-1}(v^N) N^T (B^T)^{-1} D(v^B) D^{-1}(x^B) B^{-1} B(x^B - \delta x^B) = \\ &= D^{-1}(v^N) N^T (B^T)^{-1} v^B + \theta^N(\delta z) = D^{-1}(v^N) N^T (B^T)^{-1} \delta v^B + \\ &+ \theta^N(\delta z) = D^{-1}(v_0^N) \delta v^N + \theta_1^N(\delta z), \end{aligned}$$

где  $\|\theta^B(\delta z)\| = o(\|\delta z\|)$ ,  $\|\theta^N(\delta z)\| = o(\|\delta z\|)$ . Так как  $v_0^B = 0$ , то отсюда и из (2.12) заключаем, что справедливы равенства (2.4), (2.5). Лемма доказана.

Утверждение леммы объясняет, почему вектор  $\eta(x, u)$  часто называют *индикаторным* (см., например, [19]). Все компоненты вектора  $\eta(x_0, u_0)$  состоят из нулей и единиц, причем базисным компонентам вектора  $x_0$  соответствуют единичные компоненты вектора  $\eta(x_0, u_0)$ . Нулевым компонентам вектора  $x_0$  соответствуют нулевые компоненты  $\eta(x_0, u_0)$ .

Введем в рассмотрение функцию Ляпунова  $F(x, u)$  и лебегово множество  $\Omega_0$  по формулам

$$F(x, u) = \|D^A(x)(c - A^T u)\| + \|Ax - b\|,$$

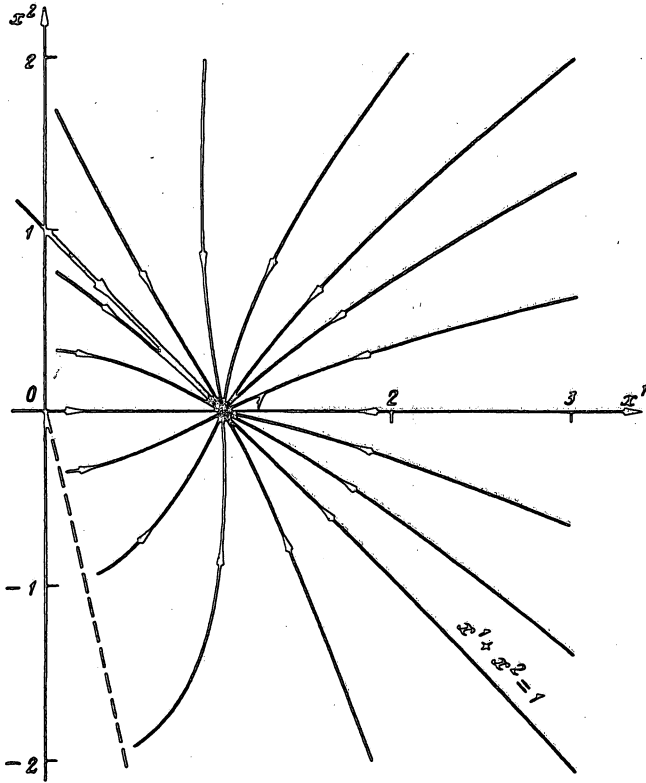
$$\Omega_0 = \{(x, u): F(x, u) \leq F(x_0, u_0), x \geq 0_n, v \geq 0_n, b^T u_0 \leq b^T u\}.$$

**Теорема 2.** Пусть  $[x_0, u_0]$  — пара невырожденных решений задач (1.1) и (1.2). Пусть, кроме того, лебегово множество  $\Omega_0$  ограничено. Тогда для любого внутреннего вектора начальных условий  $z_0$  имеют место следующие свойства:

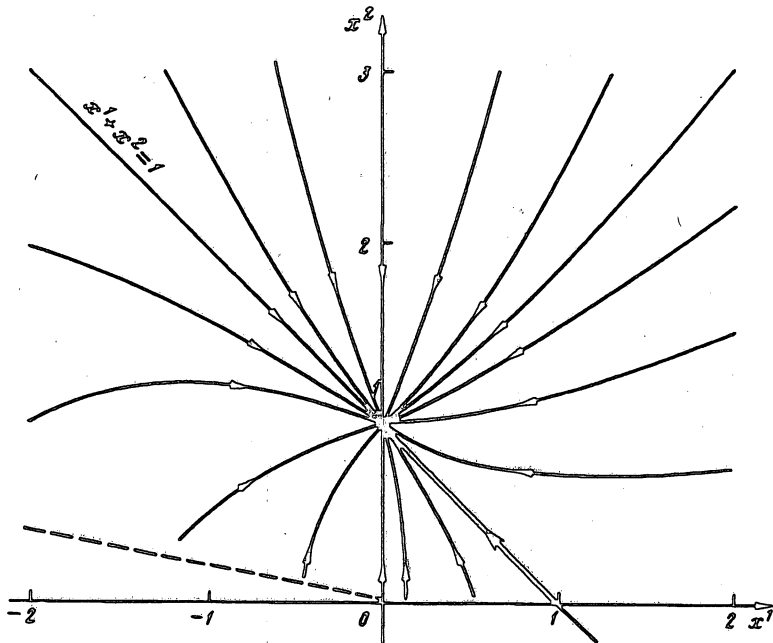
- 1) матрица  $M(x(t, z_0), u(t, z_0))$  не вырождена при любых  $t \geq 0$ ,
- 2)  $z(t, z_0) \in \Omega_0$  и  $v(t, z_0) \in V$  при всех  $t \geq 0$ ,
- 3) целевая функция двойственной задачи  $b^T u$  монотонно возрастает на траекториях системы (2.3),
- 4) пара решений  $[x(t, z_0), u(t, z_0)]$  системы (2.3) ограничена, продолжима и сходится к паре  $[x_0, u_0]$  при  $t \rightarrow \infty$ .

