

АГЕНТНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И СЛУЧАЙНЫЕ ГРАФЫ

М.Н. Юдина (Омск)

Моделирование сетей и сетевых процессов в последние десятилетия вызывает огромный интерес. Как правило, в качестве моделей больших сетей (телекоммуникационных сетей, социальных сетей, молекулярных сетей клетки и т.д.) используются случайные графы. Случайные графы нашли применение в таких областях науки как статистическая физика, биоинформатика, теория игр и ее приложения для моделирования социальных и экономических процессов. Поэтому естественно, что генерация случайных графов поддерживается и в системах имитационного моделирования, типа AnyLogic, где случайные графы используются в качестве структуры взаимодействия агентов. Тем не менее, система AnyLogic (как и многие другие системы имитационного и/или агентного моделирования) поддерживает ограниченное число моделей сетей: граф Уотса-Строгатса («Малый мир»), граф Барабаши-Альберт («Безразмерный»), конфигурационная модель классического случайного графа («Случайный»), случайный геометрический граф, решетчатая модель в виде кольца с заданной степенью связности вершин («Кольцо»). Этим моделям часто недостаточно для моделирования больших сетей. Так, на рис. 1 представлены результаты моделирования числа агентов, принявших инновацию в результате выполнения агентной модели BassDiffusionAgentBased из числа стандартных моделей Anylogic. Использовались параметры модели по умолчанию: $AdEffect = 0.011$, $AdoptionFraction = 0.015$, $ContactRate = 100$. При этом в качестве структуры взаимодействия агентов использовались различные случайные графы, доступные в системе AnyLogic. Параметры генерации случайных графов подобраны так, чтобы в случайном графе и моделируемой сети (моделью которой был взят граф Internet AS [1], содержащий 22963 вершины и 48436 ребер) было одинаковое число вершин и, если возможно, одинаковое число ребер. В графе Уотса-Строгатса также было достигнуто соответствие по коэффициенту кластеризации [2]: при параметре $p = 0,2$ значение коэффициента кластеризации – 0,12, что соответствует значению коэффициента кластеризации графа Internet AS.

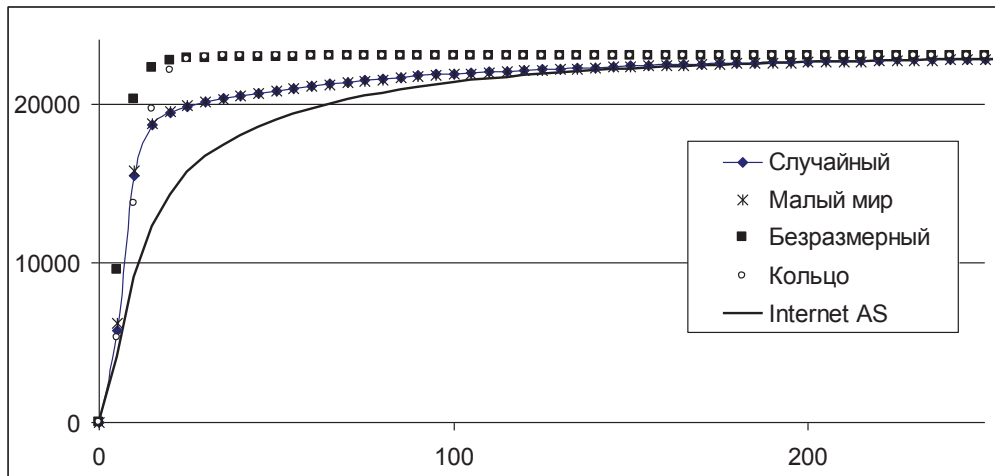


Рис. 1. Число принявших инновацию агентов (Adopters) при использовании различных структур взаимодействия между агентами в системе AnyLogic

