

# ТЕОРИЯ ОПТИМАЛЬНЫХ РИШЕНЬ

*Рассматривается задача нахождения верхней Лагранжевой оценки  $\Psi^*$  для квадратичной формулировки задачи о максимальном взвешенном разрезе графа с заданными количествами вершин в обоих подмножествах разбиения. Показано, что нахождение  $\Psi^*$  сводится к решению безусловной задачи минимизации выпуклой функции.*

© П.И. Стецюк, О.А. Березовский, 2006

УДК 519.8

П.И. СТЕЦЮК, О.А. БЕРЕЗОВСКИЙ

## ЛАГРАНЖЕВАЯ ОЦЕНКА ДЛЯ МАКСИМАЛЬНОГО РАЗРЕЗА ГРАФА С ЗАДАННЫМИ КОЛИЧЕСТВАМИ ВЕРШИН В ОБОИХ ПОДМНОЖЕСТВАХ РАЗБИЕНИЯ\*

Имеется взвешенный неориентированный граф  $G(V, E)$  с множеством вершин  $V = \{1, \dots, n\}$  и множеством ребер  $E$ . Вес ребра  $(i, j) \in E$  задан произвольным вещественным числом  $w_{ij}$ . Пусть  $V_1$  и  $V_2$  – непустые и непересекающиеся подмножества вершин графа  $G$ , такие что  $V_1 \cup V_2 = V$ . Разрезом графа  $G$  есть совокупность тех ребер, концевые вершины которых лежат в разных подмножествах. Вес разреза определяется как сумма весов его ребер.

Рассмотрим задачу нахождения максимального взвешенного разреза графа с заданными количествами вершин в обоих подмножествах разбиения. Не ограничивая общности, будем считать, что количество вершин в подмножестве  $V_1$  равно  $k$ , а в подмножестве  $V_2$  –  $(n - k)$ , где  $k < n$ . Задача нахождения максимального взвешенного разреза графа с заданными количествами вершин в обоих подмножествах разбиения состоит в нахождении разбиения множества вершин  $V$  на два таких подмножества  $V_1^*$  и  $V_2^*$  ( $|V_1^*| = k$ ), чтобы соответствующий этому разбиению вес разреза был максимальным.

\* Работа выполнена при частичной финансовой поддержке гранта UKM2-2812-KV-06 (CRDF Cooperative Grants Program).

Максимальный вес разреза обозначим  $mc(G, w, k)$ .

В случае, когда  $k=1,2,3$ , задача нахождения максимального взвешенного разреза графа с заданными количествами вершин в обоих подмножествах разбиения является достаточно простой. Так, даже чисто переборные алгоритмы для нее будут иметь сложность  $O(|E|)$ ,  $O(|E|^2)$ ,  $O(|E|^3)$  соответственно. Однако с увеличением  $k$  сложность задачи возрастает, и при больших  $k \leq \frac{n}{2}$  задача

становится NP-трудной. Так, например, когда  $k = \frac{n}{2}$ , а  $n$  – четное, то эта задача есть задачей нахождения оптимальной бисекции графа, которая есть NP-трудной [1]. Поэтому вопросы, связанные с уточнением верхних оценок для  $mc(G, w, k)$ , есть актуальными и представляют интерес.

Предметом обсуждения в работе будут верхние Лагранжевые оценки для  $mc(G, w, k)$ , которые получаются из формулировки задачи нахождения максимального взвешенного разреза графа с заданными количествами вершин в обоих подмножествах разбиения в форме оптимизационной задачи квадратичного типа.

**1. Формулировка оптимизационной квадратичной задачи.** Пусть вершине  $i \in V$  ( $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ ) соответствует переменная  $x_i \in \{-1, 1\}$ , такая что

$$x_i = \begin{cases} -1, & \text{если } i \in V_1, \\ +1, & \text{если } i \in V_2. \end{cases}$$

Задача нахождения максимального разреза графа с заданными количествами вершин в обоих подмножествах разбиения формулируется такой оптимизационной задачей квадратичного типа:

$$mc(G, w, k) = \max_{x \in R^n} \left\{ Q(x) = \frac{1}{4} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} (x_i - x_j)^2 \right\} \quad (1)$$