Для иллюстрации свойств метода рассмотрим простейший пример, в котором  $n=2$ ,  $m=1$ ,  $A=[1, 1]$ ,  $b=1$ ,  $c^T=[-2, 1]$ . Очевидно, что  $x_0^T=[1, 0]$ ,  $u_0=-2$ ,  $v_0^T=[0, 3]$ ,  $f_0=c^T x_0=-2$ .





Фиг. 1



Фиг. 2

На фиг. 1 показаны фазовые траектории системы (2.1) в плоскости  $x^1, x^2$ . В качестве начального вектора двойственных переменных взят  $u_0 = -3$ . При этом  $v_0 = [1, 4]$ . Все траектории, начинающиеся из точек, имеющих строго положительные компоненты, сходятся к точке  $x_*$ . Штриховой линией обозначен луч  $x^1 v_0^1 + x^2 v_0^2 = 0, x^1 \geq 0, x^2 \leq 0$ , соответствующий множеству точек, где матрица  $M(x, u_0)$  вырождена. В процессе итераций  $x$  и  $v$  изменяются и этот луч вращается, приближаясь к вертикальной оси при  $t \rightarrow \infty$ . Из рисунка видно, что сходимость к  $x_*$  имеет место при любых  $x_0$ , лежащих выше этого луча.

На фиг. 2 показан фазовый портрет в случае, когда  $u_0 = 2$  и  $v_0 = [-4, -1]$ . Все траектории, начинающиеся из  $\mathbb{R}_{++}^2$ , сходятся к точке  $x^* = [0, 1]$ , являющейся решением задачи поиска максимума функции  $c^*x$  на  $X$ . Точка  $x_*$  в этом случае неустойчива, а точка  $x^*$  является аттрактором.

Интегрируя систему (2.1) по схеме Эйлера, приходим к методу (1.4). Итеративный процесс (1.4) будет близок к процессу, описываемому системой дифференциальных уравнений (2.1), если шаги  $\alpha_k, \tau_k$  достаточно малы. Свойства этого варианта методов были исследованы Г. В. Смирновым; в частности, он показал полиномиальность дискретного варианта метода при малых  $\alpha_k$  и  $\tau_k$ . Вместе с тем очевидно, что метод (1.4) более эффективен, если шаги  $\alpha_k$  и  $\tau_k$  берутся достаточно большими. Анализ этих вариантов метода проведен ниже.

### § 3. Локальные свойства метода

Из формул (1.5) следует, что вектор  $D(x)\eta$  является одним из решений системы линейных алгебраических уравнений  $AD(x)\eta = b$ . Если  $x = x_*$ , то у вектора  $\eta$  компоненты, соответствующие базисным компонентам вектора  $x_*$ , будут равны единице, а компоненты, соответствующие небазисным компонентам, будут равны нулю. Поэтому  $\eta_* = 0, \eta^* = 1, \alpha^* = \tau^* = 1$ . Таким образом, в окрестности решения максимально допустимые шаги, гарантирующие неотрицательность  $x$  и  $v$ , близки к единице. Рассмотрим простейший вариант выбора  $\alpha_k, \tau_k$ . Будем считать, что

$$(3.1) \quad \alpha_k = (1 - \rho_k) \alpha_k^*, \quad \tau_k = (1 - \rho_k) \tau_k^*,$$

где  $0 < \rho_k < 1$ . Укажем три правила выбора  $\rho_k$ :

$$(3.2) \quad 0 < \rho_k < 1, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \rho_k = 0,$$

$$(3.3) \quad \rho_k = \max [\kappa \Phi_k, 1 - \delta], \quad 0 < \kappa, \quad 0 < \delta < 1,$$

$$(3.4) \quad \rho_k = \kappa \Phi_k / (1 + \kappa \Phi_k), \quad \kappa > 0.$$

При всех этих способах гарантируется, что  $0 < 1 - \rho_k < 1$ . Поэтому если  $x_k > 0_n, v_k > 0_n$ , то на следующей итерации эти векторы также строго положительны.