Тем не менее, как можно видеть на рис. 1, несмотря на соответствие по некоторым характеристикам случайных графов и графа Internet AS этого оказывается недостаточно для качественного моделирования сетевых процессов. Это связано с несоответствием графов по другим структурным характеристикам. Таким образом, хотя предоставляемые в AnyLogic случайные графы являются популярными (с помощью рассмотренных моделей сетей удалось объяснить повышенную чувствительность больших сетей к распространению вирусов, устойчивость к случайным отказам элементов сетей и т.д.), но возможностей их калибровки (подбора параметров генерации) не хватает для построения адекватной модели. Таким образом, стоит задача разработки таких случайных графов и средств их калибровки, которые

позволят строить модели сетей, с помощью которых можно достичь лучшего соответствия по структурным характеристикам случайных графов и графов исследуемых сетей. В данной работе рассмотрена одна из таких моделей сетей – случайный граф с нелинейным правилом предпочтительного связывания (граф с НППС). Граф с НППС позволяет реализовать графы с заданным распределением степени связности вершин (РСС вершин), двумерным распределением степеней связности концевых вершин ребер (РСС ребер) и коэффициентом кластеризации.

Графы с нелинейным правилом предпочтительного связывания (НППС)

Случайный граф с НППС генерируются пошагово. На каждом шаге генерации добавляется приращение графа – новая вершина со случайным числом k ребер. Количество ребер в приращении задается некоторым дискретным распределением вероятностей $\{r_k\}$. Вершина i для присоединения свободными концами ребер приращения выбирается с вероятностью p_i пропорциональной некоторой функции f от степени связности k_i вершин:

$$p_i = f(k_i) / \sum_{j=1}^N f(k_j)$$

где N – число вершин в графе на очередном шаге генерации. При использовании функции $f(k) = k$, граф с НППС является графом Барабаши-Альберт и реализуется известное правило «богатый становится богаче». Задача калибровки для графов с НППС заключается подборе параметров генерации графа $f(k)$ и $\{r_k\}$ для реализации заданных структурных характеристик. Задача калибровки по РСС вершин решена в работе [3], при этом в отличие от имеющихся в AnyLogic случайных графов, граф с НППС позволяет реализовать любое заданное РСС вершин. Граф, получаемый применением метода калибровки [3] будем называть граф с НППС-1. В работе [3] получены следующие параметры генерации графа с НППС-1: $r_1 = 0,3414$, $r_2 = 0,4224$, $r_3 = 0,0966$, $r_4 = 0,0645$, $r_5 = 0,0750$, обеспечивающие требуемую среднюю степень связности. Значения функции предпочтения $f(1), \dots, f(5)$ равны соответственно 0, 0, 0, 0,6329, 3,8769, а при $k > 5$ вычисляются по формуле $f(k) = 0,8949 \cdot k$

На рис 2. представлены РСС вершин для используемых в качестве структур взаимодействия агентов случайных графов, а также РСС вершин графа InternetAS моделируемой сети автономных систем интернета.

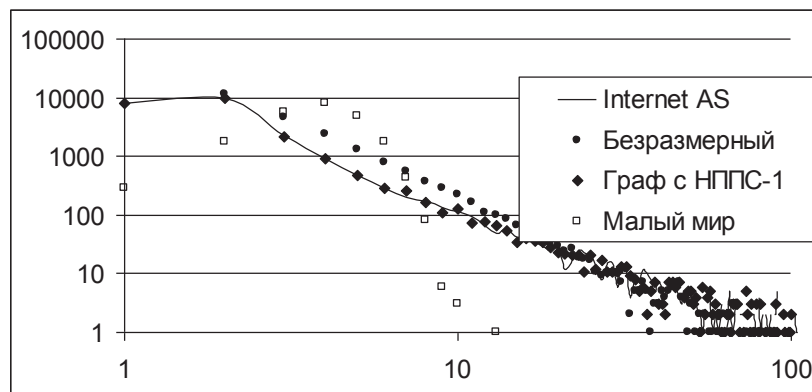


Рис. 2. РСС вершин рассматриваемых графов

Несоответствие РСС вершин графа с НППС и РСС вершин графа InternetAS при больших степенях связности объясняется недостаточным количеством реализаций вершин с заданной степенью связности в графах.

