

МОДЕЛИРОВАНИЕ СЛОЖНЫХ КЛИЕНТСКИХ СЕТЕЙ В СФЕРЕ УСЛУГ

А. С. Сыркин

Дальневосточный федеральный университет, Владивосток, Россия
E-mail: syrkin.as@dvfu.ru

В статье представлена гибридная графовая модель НЕВА (Hybrid Enhanced Barabasi-Albert with Triadic Closure), предназначенная для моделирования сложных клиентских сетей в сфере услуг. Работа включает систематизацию методов сетевого анализа, обоснование математического аппарата и описание алгоритма генерации сети. Приведены экспериментальные результаты моделирования, которые подтверждают применимость подхода для анализа клиентских взаимодействий, сегментации и прогнозирования рисков.

MODELING OF COMPLEX CUSTOMER NETWORKS IN THE SERVICE INDUSTRY

A. S. Syrkin

The paper presents a hybrid graph model HEBA (Hybrid Enhanced Barabasi-Albert with Triadic Closure) for modeling complex customer networks in the service sector. The study includes a systematization of network analysis methods, justification of the mathematical apparatus, and a description of the network generation algorithm. Experimental results of simulation confirm the applicability of the approach for analyzing customer interactions, segmentation, and risk prediction.

Современные исследования в области анализа сложных сетей показывают, что традиционные статистические методы не способны учитывать множественность уровней взаимодействий [1]. Особое значение приобретают методы теории графов, которые позволяют моделировать как локальные, так и глобальные структуры клиентских сетей. Важно подчеркнуть, что в сфере услуг взаимодействие клиентов часто носит нелинейный характер: рекомендации, социальное влияние и аномалии играют ключевую роль [10]. Именно поэтому применение гибридных сетевых моделей, таких как НЕВА, обеспечивает новое качество анализа.

Современный рынок услуг характеризуется высоким уровнем конкуренции и сложной структурой взаимодействия клиентов с организациями. Каждый клиент может принадлежать сразу к нескольким сегментам, взаимодействовать с другими, пользователями и влиять на динамику спроса. Классические методы анализа, такие как регрессия, факторный анализ недостаточно хорошо описывают нелинейные зависимости и структурные эффекты, поэтому на первый план выходит использование сетевых моделей и теории графов.

Целью работы является построение математической модели, позволяющей более полно описать динамику клиентских сетей. Основное внимание уделяется гибридной модели НЕВА, которая позволит улучшить классическую модель Барабаши-Альберт за счет учета веса узлов, триадной замкнутости, атрибутивного

сходства и динамики весов связей [5].

Важной задачей является оценка устойчивости сетей. Для этого применяются методы анализа связности, которые позволяют определить критические вершины и рёбра. Центральность посредничества (betweenness centrality) помогает выявить клиентов, через которых проходят ключевые пути взаимодействия. Центральность по близости позволяет определить узлы, наиболее приближенные ко всем остальным в сети, что важно для таргетинга маркетинга. Таким образом, методы сетевого анализа предоставляют аналитикам мощный инструмент для управления рисками.

Сетевой анализ представляет собой совокупность методов, позволяющих исследовать структуру и поведение сложных систем. Ключевые метрики включают: степень узлов (число связей); коэффициент кластеризации; показатели центральности (по степени, близости, посредничеству); плотность сети [4].

Алгоритмы кластеризации, такие как Label Propagation или модульность Ньюмана, позволяют выявлять сообщества клиентов [3]. Методы обнаружения аномалий применяются для выявления мошеннических транзакций и подозрительных взаимодействий. Распространение влияния исследуется через модели Independent Cascade и Linear Threshold.

Модель НЕВА расширяет классическую модель Барабаши-Альберт за счет нескольких факторов. Во-первых, введение веса узлов позволяет учитывать неоднородность клиентов: активные и влиятельные клиенты имеют более высокую вероятность получения новых связей. Во-вторых, триадная замкнутость отражает социальное правило, подобное тому, что вероятность установления связи между двумя людьми возрастает, если у них есть общие друзья. В-третьих, введение меры атрибутивного сходства позволяет объединять клиентов в кластеры на основе их характеристик [2]. Таким образом, модель НЕВА является более реалистичной и способной воспроизводить свойства реальных сетей.

Модель НЕВА строится на основе классической модели Барабаши-Альберт, но дополняется рядом механизмов. Формально, сеть описывается графом $G=(V,E,A)$, где V – множество клиентов, E – связи, A – атрибуты узлов.