**Теорема 3.** Пусть выполнены предположения леммы 4 и на каждой итерации шаги  $\alpha_k$  и  $\tau_k$  выбираются согласно (3.1)–(3.4). Тогда метод (1.4) локально по меньшей мере сверхлинейно сходится к  $[x_*, u_*]$ , т. е.

$$(3.5) \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{|x'_{k+1} - x'_*|}{|x'_k - x'_*|} = 0, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{|u'_{k+1} - u'_*|}{|u'_k - u'_*|} = 0, \quad 1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq m.$$

$$(3.6) \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \alpha_k^* = \lim_{k \rightarrow \infty} \tau_k^* = 1, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \mu_k = 0_m, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \eta_k^* = 1, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \eta_k^k = 0.$$

При использовании регулировок (3.3) или (3.4) имеет место квадратичная скорость сходимости.

**Доказательство.** Обозначим  $\Delta x_k = x_k - x_*$ ,  $\Delta v_k = v_k - v_*$ ,  $\Delta u_k = u_k - u_*$ ,  $\Delta z_k = [\Delta x_k, \Delta u_k]$ . Тогда метод (1.4) можно записать в виде

$$(3.7a) \quad \Delta x_{k+1} = [I_n - \tau_k D(e_n - \eta_k)] \Delta x_k - \tau_k D(x_*) (e_n - \eta_k),$$

$$(3.7б) \quad \Delta v_{k+1} = [I_n - \alpha_k D(\eta_k)] \Delta v_k - \alpha_k D(v_*) \eta_k,$$

$$(3.7в) \quad \Delta u_{k+1} = \Delta u_k + \alpha_k \mu_k.$$

Предположим, что пара векторов  $[x_k, u_k]$  близка к  $[x_*, u_*]$  и норма вектора  $\Delta z_k$  является малой величиной порядка  $\varepsilon$ . Предположим также для определенности, что базис в точке  $x_*$  образуют первые  $m$  столбцов матрицы  $A$ , т. е. имеет место представление (1.7). Из (2.4) и (2.5) тогда следует, что

$$(3.8a) \quad \eta_k^B = e_m - D^{-1}(x_*^B) \Delta x_k^B + s_1(\Delta z_k),$$

$$(3.8б) \quad \eta_k^N = D^{-1}(v_*^N) \Delta v_k^N + s_2(\Delta z_k),$$

$$(3.8в) \quad \mu_k = -\Delta u_k + s_3(\Delta z_k),$$

где  $\|s_i(\Delta z_k)\| = O(\varepsilon^2)$ ,  $i = 1, 2, 3$ .

Подставляя эти соотношения в правые части (3.7), получаем

$$(3.9a) \quad \Delta x_{k+1} = (1 - \tau_k) \Delta x_k + \theta_1(\Delta z_k),$$

$$(3.9б) \quad \Delta v_{k+1} = (1 - \alpha_k) \Delta v_k + \theta_2(\Delta z_k),$$

$$(3.9в) \quad \Delta u_{k+1} = (1 - \alpha_k) \Delta u_k + \theta_3(\Delta z_k).$$

Здесь  $\|\theta_i(\Delta z_k)\| = O(\varepsilon^2)$ ,  $i = 1, 2, 3$ ;  $\alpha_k$  и  $\tau_k$  определяются из условий (3.1). Имеем при сделанных предположениях

$$1/\alpha_k^* = \eta_k^* = 2 - \min_{1 \leq i \leq m} [x'_k / x'_*] + O(\varepsilon)^2,$$

$$1/\tau_k^* = \eta_k^k = 2 - \min_{m < i \leq n} [v'_k / v'_*] + O(\varepsilon)^2.$$

Отсюда следует, что

$$(3.10) \quad \alpha_k^* = 1 + O(\varepsilon), \quad \tau_k^* = 1 + O(\varepsilon).$$

Эти формулы и (3.1) подставим в правую часть (3.9), после ряда преобразований получим

$$\Delta x_{k+1} = \rho_k \Delta x_k + \tilde{\theta}_1(\Delta z_k), \quad \Delta u_{k+1} = \rho_k \Delta u_k + \tilde{\theta}_2(\Delta z_k),$$

где  $\|\tilde{\theta}_i(\Delta z_k)\| = O(\varepsilon^2)$ ,  $i = 1, 2$ . С учетом (3.2) приходим к (3.5). Равенства (3.6) следуют из (3.8) и (3.10).

Если имеет место регулировка (3.3) или (3.4), то вблизи решения

$$\rho_k = \gamma \left( \sum_{i=1}^m x_*^i \Delta v_k^i + \sum_{i=m+1}^n v_*^i \Delta x_k^i \right) + O(\varepsilon^2).$$

Отсюда и из (3.9) заключаем, что  $\|\Delta z_{k+1}\| = O(\varepsilon^2)$ , т. е. имеет место квадратичная скорость сходимости. Теорема доказана.

Важным свойством метода (1.4) является возможность в некоторых случаях решать задачи (1.1) и (1.2) за конечное число шагов. Рассмотрим это свойство. Введем индексные множества, зависящие от векторов  $x$  и  $v$ :

$$\sigma(x) = \{1 \leq i \leq n : x^i = 0\}, \quad \sigma(v) = \{1 \leq i \leq n : v^i = 0\}.$$

Если все компоненты векторов  $x$  и  $v$  не равны нулю, то  $\sigma(x) = \emptyset$ ,  $\sigma(v) = \emptyset$ .