Для графов с НППС задача комплексной калибровки – калибровки по РСС вершин и РСС ребер одновременно (рис. 3), – решена в работе [4]. Граф, получаемый применением метода комплексной калибровки [4], будем называть граф с НППС-2. В работе [4] для такого графа получены следующие параметры генерации. Распределение числа ребер в приращении равно $\{r_1, \dots, r_{20}\} = \{0,37009; 0,45798; 0,106; 0,0331; 0,00214; 0,00819; 0,00384; 0; 0,00386; 0; 0; 0,0038;$

0.00173; 0; 0; 0; 0; 0.00093; 0.00047; 0.00788}. Функция предпочтения $f(k)$ задана рядом $f(1), \dots, f(20) = 0.08389; 0.15189; 0.76084; 1.75237; 2.52761; 3.5848; 4.25984; 4.5506; 5.43441; 5.71515; 5.92737; 7.25874; 8.181; 8.51582; 8.806; 9.0512; 9.25108; 10.0695; 10.6298; 17.8403$, а при $k \geq 21$, $f(k) = 0.89202 \cdot k$.

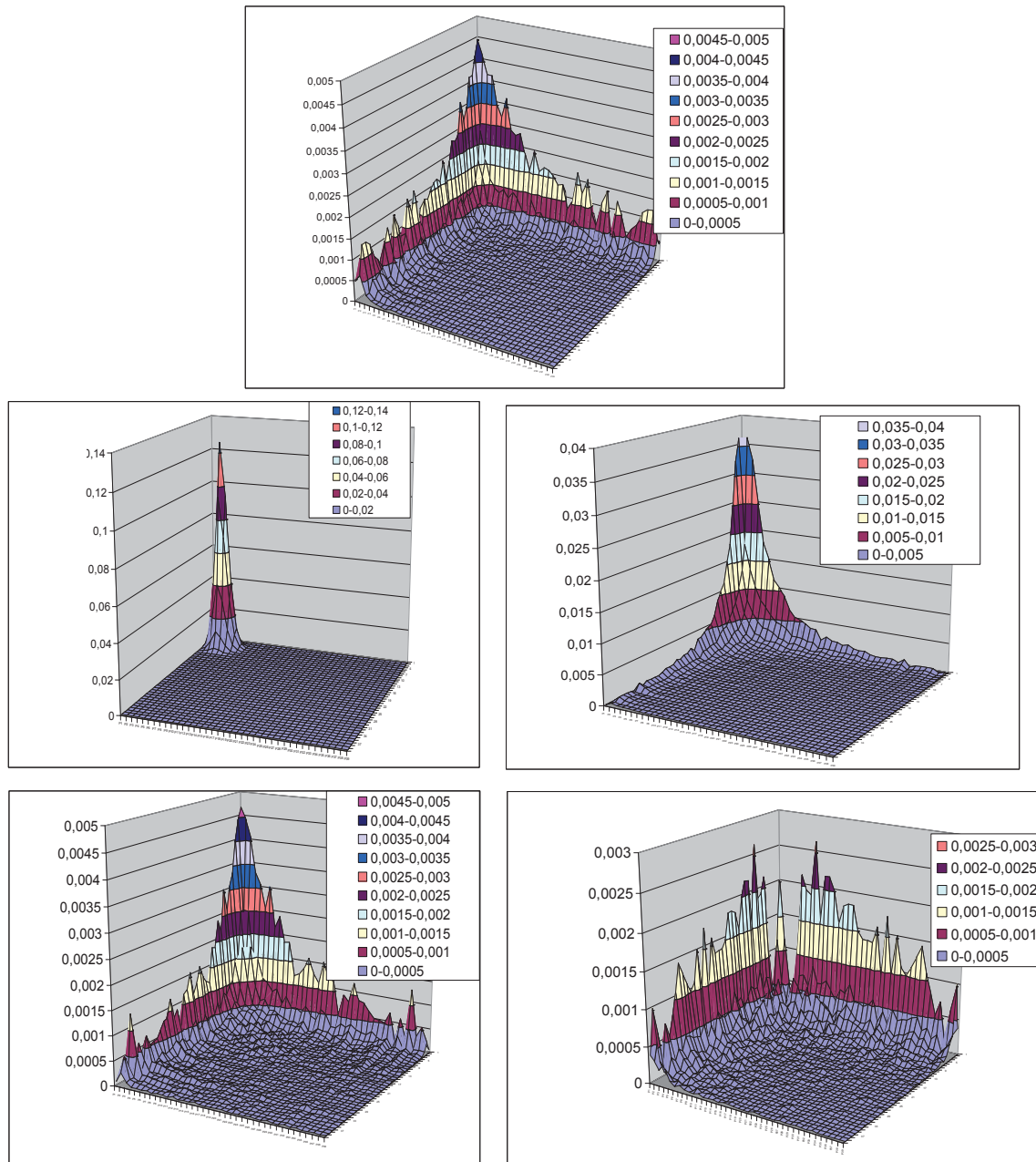


Рис. 3. PCC ребер используемых графов: а) граф Internet AS, б) граф Уотса-Строгатса («Малый мир»), в) граф Барабаши-Альберт («Безразмерный»), г) граф с НППС-2, д) граф с НППС-1