Вероятность присоединения новой вершины u к существующему узлу v определяется формулой 1:

$$P(u \rightarrow v) \propto (\text{deg}(v) + \alpha) \cdot \varphi_v + \beta \cdot T(u, v) + \gamma \cdot S(x_u, x_v)$$

Здесь $\text{deg}(v)$ – степень узла, φ_v – вес, $T(u, v)$ – мера триадной близости, $S(x_u, x_v)$ – функция сходства атрибутов.

Для моделирования изменения силы связей используется уравнение 1:

$$w_{ij}(t + 1) = (1 - \delta) \cdot w_{ij}(t) + \eta \cdot I\{\text{interaction}(i, j)\}$$

Активность клиентов во времени учитывается уравнением 2:

$$\varphi_i(t + 1) = \varphi_i(t) \cdot (1 - \lambda) + \xi_i(t)$$

Таким образом, модель сочетает структурные, атрибутивные и динамические факторы.

Алгоритм генерации сети НЕВА включает следующие шаги:

1. Инициализация стартового графа из n_0 узлов.
2. Добавление нового узла с атрибутами и весом.

3. Выбор m связей на основе вероятностной меры $P(u \rightarrow v)$.
4. Добавление рёбер и триадной замкнутости.
5. Обновление весов связей и фитнеса.
6. Повтор шагов до достижения N узлов.

Данный алгоритм обеспечивает воспроизводимость свойств реальных клиентских сетей.

При моделировании клиентских сетей особенно важно сравнивать свойства синтетически полученных графов с эмпирическими данными. В случае сети НЕВА наблюдается степенное распределение степеней, характерное для реальных социальных и экономических сетей. Коэффициент кластеризации также выше по сравнению с моделью Барабаши-Альберт, что подтверждает наличие сообществ. Более того, варьируя параметры α , β и γ , можно получать сети с различными уровнями плотности и сегментированности, что позволяет адаптировать модель под конкретные задачи бизнеса.

Для проверки свойств модели была сгенерирована сеть из 500 узлов. Анализ показал, что распределение степеней соответствует степенному закону, а коэффициент кластеризации превышает аналогичный показатель классической модели Барабаши-Альберт [6]. Это свидетельствует о лучшей воспроизводимости свойств реальных социальных сетей.

Модель НЕВА может применяться в следующих направлениях:

1. Сегментация клиентов на основе структурных и атрибутивных характеристик;
2. Выявление лидеров мнений и ключевых клиентов [9];
3. Обнаружение аномалий и предотвращение мошенничества;
4. Оптимизация программ лояльности и маркетинговых кампаний.

Таким образом, предложенный подход имеет перспективу в банковской сфере, страховании и управлении рисками. Разработанная модель НЕВА открывает возможности для практического применения в банковской сфере, страховании, маркетинге и прогнозировании поведения клиентов [7].

Гибридная модель НЕВА является усовершенствованной версией модели Барабаши-Альберт и позволяет учитывать атрибуты клиентов, замкнутость триад и динамику взаимодействий. Практическое исследование показало её применимость для моделирования клиентских сетей в сфере услуг.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Aka K. G. Actor-network theory-based applications in sustainability // *Cleaner Production Letters*, 2025. P. 507-511.
2. Barabási A.-L., Albert R. Emergence of scaling in random networks // *Science*. 1999. Vol 286 (509).
3. Berahmand K. et al. Attributed graph clustering using label propagation // *Journal of King Saud University*. 2022.
4. Efrati S., Reich Y. System flow centrality index // *Expert Systems With Applications*. 2025.
5. Jia S. et al. Exploring triad-rich substructures in complex networks // *Physica*. 2017.
6. Laghridata C., Essalih M. Centrality measures for social network analysis // *Procedia Computer Science*. 2023.

7. *Luo H.* Banking systemic risk during COVID-19 // *Heliyon*. 2022.
8. *Meghanathan N.* Analysis of correlation between maximal clique size and centrality // *Egyptian Informatics Journal*. 2021.
9. *Tang J., Qu J., Song S., Zhao Z., Du Q.* GCNT for influential seed set in social networks // *Journal of King Saud University*. 2024.
10. *Xing L., Li S., Zhang Q.* Anomalous behavior detection in social networks // *Journal of King Saud University*. 2024. Vol. 36 (1). P. 102-158.