Обозначим через  $T_k$  множество начальных пар  $[x_0, u_0]$  таких, что алгоритм (1.3) при  $\tau_k = \alpha_k = 1$  дает решение обеих задач (1.1) и (1.2) за  $k$  итераций. Определим множества

$$\Omega_1 = \{[x, u] : x = x_*, \sigma(x) \cap \sigma(v) = \emptyset\},$$

$$\Omega_2 = \{[x, u] : u = u_*, \sigma(x) \cap \sigma(v) = \emptyset\},$$

$$\Omega_3 = \{[x, u] : \sigma(x) = \sigma(x_*), \sigma(x) \cap \sigma(v) = \emptyset\}.$$

**Теорема 4.** *Предположим, что задачи (1.1) и (1.2) имеют невырожденные решения  $x_*$  и  $u_*$ . Предположим также, что в методе (1.3) параметры выбираются следующим образом:  $\lambda_k = \tau_k = \alpha_k = 1$ ; тогда  $\Omega_1 \subseteq T_1$ ,  $\Omega_2 \subseteq T_1$ ,  $\Omega_3 \subseteq T_2$ .*

**Доказательство.** Метод (1.3) при  $\lambda_k = \tau_k = \alpha_k = 1$  упрощается и имеет вид

$$D(v_k) x_{k+1} - D(x_k) A^T u_{k+1} = -D(x_k) A^T u_k, \quad A x_{k+1} = b.$$

Поэтому если пара  $[x_0, u_0] \in T_1$ , то должно выполняться равенство

$$(3.11) \quad D(v_0) x_* = D(x_0) A^T (u_* - u_0).$$

Легко показать, что любая пара начальных условий  $[x_0, u_0]$  из  $\Omega_1$  или  $\Omega_2$  удовлетворяет (3.11).

Докажем последнее утверждение — о том, что  $\Omega_3 \subseteq T_2$ . Пусть для точки  $x_0$  имеет место представление, аналогичное (1.7), т. е.  $x_0^B \neq 0_m$ ,  $x_0^N = 0_d$ , тогда

$$D(v_0^B) x_1^B - D(x_0^B) B^T u_1 = -D(x_0^B) B^T u_0, \quad D(v_0^N) x_1^N = 0_d, \quad B x_1^B + N x_1^N = b.$$

Все компоненты вектора  $v_0^B$  не равны нулю, поэтому

$$x_1^N = 0_d, \quad x_1^B = B^{-1} b = x_*^B, \quad u_1 = u_0 + (B^T)^{-1} D^{-1}(x_0^B) D(v_0^B) x_*^B.$$

Таким образом, за один шаг получаем точный вектор  $x = x_*$ .

Полагая  $k = 1$ , находим

$$D(v_1^B) x_2^B - D(x_1^B) B^T u_2 = -D(x_1^B) B^T u_1, \quad D(v_1^N) x_2^N = 0_d, \quad Bx_2^B + Nx_2^N = b.$$

Решение этой системы очевидно:

$$x_2^B = x_2^*, \quad x_2^N = 0_d, \quad u_2 = (B^T)^{-1} c^B, \quad v_2^B = 0_m,$$

$$v_2^N = c^N - N^T (B^T)^{-1} c^B = v_2^* > 0_d,$$

следовательно, найдено точное решение обеих задач. Теорема доказана.

Полученный результат имеет глобальный характер. Если, например,  $[x_0, u_0] \in \Omega_2$ , то вектор  $x_0$  может иметь даже отрицательные компоненты.

#### § 4. Метод внутренней точки с наискорейшим спуском

Правила регулирования шагов  $\alpha_k$  и  $\tau_k$  во внутренней точке  $z_k^i = [x_k^i, v_k^i]$  будем определять из решения вспомогательных задач. Чтобы точка  $z_{k+1}^i$  была внутренней, потребуем выполнения условий

$$(4.1) \quad 0 \leq \alpha_k \leq \omega \alpha_k^* = \bar{\alpha}_k, \quad 0 \leq \tau_k \leq \omega \tau_k^* = \bar{\tau}_k,$$

где  $0 < \omega < 1$ . Для простоты предположим, что  $\alpha_k^*$  и  $\tau_k^*$  конечны. Из (4.1) и (1.10) следует неравенство

$$(4.2) \quad 1/\bar{\alpha}_k + 1/\bar{\tau}_k \geq 1/\omega.$$

Шаги  $\alpha_k$  и  $\tau_k$  при условии (4.1) целесообразно выбирать так, чтобы по возможности минимизировать величину  $\Phi_{k+1}$  и норму невязки  $\|Ax_{k+1} - b\|$ , определяемые по формулам (1.9), (1.8). Опуская для упрощения записи индекс  $k$  и вводя обозначения  $L = \mu^T Ax$ ,  $M = \mu^T b$ ,  $N = \|Ax - b\|$ , приходим к двум критериям:

$$\varphi_1(\alpha, \tau) = \Phi - L\alpha + (L - \Phi)\tau + (L - M)\alpha\tau, \quad \varphi_2(\tau) = N|1 - \tau|.$$