Как можно видеть на рис. 3, использование графа с НППС-2 позволяет с достаточной точностью реализовать PCC ребер (рис. 3г) соответствующее PCC ребер графа моделируемой сети – графу InternetAS (рис. 3а). В то же время PCC ребер других рассматриваемых графов, доступных в AnyLogic, сильно отличаются от PCC ребер графа InternetAS.

Путем некоторой модификации графов с НППС и доработки метода комплексной калибровки в работе [5] предложен метод, позволяющий генерировать графы с заданным PCC верши, PCC ребер и коэффициентом кластеризации. Граф, получаемый путем использования

калибровки из работы [5], будем называть граф с НППС-3. Параметры генерации приведены в статье [5].

Моделирование случайных отказов

Примем за меру надежности графа долю вершин в максимальном связном компоненте после случайных удалений вершин/ребер к общему числу вершин в графе. На рис. 4 представлены результаты моделирования надежности графа сети автономных систем интернета по 100 статистическим экспериментам. В качестве моделей сети использовались графов InternetAS, а также ее модели на основе случайных графов.

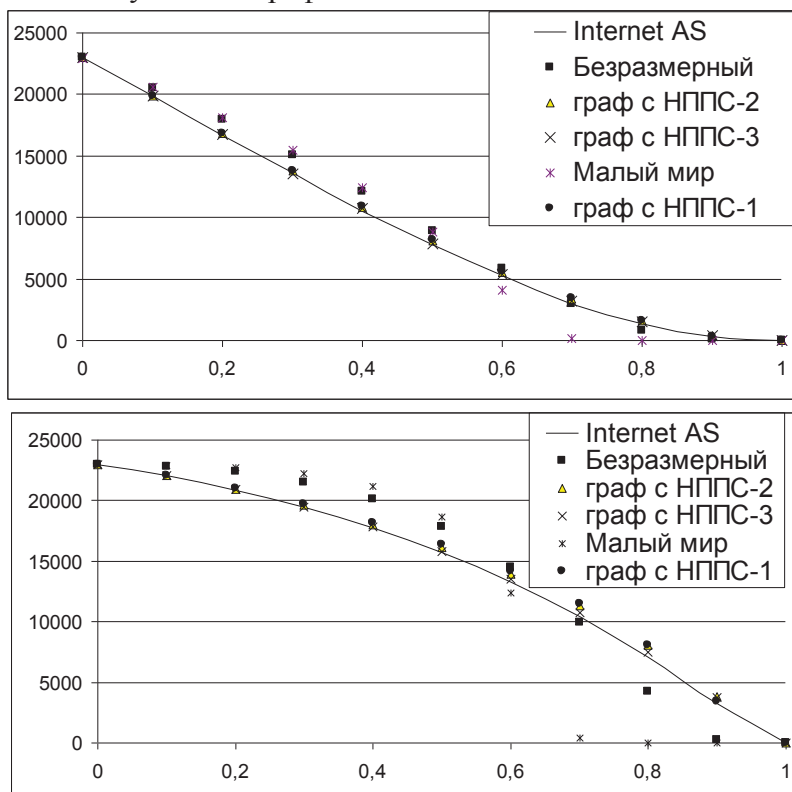


Рис. 4. Надежность графов при случайных удалениях вершин (сверху) и ребер (снизу). Рассматривается доля вершин в наибольшей компоненте связности

