

Поиск равновесий в многостадийных моделях транспортных потоков

А.В Гасников¹

¹Факультет управления и прикладной математики
МФТИ

26 декабря 2015

Рассмотрим транспортную сеть, заданную ориентированным графом $\Gamma^1 = \langle V^1, E^1 \rangle$. Часть его вершин $O^1 \subseteq V^1$ — источники, а другая часть вершин $D^1 \subseteq V^1$ — стоки. Множество всех пар источник-сток обозначим $OD^1 \subseteq O^1 \otimes D^1$. Пусть каждой паре $w^1 \in OD^1$ соответствует своя корреспонденция $d_{w^1}^1 := d_{w^1}^1 \cdot M$ ($M \gg 1$) пользователей, которые хотят в единицу времени перемещаться из источника в сток, соответствующих заданной корреспонденции w^1 . Пусть ребра Γ^1 разделены на два типа: $E^1 = \tilde{E}^1 \sqcup \bar{E}^1$. Ребра типа \tilde{E}^1 характеризуются неубывающими функциями затрат $\tau_{e^1}^1(f_{e^1}^1) := \tau_{e^1}^1(f_{e^1}^1/M)$. Затраты $\tau_{e^1}^1(f_{e^1}^1)$ несут те пользователи, которые используют в своем пути ребро $e^1 \in \tilde{E}^1$, в предположении, что поток пользователей по этому ребру равен $f_{e^1}^1$.

Пары вершин, задающие ребра типа \bar{E}^1 , являются, в свою очередь, парами источник-сток OD^2 (с корреспонденциями $d_{w^2}^2 = f_{e^1}^1$, $w^2 = e^1 \in \bar{E}_1$) в транспортной сети следующего уровня $\Gamma^2 = \langle V^2, E^2 \rangle$, ребра которой, в свою очередь, разделены на два типа: $E^2 = \tilde{E}^2 \sqcup \bar{E}^2$. Ребра типа \tilde{E}^2 характеризуются неубывающими функциями затрат $\tau_{e^2}^2(f_{e^2}^2) := \tau_{e^2}^2(f_{e^2}^2/M)$. Затраты $\tau_{e^2}^2(f_{e^2}^2)$ несут те пользователи, которые используют в своем пути ребро $e^2 \in \tilde{E}^2$, в предположении, что поток пользователей по этому ребру равен $f_{e^2}^2$.

Пары вершин, задающие ребра типа \bar{E}^2 , являются, в свою очередь, парами источник-сток OD^3 (с корреспонденциями $d_{w^3}^3 = f_{e^2}^2$, $w^3 = e^2 \in \bar{E}^2$) в транспортной сети более высокого уровня $\Gamma^3 = \langle V^3, E^3 \rangle$, и т. д. Будем считать, что всего имеется m уровней: $\tilde{E}^m = E^m$. Обычно в приложениях число m небольшое: 2–10.

Введем необходимые в дальнейшем обозначения:

$$g_{p^m}^m(t) = \sum_{e^m \in \tilde{E}^m} \delta_{e^m p^m} t_{e^m} = \sum_{e^m \in E^m} \delta_{e^m p^m} t_{e^m},$$

$$g_{p^k}^k(t) = \sum_{e^k \in \tilde{E}^k} \delta_{e^k p^k} t_{e^k} - \sum_{e^k \in \bar{E}^k} \delta_{e^k p^k} \gamma^{k+1} \psi_{e^k}^{k+1} \left(t / \gamma^{k+1} \right), \quad k = 1, \dots, m-1,$$

$$\psi_{w^k}^k(t) = \ln \left(\sum_{p^k \in P_{w^k}^k} \exp \left(-g_{p^k}^k(t) \right) \right), \quad k = 1, \dots, m,$$

$$\psi^1(t) = \sum_{w^1 \in OD^1} d_{w^1}^1 \psi_{w^1}^1(t).$$

Предположим, что каждый пользователь l транспортной сети, использующий корреспонденцию $w^k \in OD^k$ на уровне k (ребро $e^{k-1} (= w^k) \in \bar{E}^{k-1}$ на уровне $k-1$), выбирает маршрут следования $p^k \in P_{w^k}^k$ на уровне k , если

$$p^k = \arg \max_{q^k \in P_{w^k}^k} \left\{ -g_{q^k}^k(t) + \xi_{q^k}^{k,l} \right\},$$