Объединим оба критерия в один, используя их линейную свертку. Получим вспомогательную задачу: найти

$$(4.3) \quad \varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau}) = \min_{0 \leq \alpha \leq \bar{\alpha}, 0 \leq \tau \leq \bar{\tau}} \varphi(\alpha, \tau),$$

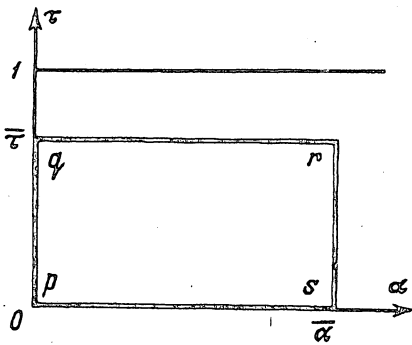
$$(4.4) \quad \varphi(\alpha, \tau) = \varphi_1(\alpha, \tau) + \varphi_2(\tau).$$

Решение задачи (4.3) обозначим  $\alpha^0, \tau^0$ . Считаем, что  $b \neq 0_m$ , поэтому  $M > 0$ . Кроме того, будем принимать во внимание, что на рассматриваемом множестве  $\varphi_1(\alpha, \tau) > 0$ .

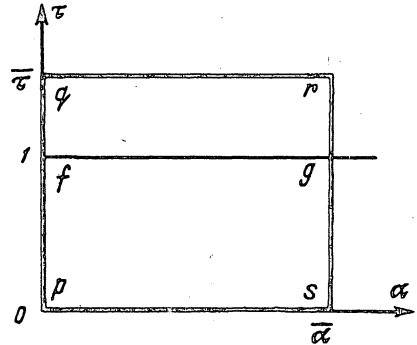
В общем случае функция  $\varphi(\alpha, \tau)$  кусочно-билинейна. Поэтому среди экстремальных точек хотя бы одна будет вершиной одного из прямоугольников, являющихся областями ее билинейности.

В случае  $\bar{\tau} < 1$  функция  $\varphi(\alpha, \tau)$  билинейна и выражается формулой

$$(4.5) \quad \varphi(\alpha, \tau) = \Phi + N - L\alpha + (L - \Phi - N)\tau + (L - M)\alpha\tau,$$



Фиг. 3



Фиг. 4

областью ее определения является прямоугольник  $p q r s$  (фиг. 3). Запишем значения  $\varphi(\alpha, \tau)$  в его вершинах:

$$(4.6a) \quad \varphi_p = \Phi + N, \quad \varphi_q = (\Phi + N)(1 - \bar{\tau}) + L\bar{\tau},$$

$$(4.6b) \quad \varphi_r = (\Phi + N)(1 - \bar{\tau}) + L(\bar{\tau} - \bar{\alpha}) + (L - M)\bar{\alpha}\bar{\tau}, \quad \varphi_s = \Phi + N - L\bar{\alpha}.$$

В точке  $p$  не может достигаться  $\min \varphi$ , так как при  $L > 0$  верно  $\varphi_s < \varphi_p$ , а если  $L \leq 0$ , то  $\varphi_q < \varphi_p$ . Вид решения зависит от поведения функции  $\varphi$  на отрезках  $qr$  и  $rs$ . Учитывая, что  $\partial\varphi(\alpha, \bar{\tau})/\partial\alpha = -L(1 - \bar{\tau}) - M\bar{\tau}$ ,  $\partial\varphi(\bar{\alpha}, \tau)/\partial\tau = -(\Phi + N + M\bar{\alpha}) + L(1 + \bar{\alpha})$ , находим решение задачи. Оно отражено в табл. 1, значения  $\varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau})$  определяются по формулам (4.6).

Таблица 1

$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} \backslash \frac{\partial\varphi}{\partial\alpha}$	$\frac{\partial\varphi}{\partial\alpha} \Big _{\tau=\bar{\tau}} > 0$	$\frac{\partial\varphi}{\partial\alpha} \Big _{\tau=\bar{\tau}} = 0$	$\frac{\partial\varphi}{\partial\alpha} \Big _{\tau=\bar{\tau}} < 0$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} \Big _{\alpha=\bar{\alpha}} < 0$	}                      { не реализуется	}                      {	точка $q$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} \Big _{\alpha=\bar{\alpha}} = 0$			отрезок $qr$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} \Big _{\alpha=\bar{\alpha}} > 0$			точка $r$
			отрезок $rs$
			точка $s$

В случае  $\bar{\tau} \geq 1$  при  $\tau \leq 1$  функция  $\varphi(\alpha, \tau)$  имеет вид (4.5), а при  $\tau \geq 1$

$$\varphi(\alpha, \tau) = \Phi - N - L\alpha + (L - \Phi + N)\tau + (L - M)\alpha\tau.$$