при ограничениях

$$x_i^2 = 1, \quad i = 1, \dots, n, \quad (2)$$

$$\left( \sum_{i=1}^n x_i \right)^2 = (n - 2k)^2. \quad (3)$$

Здесь квадратичная функция  $Q(x)$  в целевой функции (1) задает вес разреза графа для произвольного разбиения вершин  $V$  на подмножества  $V_1$  и  $V_2$ . Функцию  $Q(x)$  можно записать в такой форме:

$$Q(x) = \frac{1}{4} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} (x_i - x_j)^2 = \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} \left( \frac{x_i - x_j}{2} \right)^2 = \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} y, \quad (4)$$

где

$$y_{ij} = \left( \frac{x_i - x_j}{2} \right)^2.$$

Учитывая, что  $x_i^2 = 1$  и  $x_j^2 = 1$ , имеем

$$y_{ij} = \left( \frac{x_i - x_j}{2} \right)^2 = \frac{x_i^2 - 2x_i x_j + x_j^2}{4} = \frac{2 - 2x_i x_j}{4} = \frac{1 - x_i x_j}{2}.$$

Отсюда

$$y_{ij} = \frac{1 - x_i x_j}{2} = \begin{cases} 1, & \text{если } x_i = 1 \text{ и } x_j = -1, \\ 1, & \text{если } x_i = -1 \text{ и } x_j = 1, \\ 0, & \text{если } x_i = 1 \text{ и } x_j = 1, \\ 0, & \text{если } x_i = -1 \text{ и } x_j = -1, \end{cases}$$

и суммироваться в функции  $Q(x)$  будут веса только тех ребер, вершины которых лежат в разных подмножествах  $V_1$  и  $V_2$ .

Итак, целевая функция (1) означает максимизацию веса разреза графа для произвольного разбиения вершин  $V$  на подмножества  $V_1$  и  $V_2$ . Ограничения (2)–(3) задают условие: разбиение должно быть таким, чтобы одно из подмножеств содержало  $k$  вершин из  $V$ , а второе – оставшиеся  $n - k$  вершин. Ограничения (2) есть записью бинарности переменных  $x_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ , и означают, что  $x_i$  принадлежит либо подмножеству  $V_1$  ( $x_i = -1$ ), либо подмножеству  $V_2$  ( $x_i = 1$ ). Ограничение (3) задает условие: разность между количеством вершин в двух подмножествах  $V_1$  и  $V_2$  может быть равной либо  $k - (n - k) = 2k - n$ , либо  $(n - k) - k = n - 2k$ , т.е.

$$\sum_{i=1}^n x_i = \pm(n - 2k). \quad (5)$$

Возведение в квадрат обеих частей равенства (5) есть квадратичным ограничением (3). В случае оптимальной бисекции графа равенство (5) и его квадратичный аналог (3) упрощаются и переходят соответственно в ограничения

$$\sum_{i=1}^n x_i = 0 \quad \text{и} \quad \left( \sum_{i=1}^n x_i \right)^2 = 0.$$

**2. Анализ задачи (1)–(3).** Задача (1)–(3) является многоэкстремальной задачей нелинейного программирования, где целевая функция (1) и ограничения (2), (3) есть квадратичные функции. Она попадает в класс невыпуклых оптимизационных задач квадратичного типа. Чтобы оценить сверху значение глобального максимума  $mc(G, w, k)$ , целесообразно применить методику Лагранжевых двой-

ственных оценок для задач квадратичного типа [2, 3]. Пусть  $\Psi^*$  – наилучшая оценка из класса лагранжевых двойственных квадратичных оценок [3] для задачи (1)–(3). Для нее справедливо  $\Psi^* \geq mc(G, w, k)$ , а точность оценки  $\Psi^*$  (т.е. близость ее к  $mc(G, w, k)$ ) зависит от структуры графа  $G$  и от весов его ребер.