Как можно видеть, результаты моделирования в графе Internet AS наиболее точно воспроизводятся в модели на основе графа с НППС-3, с достаточной степенью адекватности можно использовать граф с НППС-1 и граф с НППС-2.

Моделирование распространения вируса

На рис. 5 изображена доля «инфицированных» агентов в зависимости от вероятности «заражения» агента от другого инфицированного агента при использовании известной агентной эпидемиологической модели «восприимчивый» – «инфицированный» – «восприимчивый» (SIS), в качестве структур взаимодействия агентов использовались рассматриваемые в данной работе графы. Рассматривается реализация модели, при которой инфицированные на предыдущем шаге агенты на следующем шаге переходят с вероятностью единица в состояние «восприимчивый».

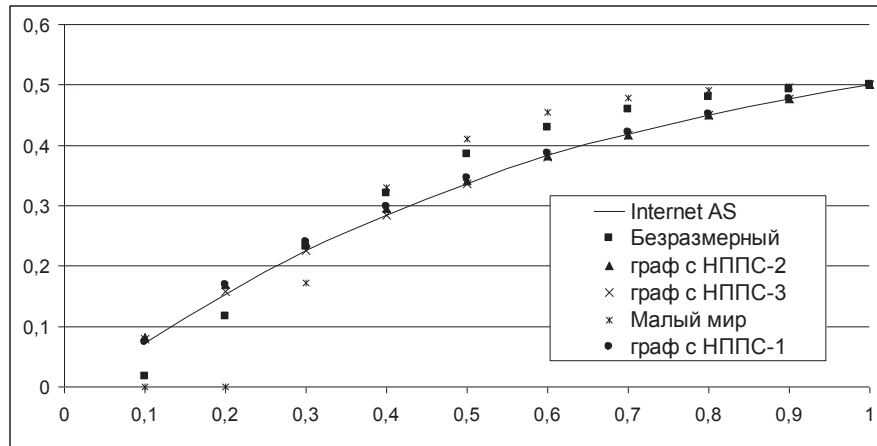


Рис. 5. Доля вершин в состоянии «инфицированный» при различных значениях коэффициента распространения инфекции

Исследования доли инфицированных агентов в SIS-модели при различных вероятностях «заражения» соседних агентов также указывают на то, что увеличение числа воспроизводимых характеристик исследуемой сети случайными графами повышает точность моделирования сетевого процесса.

Заключение

Развитие моделей больших сетей является одной из актуальных задач агентного моделирования. Эта задача достаточно успешно решается для евклидовых графов (GIS, плоские решетчатые модели, случайные геометрические графы). В данной работе рассматриваются возможности использования случайных графов без привязки к пространству, а именно рассматриваются графы предпочтительного связывания и их возможности для моделирования сетевых процессов. Графы предпочтительного связывания интересны еще и тем, что позволяют прогнозировать рост сетей. Как показали результаты моделирования случайных отказов элементов сети и моделирования процесса распространения вируса, подбор параметров генерации графов предпочтительного связывания для реализации заданных структурных характеристик графов позволяет повысить точность моделирования. Аналогичные результаты получаются при моделировании других сетевых процессов (рис. 6).