Функция  $\varphi(\alpha, \tau)$  кусочно-билинейна. Подобластями билинейности являются прямоугольники  $p f g s$  и  $f q r g$  (фиг. 4). Найдем значения  $\varphi(\alpha, \tau)$  в их вершинах:

$$(4.7a) \quad \varphi_p = \Phi + N, \quad \varphi_f = L, \quad \varphi_q = (\Phi - N)(1 - \bar{\tau}) + L\bar{\tau},$$

$$(4.7b) \quad \varphi_r = (\Phi - N + L\bar{\alpha})(\bar{\tau} - 1) + (L - M\bar{\alpha})\bar{\tau}, \quad \varphi_g = L - M\bar{\alpha}, \quad \varphi_s = \Phi + N - L\bar{\alpha},$$

Вершина  $p$  не может быть точкой минимума  $\varphi(\alpha, \tau)$ , так как, ввиду  $\varphi_1(\alpha, \tau) > 0$ , должно быть  $L > 0$  и поэтому  $\varphi_s < \varphi_p$ . Минимум  $\varphi(\alpha, \tau)$  не может

достигать я и в вершине  $f$ , так как  $\varphi_g < \varphi_f$ . Анализируя поведение  $\varphi(\alpha, \tau)$  на сторонах  $qr$  и  $rs$ , используя соотношения

$$\begin{aligned}
 (\partial\varphi/\partial\alpha)_{\tau=\bar{\tau}} &= L(\bar{\tau} - 1) - M\bar{\tau}, \\
 (\partial\varphi/\partial\tau)_{\alpha=\bar{\alpha}} &= L(1 + \bar{\alpha}) + N - (\Phi + M\bar{\alpha}) \geq (\partial\varphi/\partial\tau)_{\alpha=\bar{\alpha}} = \\
 &= L(1 + \bar{\alpha}) - (\Phi + N + M\bar{\alpha}),
 \end{aligned}$$

получаем возможные варианты решения задачи. Они отражены в табл. 2, значения  $\varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau})$  находятся по формулам (4.7).

Таблица 2

$\partial\varphi/\partial\alpha$	$\frac{\partial\varphi}{\partial\alpha} _{\tau=\bar{\tau}} > 0$	$\frac{\partial\varphi}{\partial\alpha} _{\tau=\bar{\tau}} = 0$	$\frac{\partial\varphi}{\partial\alpha} _{\tau=\bar{\tau}} < 0$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau > 1} < 0$	}	}	отрезок $qr$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau < 1} < 0 = \frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau > 1}$			точка $q$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau < 1} = 0 = \frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau > 1}$	не реализуется		ломаная $qrg$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau < 1} < 0 < \frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau > 1}$	$\arg \min \{\varphi_q, \varphi_g\}$		отрезок $rg$
$\frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau < 1} = 0 < \frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau > 1}$	$\arg \min \{\varphi_q, \varphi_{sg}\}$		отрезок $rs$
$0 < \frac{\partial\varphi}{\partial\tau} _{\alpha=\bar{\alpha}, \tau < 1}$	$\arg \min \{\varphi_q, \varphi_s\}$		точка $g$
			точка $s$

Таким образом, если следовать полученным оптимальным стратегиям выбора шагов  $\alpha_k$  и  $\tau_k$ , то в любом случае шаг  $\alpha_k$  можно принять равным 0 либо  $\bar{\alpha}$ . Шаг  $\tau_k$  в случае  $\bar{\tau} \geq 1$ , помимо крайних значений 0 и  $\bar{\tau}$ , может также принимать промежуточное значение 1. Метод внутренней точки (1.4) с шагами  $\alpha_k$  и  $\tau_k$ , выбираемыми из решения вспомогательной задачи (4.4), назовем *методом наискорейшего спуска*.

Оценим величину  $\varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau})$  в предположении, что

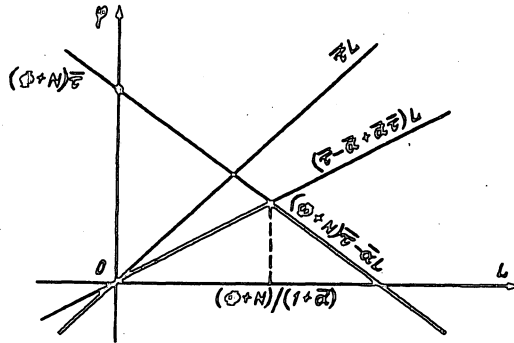
$$\|\eta_k\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |\eta'_k| \leq C.$$

В этом случае, согласно (1.10) и (4.1), имеем

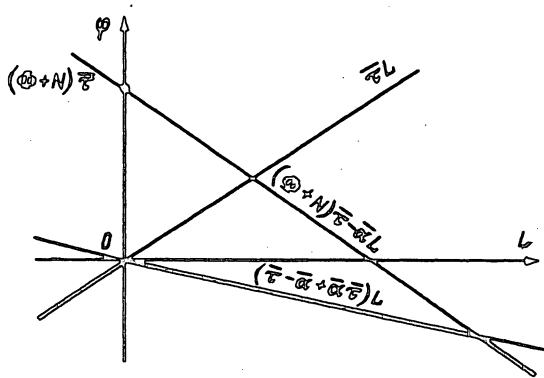
$$(4.8) \quad \bar{\alpha} \geq \omega/C, \quad \bar{\tau} \geq \omega/(1 + C).$$

Найдем

$$\psi^* = \sup_{\bar{\alpha} \geq \omega/C, \bar{\tau} \geq \omega/(1+C)} \varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau}).$$



Фиг. 5



Фиг. 6

Вспользуемся тем, что  $\varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau})$  не должно превышать значение  $\varphi(\alpha, \tau)$  в любой из допустимых точек  $[\alpha, \tau]$ .