Для самого общего вида оптимизационной задачи квадратичного типа на максимум нахождение оценки вида  $\Psi^*$  сводится к задаче минимизации выпуклой недифференцируемой функции, определенной на параметрическом (линейно зависящем от множителей Лагранжа) семействе неположительно определенных симметричных матриц. Оценка  $\Psi^*$  может быть найдена с помощью методов недифференцируемой оптимизации [3], однако ее нахождение связано с трудностями учета области неположительно определенности семейства симметричных матриц. Для задачи (1)–(3) этих трудностей можно избежать, если учесть специфику квадратичных функций цели и ограничений.

Специфика задачи (1)–(3) состоит в том, что целевая функция (1) и ограничения (2) и (3) есть квадратичными "однородными" функциями, т.е. не содержат линейных членов от переменных  $x_i, i = 1, \dots, n$ . Свойство "однородности" квадратичных функций в задаче (1)–(3) позволяет избежать решения задачи минимизации выпуклой функции, которая определена на классе неположительно определенных матриц. Нахождение оценки  $\Psi^*$  для задачи (1)–(3) можно свести к безусловной задаче минимизации выпуклой функции, т.е. условие на неположительно определенность семейства симметричных матриц можно учесть автоматически. Так, например, этот факт был использован в [4] для задачи о максимальном разрезе графа. Здесь применим аналогичный подход для нахождения оценки  $\Psi^*$  для задачи (1)–(3). При этом понадобятся следующие вспомогательные результаты о точных штрафных функциях.

**3. Теорема Б.Н. Пшеничного о точных штрафных функциях.** Пусть имеется следующая задача оптимизации:

$$\min_{y \in M} f_0(y) \tag{6}$$

$$f_i(y) = 0, \quad i = 1, \dots, m, \tag{7}$$

где  $f_i(y), i = 0, 1, \dots, m$  – непрерывные функции;  $M \subset R^n$  – некоторое множество. Для учета ограничений (7) используем негладкую штрафную функцию в виде функции максимума:

$$\begin{aligned} \Phi_N(y) &= f_0(y) + N \cdot F(y), \\ F(y) &= \max\{0, f_1(y), \dots, f_m(y)\}. \end{aligned} \tag{8}$$

В работе [5] приводится теорема, которая для специального вида задач (6)–(7) дает возможность устанавливать точное значение штрафного множителя  $N$  таким, чтобы решение безусловной задачи минимизации функции (8) совпадало с решением задачи (6)–(7).

Этот результат заключается в следующем. Рассмотрим семейство параметрических задач

$$V(z) = \inf \{f_0(y) : f_i(y) \leq z_i, i = 1, \dots, m; y \in M\}, \quad (9)$$

зависящее от вектора  $z \in R^m$ . Очевидно, что

$$V(0) = \inf \{f_0(y) : f_i(y) \leq 0, i = 1, \dots, m; y \in M\}$$

совпадает с решением задачи (6)–(7). Справедлива следующая теорема [5].

**Теорема 1.** Пусть  $\inf_{t>0} \frac{V(te) - V(0)}{t} = -L > -\infty$ , где  $e$  –  $m$ -мерный вектор, все компоненты которого равны единице. Если  $N > L$ , то тогда точки минимума задач  $V(0)$  и  $\inf_{y \in M} \Phi_N(y)$ , где  $\Phi_N(y)$  определяется по формуле (8), совпадают.

Теорема 1 позволяет установить точное значение штрафного множителя при использовании для решения задачи (6)–(7) негладкой штрафной функции в виде функции максимума.

**4. Нахождение верхней оценки  $\Psi^*$ .** Основной результат статьи сформулируем в форме следующей теоремы.

**Теорема 2.** Пусть  $u \in R^{n+1}$  и  $K(u)$  – симметричная  $(n \times n)$ -матрица, элементы которой  $K_{ij}(u)$  для  $\forall i, j = 1, \dots, n$  линейно зависят от компонент вектора  $u$  и определяются по правилу

$$K_{ij} = \begin{cases} -u_i - u_{n+1}, & \text{если } i = j, \\ -u_{n+1} - w_{ij}, & \text{если } (i, j) \in E, \\ -u_{n+1}, & \text{если } (i, j) \notin E. \end{cases}$$

Пусть  $\lambda_{\max}(A)$  – максимальное собственное число симметричной матрицы  $A$ . Тогда глобальному максимуму  $mc(G, w, k)$  в задаче (1)–(3) соответствует верхняя оценка

$$\Psi^* = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} + \frac{1}{4} \Psi^*, \quad (10)$$

где  $\Psi^*$  – решение безусловной задачи минимизации выпуклой функции

$$\Psi^* = \min_{u \in R^{n+1}} \left( \sum_{i=1}^n u_i + (n-2k)^2 u_{n+1} + S \max\{0, \lambda_{\max}(K(u))\} \right), \quad (11)$$

при  $S > n$ .

