

Влияние сетевых эффектов на потребительский выбор пользователей цифровых платформ

Научный руководитель – Киреев Андрей Владимирович

Являнская Евгения Александровна

Студент (магистр)

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Экономический факультет, Москва, Россия

E-mail: evgeniya.yavlyanskaya@gmail.com

Крупные цифровые платформы по типу Airbnb, Amazon, Booking, Expedia, Ebay, Uber, TripAdvisor и многие другие встраивают в качестве своего основного функционала возможность оставлять отзывы. Обмен мнениями о продукте/услуге/локации для путешествий создает предпосылки для возникновения такого феномена, как сетевые эффекты. Причем, как ни парадоксально, позитивные экстерналии часто образуются именно за счет того, что пользователи потребляют один и тот же продукт [Hamami T., 2019]. Следовательно, отзывы и рейтинги на платформах служат в этом смысле компонентообразующим элементом графа пользователей. Иначе говоря, их можно ассоциировать ребрами в графе связей между пользователями, если применительно к TripAdvisor считать связанными пользователей, посетивших один и тот же отель.

Логично предположить, что основной сетевой эффект просачивается именно через центральных пользователей в графе – так называемых "influencers". Отсюда возникает вопрос: как же определить таких пользователей в графе и какое полезное знание может нести информация о локальных центроидах графа в терминах сетевых эффектов?

Ответ на этот вопрос, на самом деле, – задача многих агрегаторов, которые строят рекомендательные системы на базе конвертируемой внутри платформы обратной связи. Автор [Duffy A., 2015] в своей статье как раз делает отсылку к базовой модели распространения продукта, вводя новый термин "цифрового сарафанного радио". Сила такого явления состоит в его некоммерческой подоплеке. В литературе неоднократно [Va and Pavlou, 2002; Chevalier and Mayzlin, 2006; Gretzel and Yoo, 2008] приводятся свидетельства того, что "цифровое сарафанное радио" помогает пользователям делать выбор в пользу того или иного отеля и, как следствие, формирует их поведенческий паттерн в отношении выбора путешествий.

При этом, если взглянуть на взаимосвязи отелей и пользователей, то нетрудно заметить, что они образуют двудольный граф вида:

$$G(H, U, E), \text{ где}$$

- H – множество вершин, обозначающих отели,
- U – множество вершин, обозначающих пользователей платформы TripAdvisor,
- E – ребра, соединяющие отелей и пользователей.

Матрица связности двудольного графа $G(H, U, E)$ имеет вид:

$$M = \{m_{ij}\} = \begin{cases} w_{ij}, & \text{если } (i, j) \in E \\ 0, & \text{если } (i, j) \notin E \end{cases}, \text{ где}$$

w_{ij} – вес ребра, который обозначает рейтинг, присвоенный отелю j пользователем i .

В рамках ответа на исследовательский вопрос предполагается проверить следующие гипотезы:

- H_1 : На платформе TripAdvisor действуют положительные сетевые эффекты, которые влияют на выбор пользователей в отношении отелей, т.е. можно построить такой рекомендательный алгоритм, где вероятности появления новых связей между вершинами H и U в двудольном графе будут ненулевыми.
- H_2 : Сетевые эффекты преимущественно передаются через сетеобразующих пользователей – influencers. Кроме того, можно узнать вектор характеристик, которые формируют разные кластеры пользователей. При этом можно будет достоверно сказать, какую долю сетевого эффекта объясняют центральные в своих кластерах пользователи.
- H_3 : Введение рекомендательного алгоритма, предсказывающего вероятности появления связей между пользователями и отелями через сетевые эффекты, положительно скажется на прибыли отелей. Проверить это можно с помощью методов имитационного моделирования, совмещая агентский и системно-динамический подходы.

Однако, чтобы проверить данные гипотезы, недостаточно использовать только структуру двудольного графа, так как в нем довольно сложно выявить кластеры вершин одного множества в каждом множестве, а именно – в множестве пользователей, которое составляет интерес. Поэтому кажется разумным, следуя интуиции [Каца В., 2020], сделать проекцию G_U графа G :

$$G_U = (U, E_U)$$

Пусть $N(u)$ – число соседей вершины u из доли U в графе $G(H, U, E)$. Тогда соединим вершины u_1 и u_2 ребром (u_1, u_2) в графе G_U , если у них есть хотя бы один общий сосед в графе G , то есть $N(u_1) \cap N(u_2) \neq \emptyset$.

Таким образом, параметрическая графовая регрессия позволит проверить значимость переменных, учитывающих структуру графа G_U . Это, в свою очередь, позволит проверить первую гипотезу о влиянии сетевых эффектов на выбор пользователями того или иного отеля. Если в этой регрессии также значимы дамми-переменные кластеров либо другие прокси-переменные ближайшего «influencer», то это означает, что сетевой эффект передается через них. В случае принятия второй гипотезы условно на выполнение первой частное срединных эффектов покажет, какую долю сетевого эффекта объясняют именно «influencers».

Источники и литература

- 1) Ba, S. and Pavlou, P.A. (2002), “Evidence of the effect of trust in electronic markets: Price premiums and buyer behavior”, MIS Quarterly, Vol. 26 No. 3, pp. 243–267
- 2) Chevalier, J.A. and Mayzlin, D. (2006), “The effect of word of mouth on sales: Online book reviews”, Journal of Marketing Research, Vol. 43 No. 3, pp. 345–354
- 3) Duffy, A. (2015). Friends and fellow travelers : comparative influence of review sites and friends on hotel choice. Journal of Hospitality and Tourism Technology, 6(2), 127-144

- 4) Gretzel, U. and Yoo, K.K. (2008), “Use and impact of online travel reviews”, *Information and Communication Technologies in Tourism*, 2008, pp. 35-46
- 5) Hamami, T. (2019), Network Effects, Bargaining Power, and Product Review Bias: Theory and Evidence. *J Ind Econ*, 67: 372-407
- 6) Kaya, B. (2020) ‘Hotel recommendation system by bipartite networks and link prediction’, *Journal of Information Science*, 46(1), pp. 53–63