Для случая  $\bar{\tau} \geq 1$  в качестве таких точек возьмем  $s$  и  $f$ :

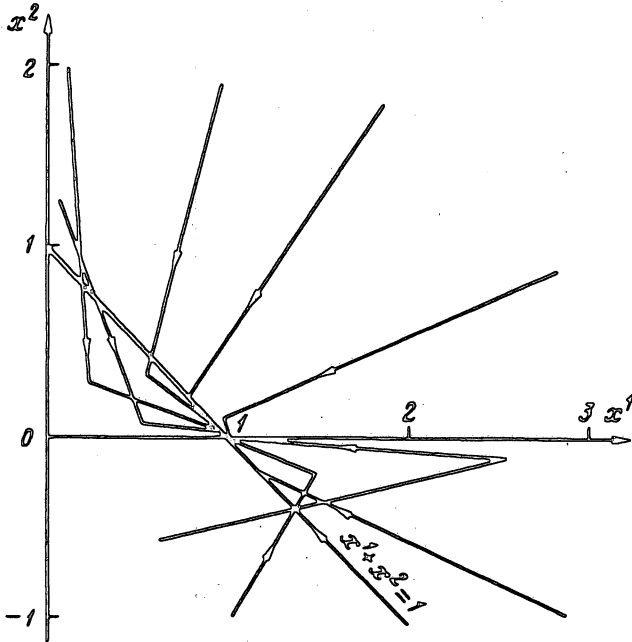
$$(4.9) \quad \varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau}) \leq \min \{\varphi_s, \varphi_f\} \leq \\ \leq \max_L \min \{L, \Phi + N - \bar{\alpha}L\} = (\Phi + N) / (1 + \bar{\alpha}).$$

Для случая  $\bar{\tau} < 1$  обратимся к точкам  $q, r, s$ . Так как  $M > 0$ , то  $\varphi_r < (\Phi + N)(1 - \bar{\tau}) + (\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau})L$ . Поэтому

$$(4.10) \quad \varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau}) \leq \min \{(\Phi + N)(1 - \bar{\tau}) + L\bar{\tau}, (\Phi + N)(1 - \bar{\tau}) + \\ + (\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau})L, \Phi + N - \bar{\alpha}L\} \leq (\Phi + N)(1 - \bar{\tau}) + \\ + \max_L \min \{\bar{\tau}L, (\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau})L, (\Phi + N)\bar{\tau} - \bar{\alpha}L\}.$$

Из  $\bar{\tau} \leq 1$  вытекает, что  $\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau} \leq \bar{\tau}$ . Таким образом, если  $\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau} \geq 0$ , то максимум по  $L$  находится из условия  $(\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau})L = (\Phi + N)\bar{\tau} - \bar{\alpha}L$  и достигается в точке  $L = (\Phi + N) / (1 + \bar{\alpha})$ , как показано на фиг. 5. Подставляя данное значение  $L$  в правую часть (4.10), приходим к выводу, что оценка (4.9) сохраняется и при этом предположении. Случаю  $\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau} < 0$  соответствует





Фиг. 7

ситуация, изображенная на фиг. 6. Максимум определяется из условия  $\bar{\tau}L = (\bar{\tau} - \bar{\alpha} + \bar{\alpha}\bar{\tau})L$  и достигается в нуле. Вместо (4.9) выполняется

$$(4.11) \quad \varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau}) \leq (\Phi + N)(1 - \bar{\tau}).$$

Из (4.1), (4.9) и (4.11) следует, что

$$(4.12) \quad \varphi^* \leq v(\Phi + N),$$

$$v = \max \left\{ \max_{\bar{\alpha} \geq \omega/C} \frac{1}{1 + \bar{\alpha}}, \max_{\bar{\tau} \geq \omega/(1+C)} (1 - \bar{\tau}) \right\} = 1 - \frac{\omega}{1 + C}.$$

Полученная оценка недостижима и неулучшаема. Недостижимость ( $\varphi^0(\bar{\alpha}, \bar{\tau}) < \varphi^*$ ) вытекает из предыдущих рассуждений, а неулучшаемость видна из следующего примера: полагая  $\Phi = N = 1, L = 0, M \rightarrow 0, \omega = 0.8, C = 0.6, \bar{\alpha}^* = 1.875, \bar{\tau}^* = 0.625$  и убеждаясь, что выполнены условия (4.2), (4.8),  $\bar{\tau} < 1$ , что оптимальна точка  $r$ , с помощью (4.6) и (4.12) находим  $\varphi^0 = 1 - 3M/4, v(\Phi + N) = 1$ , т. е.  $\lim_{M \rightarrow 0} \varphi^0 = v(\Phi + N)$ .