**Доказательство.** Доказательство теоремы 2 проведем в два этапа. На первом этапе покажем справедливость (10), предполагая, что  $\Psi^*$  – лагранжева оценка для некоторой новой задачи квадратичного типа. На втором этапе покажем, что  $\Psi^*$  вычисляется согласно (11), где нижняя граница на негладкий штраф  $S$ , равная  $n$ , устанавливается с помощью теоремы 1.

Первый этап. Учитывая (4), функцию  $Q(x)$  можно записать в виде

$$Q(x) = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} - \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} x_i x_j = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} + \frac{1}{4} \sum_{(i,j) \in E} (-2) w_{ij} x_i x_j .$$

Следовательно, задача (1)–(3) эквивалентна задаче

$$mc(G, w, k) = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} + \frac{1}{4} q^* , \quad (12)$$

где  $q^*$  – решение такой задачи квадратичного типа

$$q^* = \max_{x \in R^n} \frac{1}{4} \sum_{(i,j) \in E} (-2) w_{ij} x_i x_j , \quad (13)$$

при ограничениях

$$x_i^2 = 1, \quad i = 1, \dots, n , \quad (14)$$

$$\left( \sum_{i=1}^n x_i \right)^2 = (n - 2k)^2 . \quad (15)$$

Пусть  $\Psi^*$  – верхняя лагранжевая оценка для задачи (13)–(15). Тогда из (12) имеем

$$mc(G, w, k) = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} + \frac{1}{4} q^* \leq \Psi^* = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in E} w_{ij} + \frac{1}{4} \Psi^* ,$$

что означает справедливость равенства (10) при условии, что  $\Psi^*$  – верхняя лагранжевая оценка, соответствующая задаче (13)–(15).

Второй этап будет состоять в нахождении оценки  $\Psi^*$  для задачи (13)–(15), согласно методике Н.З.Шора [3], и доказательстве того, что  $\Psi^*$  вычисляется согласно (11).

Пусть  $u \in R^{n+1}$  – вектор множителей Лагранжа, соответствующий ограничениям (14)–(15). Для задачи (13)–(15) запишем функцию Лагранжа

$$\begin{aligned} L(x, u) &= \sum_{(i,j) \in E} (-2) w_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n u_i (1 - x_i^2) + u_{n+1} \left( (n - 2k)^2 - \left( \sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right) = \\ &= x^T K(u) x + \sum_{i=1}^n u_i + u_{n+1} (n - 2k)^2 . \end{aligned}$$

Рассмотрим функцию  $\psi(u) = \max_{x \in R^n} L(x, u)$ . Она имеет следующую форму:

$$\Psi(u) = \begin{cases} +\infty, & \text{если } \lambda_{\max}(K(u)) > 0 \\ \sum_{i=1}^n u_i + u_{n+1}(n-2k)^2, & \text{если } \lambda_{\max}(K(u)) \leq 0 \end{cases}$$

где  $\lambda_{\max}(K(u))$  – максимальное собственное число матрицы  $K(u)$ . Наилучшая двойственная Лагранжевая оценка  $\Psi^* = \min_{u \in R^{n+1}} \Psi(u)$ , которая может быть получена в результате решения задачи выпуклого программирования:

$$\Psi^* = \min_{u \in R^{n+1}} \left( \sum_{i=1}^n u_i + u_{n+1}(n-2k)^2 \right) \quad (16)$$

при ограничении

$$\lambda_{\max}(K(u)) \leq 0. \quad (17)$$

Заменяем задачу (16)–(17) задачей безусловной оптимизации, используя для учета ограничения (17) негладкую штрафную функцию в виде функции максимума:

$$\Psi_S = \min_u \left( \sum_{i=1}^n u_i + (n-2k)^2 u_{n+1} + S \max\{0, \lambda_{\max}(K(u))\} \right), \quad (18)$$

где  $S$  – штрафной множитель ( $S > 0$ ).