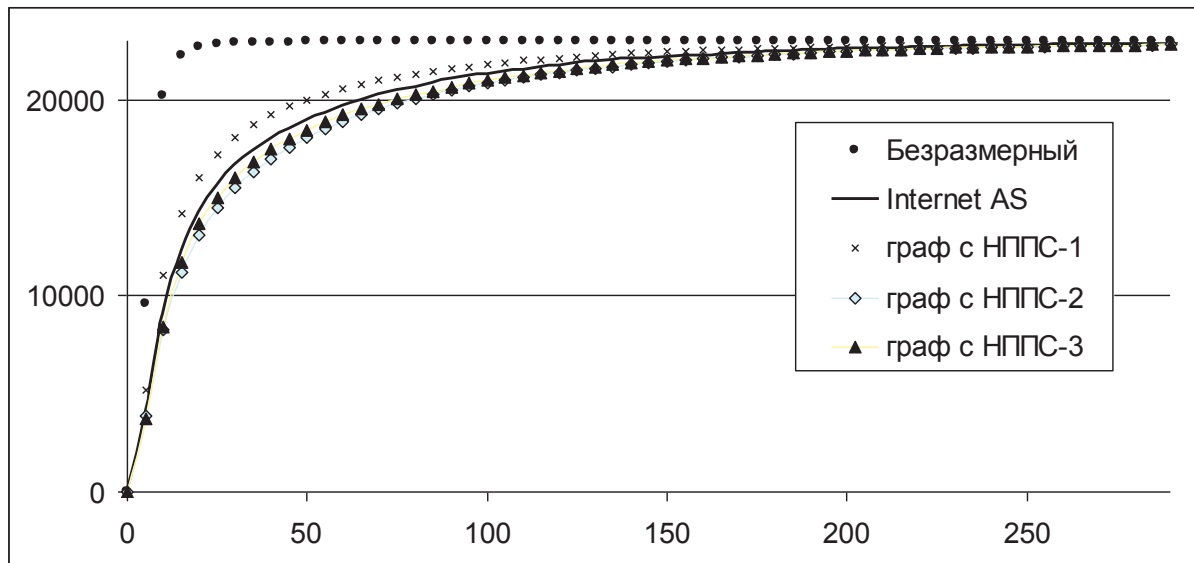


Рис. 6. Число принявших инновацию агентов (Adopters) в модели BassDiffusion при использовании различных структур взаимодействия между агентами

Калибровка случайных графов предпочтительного связывания по РСС вершин реализована в университетской системе агентного моделирования Simbigraph [6]. Калибровка по РСС ребер и

коэффициенту кластеризации тоже может быть автоматизирована с использованием формул, полученных в работах [3-5]. Реализация средств калибровки случайных графов в развитых системах агентного моделирования позволит решить задачи исследования «негеометрических» сетей и сетевых процессов: сети интернета (в том числе социальные сети) и молекулярные сети клетки (генные сети, сети белковых взаимодействий) и другие большие сети современного « сетевого общества ».

Литература

1. Структура автономных систем сети Интернет, воссозданная на основе BGP таблиц, 2006 г. - URL: <http://www-personal.umich.edu/~mejn/netdata/as-22july06.zip> -Дата обращения: 01.09.2019.
 2. Newman, M.E.J. The structure and function of complex networks // SIAM Rev. – 2003. – V.45(2). – P. 167–256.
 3. Zadorozhnyi V. N., Yudin E. B. Growing network: models following nonlinear preferential attachment rule // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. 2015. Т. 428, С. 111–132.
 4. Zadorozhnyi V. N. Yudin E. B., Yudina M. N. Analytical and Numerical Methods of Calibration for Preferential Attachment Random Graphs // International Siberian conference on control and communications (SIBCON–2017), Kazakhstan, Astana expo–2017, June 29–30, 2017. DOI: 10.1109/SIBCON.2017.7998461.
 5. Zadorozhnyi V.N., Yudina M.N., Yudin E.B. Graphs with complex stochastic increments // 11th International IEEE Scientific and Technical Conference "Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines", Dynamics 2017. Proceedings. – Omsk, Nov. 12-14, 2017. – P. 1–8.
- Юдин Е. Б., Задорожный В. Н., Пендер Е. А. Случайные графы с нелинейным правилом предпочтительного связывания в системе агентного моделирования SIMBIGRAPH/Имитационное моделирование. Теория и практика / материалы 5-й Всерос. Конф. – СПб: ФГУП ЦНИИТС, 2011. – Т. 1. – С. 425-429