где независимые случайные величины $\xi_{q^k}^{k,l}$ имеют одинаковое двойное экспоненциальное распределение, также называемое *распределением Гумбеля*:

$$P \left(\xi_{q^k}^{k,l} < \zeta \right) = \exp \left\{ -e^{-\zeta / \gamma^k - E} \right\}.$$

Отметим также, что если взять $E \approx 0,5772$ — константа Эйлера, то

$$M \left[\xi_{q^k}^{k,l} \right] = 0, \quad D \left[\xi_{q^k}^{k,l} \right] = \left(\gamma^k \right)^2 \pi^2 / 6.$$

Распределение Гиббса (логит-распределение)

$$x_{p^k}^k = d_{w^k}^k \frac{\exp\left(-g_{p^k}^k(t)/\gamma^k\right)}{\sum_{\tilde{p}^k \in P_{w^k}^k} \exp\left(-g_{\tilde{p}^k}^k(t)/\gamma^k\right)}, \quad p^k \in P_{w^k}^k. \quad (1)$$

получается в пределе, когда число агентов на каждой корреспонденции $w^k \in OD^k$, $k = 1, \dots, m$ стремится к бесконечности (случайность исчезает и описание переходит на средние величины). Полезно также в этой связи иметь в виду, что

$$\gamma^k \psi_{w^k}^k \left(t / \gamma^k \right) = M_{\left\{ \xi_{p^k}^k \right\}_{p^k \in P_{w^k}^k}} \left[\max_{p^k \in P_{w^k}^k} \left\{ -g_{p^k}^k(t) + \xi_{p^k}^k \right\} \right].$$

Таким образом, если каждый пользователь сориентирован на вектор затрат t на ребрах E (одинаковый для всех пользователей) и на каждом уровне (принятия решения) пытается выбрать кратчайший путь, исходя из зашумленной информации и исходя из усреднения деталей более высоких уровней (такое усреднение можно обосновывать, если, например, ввести разный масштаб времени (частот принятия решений) на разных уровнях, а можно просто постулировать, что пользователь так действует, как это принято в моделях типа Nested Logit), то такое поведение пользователей (в пределе, когда их число стремится к бесконечности) приводит к описанию распределения пользователей по путям/ребрам (1).

Равновесная конфигурация характеризуется тем, что вектор t породил, согласно формуле (1), такой вектор $f = \Theta x$, что имеет место соотношение $t = \{\tau_e(f_e)\}_{e \in E}$. Поиск такого t (неподвижной точки) приводит к следующей задаче.

Рассмотрим граф

$$\Gamma = \coprod_{k=1}^m \Gamma^k = \left\langle V, E = \coprod_{k=1}^m \tilde{E}^k \right\rangle.$$

Обозначим через $t_e = \tau_e(f_e)$ (здесь специально упрощаем обозначения, поскольку, ввиду предыдущего раздела, контекст должен восстанавливаться однозначным образом). Запишем задачу выпуклой оптимизации, решение которой дает искомую неподвижную точку (далее мы используем обозначение $\text{dom } \sigma^*$ — область определения сопряженной к σ функции)

$$\Psi = \min_{t \in \text{dom } \sigma^*} \left\{ \gamma^1 \psi^1(t/\gamma^1) + \sum_{e \in E} \sigma_e^*(t_e) \right\}, \quad (2)$$

$$\sigma_e^*(t_e) = \max_{f_e} \left\{ f_e t_e - \int_0^{f_e} \tau_e(z) dz \right\},$$

$$\frac{d\sigma_e^*(t_e)}{dt_e} = \frac{d}{dt_e} \max_{f_e} \left\{ f_e t_e - \int_0^{f_e} \tau_e(z) dz \right\} = f_e : \quad t_e = \tau_e(f_e), \quad e \in E.$$