Покажем, что если штрафной множитель  $S$  установить больше  $n$ , то решения задачи (18) и задачи (16)–(17) совпадают. Согласно (9) функция  $V(t)$  для задачи (16)–(17) имеет вид

$$\begin{aligned} V(t) &= \inf \left\{ \sum_{i=1}^n u_i + (n-2k)^2 u_{n+1} : \lambda_{\max}(K(u)) \leq t \right\} = \\ &= \inf \left\{ \sum_{i=1}^n u_i + (n-2k)^2 u_{n+1} : \lambda_{\max}(K(u) + tI) \leq 0 \right\} = \\ &= \inf \left\{ \sum_{i=1}^n \tilde{u}_i + (n-2k)^2 \tilde{u}_{n+1} - nt : \lambda_{\max}(K(\tilde{u}_i)) \leq 0 \right\} = \\ &= V(0) - nt, \end{aligned}$$

где  $\tilde{u}_i = u_i + t$ ,  $i = \overline{1, n}$ ,  $\tilde{u}_{n+1} = u_{n+1}$ . Тогда

$$\inf_{t>0} \frac{V(t) - V(0)}{t} = \inf_{t>0} \frac{V(0) - nt - V(0)}{t} = -n = -L > -\infty.$$

и согласно теореме 1 при  $S > L = n$

$$\Psi_S = \min_{u \in R^{n+1}} \left( \sum_{i=1}^n u_i + (n-2k)^2 u_{n+1} + S \max\{0, \lambda_{\max}(K(u))\} \right) = \Psi^*.$$

Теорема доказана.

Таким образом, теорема 2 дает возможность нахождения верхней оценки взвешенной мощности максимального разреза графа с заданными количествами

вершин в обоих подмножествах разбиения свести к задаче минимизации выпуклой недифференцируемой функции. Для ее решения целесообразно применять  $r$ -алгоритм [3], который на практике зарекомендовал себя эффективным методом решения подобных задач.

*П.І. Стецюк, О.А. Березовський*

ЛАГРАНЖЕВА ОЦІНКА ДЛЯ МАКСИМАЛЬНОГО РОЗРІЗУ ГРАФА ІЗ ЗАДАНИМИ КІЛЬКОСТЯМИ ВЕРШИН В ОБОХ ПІДМНОЖИНАХ РОЗБИТТЯ

Розглядається задача знаходження верхньої Лагранжевої оцінки  $\Psi^*$  для квадратичної постановки задачі про максимальний зважений розріз графа із заданими кількостями вершин в обох підмножинах розбиття. Показано, що знаходження  $\Psi^*$  зводиться до розв'язування безумовної задачі мінімізації випуклої функції.

*P.I. Stetsyuk, O.A. Berezovskyi*

LAGRANGIAN BOUND FOR MAXIMUM CUT OF A GRAF WITH GIVEN NUMBERS OF VERTICES IN BOTH PARTITION SUBSETS

The problem of finding upper Lagrange bound  $\Psi^*$  for quadratic formulation of maximum cut problem with given numbers of vertices in both partition subsets is considered. It's shown that finding  $\Psi^*$  reduce to solving unconstraint problem of minimizing convex function.

1. *Гэри М., Джонсон Д.* Вычислительные машины и труднорешаемые задачи. – М.: Мир, 1982. – 416 с.
2. *Шор Н.З., Стеценко С.И.* Квадратичные экстремальные задачи и недифференцируемая оптимизация. – Киев: Наук. думка, 1989. – 208 с.
3. *Shor N.Z.* Nondifferentiable Optimization and Polynomial Problems. – Dordrecht, Kluwer, 1998. – 394 p.
4. *Шор Н.З. Березовский О.А.* Новые алгоритмы решения задачи о максимальном взвешенном разрезе графа // Кибернетика и системный анализ. – 1995. – № 2. – С.100–106.
5. *Пиеничный Б.Н.* Метод линеаризации. – М.: Наука, 1983. – 136 с.

Получено 05.06.2006