На основании (4.12), используя определение  $\varphi^*$ , получаем

$$\Phi_{k+1} + \|Ax_{k+1} - b\| \leq v(\Phi_k + \|Ax_k - b\|).$$

Это неравенство позволяет оценить число шагов, достаточных для попадания точки  $[x_k, u_k]$  в некоторую окрестность решения задач (1.1) и (1.2).

**Теорема 5.** Пусть  $z_0 = [x_0, u_0]$  — внутренняя точка, и пусть последовательности  $\{x_k\}$  и  $\{u_k\}$ , порожденные методом наискорейшего спуска, таковы,

что  $\|\eta_k\|_\infty \leq C$  для всех  $k$ . Тогда для произвольного  $\varepsilon > 0$  функция  $\Phi(x, u) = v^T(u)x + \|Ax - b\|$  становится меньше  $\varepsilon$  не более чем за

$$K = \left\lceil \frac{1 + C}{\omega} \ln \frac{\Phi(x_0, u_0)}{\varepsilon} \right\rceil$$

итераций, где  $\lceil a \rceil$  — наименьшее целое, приближающее число  $a$  сверху.

На фиг. 7 показано решение примера из § 2 методом наискорейшего спуска. Параметр  $\omega$  полагался равным 0.9. Отметим, что при приближении  $\omega$  к единице количество итераций, необходимых для решения задачи с заданной точностью, уменьшалось, доходя для некоторых начальных точек до двух.

#### ЦИТИРОВАННАЯ ЛИТЕРАТУРА

1. Ортега Д., Рейнболдт В. Итерационные методы решения нелинейных уравнений со многими неизвестными. М.: Мир, 1975.
2. Васильев Ф. П. Численные методы решения экстремальных задач. М.: Наука, 1980.
3. Евтушенко Ю. Г. Методы решения экстремальных задач и их применение в системах оптимизации. М.: Наука, 1982.
4. Iri M., Imai H. A multiplicative barrier function method for linear programming//Algorithmica. 1986. № 1. P. 455—482.
5. De Ghellink G., Vial J.-P. A polynomial Newton method for linear programming//Algorithmica. 1986. № 1. P. 425—453.
6. Renegar J. A polynomial-time algorithm, based on Newton's method for linear programming//Math. Program. 1988. V. 40. № 1. P. 55—94.
7. Gonzaga C. C. Path-following methods for linear programming//SIAM Rev. 1992. V. 34. № 2. P. 167—224.
8. Kojima M., Mizuno S., Yoshise A. A primal-dual interior point method for linear programming//Progress Math. Program. Interior Point and Relative Methods/Ed. N. Megiddo. Berlin: Springer-Verlag, 1989. Ch. 2.
9. Monteiro R. C., Adler I. Interior path-following primal-dual algorithm, part I: Linear programming//Math. Program. 1989. V. 44. P. 43—66.
10. McShane K., Monma C., Shanno D. An implementation of a primal-dual interior point method for linear programming//ORSA J. Comput. 1989. № 1. P. 70—83.
11. Ye Y., Tapia R., Zhang Y. A superlinear convergent  $O(\sqrt{n}L)$ -iteration algorithm for linear programming: Techn. Rept TR91-22, 1991, Rice Univ. Houston, Texas.
12. Jansen B., Roos C., T. Terlaky, Vial J.-Ph. Primal-dual target-following algorithms for linear programming: Techn. Rept 93—107, Fac. Techn. Math. and Informatics, TU Delft, 1993.
13. Еремин И. И., Астафьев Н. Н. Введение в теорию линейного и выпуклого программирования. М.: Наука, 1976.
14. Evtushenko Yu. G., Zhadan V. G. The space transformation technique in mathematical programming//System Modelling and Optimizat. Ed. P. Kall. Lect. Notes in Control and Information Sci. 180. Proc. 15th IFIP Conf. Springer-Verlag, 1991.
15. Evtushenko Yu. G., Zhadan V. G. Stable barrier-projection and barrier-Newton methods in nonlinear programming//Optimizat Meth. and Software. 1994. V. 3. P. 237—256.
16. Евтушенко Ю. Г., Жадан В. Г. Барьерно-проективные и барьерно-ньютоновские численные методы оптимизации (случай нелинейного программирования)//Сообщ. по вычисл. матем. М.: ВЦ АН СССР, 1991.
17. Евтушенко Ю. Г., Жадан В. Г. Барьерно-проективные и барьерно-ньютоновские численные методы оптимизации (случай линейного программирования)//Сообщ. по вычисл. матем. М.: ВЦ РАН, 1992.
18. Ye Y. Line search in potential reduction algorithms for linear programming//Dept. Management Sci. Iowa City, IA: Univ. Iowa, 1989.
19. El-Bakly A. S., Tapia R. A., Zhang Y. A study of indicators for identifying zero variables in interior-point methods: Techn. Rept. TR91-15, 1991. Rice Univ., Houston, Texas.