## Задача распределенной оптимизации

Oleg Vasilev

March 22, 2020

## 1 Постановка задачи

Задан неориентированный граф коммуникации: в нем n агентов. Задана матрица смежности A и диагональная матрица степеней вершин Deg. Опеределена матрица Кирхгофа (Laplacian matrix) L=Deg-A - т. е. сумма по каждой строчке и столбцу равна нулю.

Для каждого агента задана функция  $f_i(x)$ , и все агенты кооперативно действуют, чтобы оптимизировать сумму этих функций.

## 2 Сведение

Пусть каждый агент хранит свою копию переменных  $x_i$ . Введем функцию, в которой каждый агент считает свою функцию на своих переменных:  $f'(x_1 \dots x_n) = \sum_i f_i(x_i)$ . Тогда можно сформулировать исходную задачу в виде задачи с ограничениями:

$$\min f' \tag{1}$$

$$Lx = 0 \iff \sqrt{L}x = 0 \tag{2}$$

 ${
m T.}$  е. на сумме функций достигается минимум при том, что очередной раунд коммуникации (домножение на L) не может ничего изменить.

Теперь полученную задачу можно свести к неограниченной при помощи аугментированного метода Лагранжа

$$A(x,u) = f'(x_1 \dots x_n) + \frac{\alpha}{2} \sum_{i,j} x_i \cdot x_j L_{ij} + \beta u^T \sqrt{L}x$$
(3)

Таким образом, переменные u можно рассматривать как двойственные - они показывают насколько то или иное ограничение выполннено.

Теперь можно решить полученную задачу прямо-двойственным алгоритмом, выполняя шаги одновременно по x и u. По x это будет шаг градиентного спуска, а по v - подъема в сторону увеличения важности насыщенных ограничений в выражении A(x,u).

Можно выписать формулы пересчета переменных для i-того агента:

$$v_i = \sqrt{L}u_i \tag{4}$$

$$x_i \leftarrow x_i - \eta(\alpha \sum_j L_{ij} x_j + \beta v_i + \nabla f_i(x_i))$$

$$(5)$$

$$v_i \leftarrow v_i + \eta \beta (\sum_j L_{ij} x_j) \tag{6}$$

Удивительным образом выражение для пересчета переменных зависит только от переменных, которые принадлежат "соседним" агентам - то есть тем, для которых в соответствующей строке L стоит не-ноль.

Далее, если специальным образом выбрать  $\alpha$  и  $\beta$ , то можно добиться линейной скорости сходимости (т. е. очередное значение переменной в константу раз ближе к оптимуму). Константа будет зависить от матричных свойств L, т. е. чем сложнее добраться от одной части графа до другой, тем хуже будет сходимость.

## 3 Альтернативное сведение

Можно использовать альтернативный способ сведения задачи с ограничениями к задаче без ограничений

$$\arg\min f(x) + \frac{R_y^2}{\varepsilon} ||Ax||_2^2 \tag{7}$$

$$\arg\min \sum_{i} f(x_i) + \frac{R_y^2}{\varepsilon} \sum_{i} \sum_{k} \left( \sum_{j} L_{ij} x_j^{(k)} \right)^2$$
 (8)

$$x_i^{(k)} \leftarrow \nabla^{(k)} f(x_i) + \frac{2R_y^2}{\varepsilon} \left( \sum_j L_{ij} x_j^{(k)} \right) L_{ii}$$
 (9)

$$x_i \leftarrow \nabla f(x_i) + \frac{2R_y^2}{\varepsilon} \left( \sum_j L_{ij} x_j \right) L_{ii}$$
 (10)