Теорема 1. Решение задачи выпуклой оптимизации (2) $t \geq 0$ существует и единственno. По этому решению однозначно можно восстановить вектора потоков по ребрам f и путям x (если какой-то из $\gamma^k \rightarrow 0+$, то однозначность восстановления x может потеряться)

$$f = \Theta x = -\nabla \psi^1(t/\gamma^1),$$

или, что то же самое,

$$f = \Theta x,$$

$$x_{p^k}^k = d_{w^k}^k \frac{\exp\left(-g_{p^k}^k(t)/\gamma^k\right)}{\sum_{\tilde{p}^k \in P_{w^k}^k} \exp\left(-g_{\tilde{p}^k}^k(t)/\gamma^k\right)},$$

$$p^k \in P_{w^k}^k, \quad w^k \in OD^k, \quad k = 1, \dots, m.$$

Композитный быстрый градиентный метод (и различные его вариации с адаптивным подбором константы Липшица градиента, универсальный метод и др.) обладает прямо-двойственной структурой. Это означает, что генерируемые этим методом последовательности $\{t^i\}$ и $\{\tilde{t}^i\}$ обладают следующим свойством:

$$\begin{aligned} & \gamma^1 \psi^1 (\tilde{t}^N / \gamma^1) + \sum_{e \in E} \sigma_e^* (\tilde{t}_e^N) - \\ & - \min_{t \in \text{dom } \sigma^*} \left\{ \frac{1}{A_N} \left[\sum_{i=0}^N a_i \cdot (\gamma^1 \psi^1 (t^i / \gamma^1) + \langle \nabla \psi^1 (t^i / \gamma^1), t - t^i \rangle) \right] + \right. \\ & \quad \left. \sum_{e \in E} \sigma_e^* (t_e) \right\} \leq \frac{C L_2 R_2^2}{A_N}, \end{aligned}$$

где C – небольшая (как правило, ≤ 10) константа, зависящая от метода, $a_N \sim N$, $A_N = \sum_{i=0}^N a_i$, $A_N \sim N^2$, R_2 – евклидов размер решения задачи (2).

Теорема 2. Пусть задача (2) решается прямо-двойственным методом, генерирующим последовательности $\{t^i\}$ и $\{\tilde{t}^i\}$, тогда

$$0 \leq \left\{ \gamma^1 \psi^1 \left(\tilde{t}^N / \gamma^1 \right) + \sum_{e \in E} \sigma_e^* \left(\tilde{t}_e^N \right) \right\} - \Psi \leq \frac{CL_2 R_2^2}{A_N},$$

где

$$f^i = \Theta x^i = -\nabla \psi^1 \left(t^i / \gamma^1 \right), \quad x^i = \left\{ x_{p^k}^{k,i} \right\}_{p^k \in P_{w^k}^k, w^k \in OD^k}^{k=1, \dots, m},$$

$$x_{p^k}^{k,i} = d_{w^k}^k \frac{\exp \left(-g_{p^k}^k \left(t^i \right) / \gamma^k \right)}{\sum_{\tilde{p}^k \in P_{w^k}^k} \exp \left(-g_{\tilde{p}^k}^k \left(t^i \right) / \gamma^k \right)},$$

$$\bar{f}^N = \frac{1}{A_N} \sum_{i=0}^N a_i f^i, \quad \bar{x}^N = \frac{1}{A_N} \sum_{i=0}^N a_i x^i.$$

Приведенная теорема 2 оценивает число необходимых итераций. Но на каждой итерации необходимо считать $\nabla \psi^1(t/\gamma^1)$, а для ряда методов и $\psi^1(t/\gamma^1)$ (например, для всех адаптивных методов, настраивающихся на параметры гладкости задачи). Можно показать (с помощью сглаженного варианта метода Форда – Беллмана), что для этого достаточно сделать $O(|O^1| |E| L)$ арифметических операций, где L – число ребер в самом длинном пути. Однако необходимо обговорить один нюанс. Для возможности использовать сглаженный вариант метода Форда – Беллмана необходимо предположить, что любые движения по ребрам графа с учетом их ориентации являются допустимыми, т. е. множество путей, соединяющих заданные две вершины (источник и сток), — это множество всевозможных способов добраться из источника в сток по ребрам имеющегося графа с учетом их ориентации.