

Турлакова Светлана Сергеевна,*канд. экон. наук, доцент*

Институт экономики промышленности НАН Украины

ул. Марии Капнист, 2, г. Киев, 03057, Украина

E-mail: svetlana.turlakova@gmail.com<https://orcid.org/0000-0002-3954-8503>

МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ УПРАВЛЕНИЯ СТАДНЫМ ПОВЕДЕНИЕМ В СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

Определена актуальность выявления и обобщения закономерностей и особенностей методов моделирования процессов управления стадным поведением в социально-экономических системах. Проведен анализ методов моделирования процессов управления стадным поведением в экономических системах для выбора адекватного инструмента построения моделей управления стадностью.

Рассмотренные модели, используемые для исследования процессов проявления стадности в различных системах управления, учитывают наличие собственных (состояний) агентов «мнений», изменение мнений под влиянием других членов систем управления, различную значимость мнений (влиятельности, доверия) одних агентов для других, степень подверженности агентов влиянию, существование косвенного влияния, «лидеров мнений», порога чувствительности к изменению мнения окружающих. Некоторые из моделей учитывают локализацию групп, наличие специфических социальных норм, факторы «социальной корреляции», внешние факторы влияния, лавинообразные эффекты (каскады), активность агентов, возможность образования группировок и коалиций, неполную и/или асимметричную информированность агентов, взаимную информированность (рефлексию) агентов. Приведенные модели в рамках выделенных характеристик моделируемых систем управления позволяют достаточно полно представить предметную область и описать поведение агентов. Однако не существует универсальной модели, описывающей стадное поведение в социально-экономических системах. Применение рассмотренных моделей для эффективного управления процессами проявления стадного поведения в социально-экономических системах требует адаптации для систем, в рамках которых они будут использоваться.

Для моделирования стадного поведения в социально-экономических системах ключевыми параметрами являются размер группы, в которой функционируют агенты, характер структуры системы управления (наличие иерархии подчиненности агентов или ее отсутствие), характер процессов принятия решений агентами (статический, динамический), детерминированность и наличие стохастических компонент в структуре рефлексивных характеристик агентов, опосредующих их выбор. Учет перечисленных параметров в выборе инструментов моделирования проявлений стадного поведения в социально-экономических системах позволит эффективно управлять стадностью в рамках исследуемых систем.

Ключевые слова: математическая модель, моделирование, стадное поведение, социально-экономическая система, агент, информированность, рефлексия, управление.

JEL: C02, C52, C53, P00

Исследование иррациональных проявлений агентов в процессе принятия решений является мейнстримом современной экономической науки. Особенно актуальным направлением исследований становится

в условиях перехода к четвертой промышленной революции, когда в процессах принятия решений возрастает роль информации, в том числе цифровой, открыт доступ к использованию Big Data, различных си-

© С.С. Турлакова, 2020

стем поддержки принятия решений, сети Internet и т.д. В октябре 2017 г. Р. Таллер получил Нобелевскую премию за вклад в исследование поведенческой экономики, в основе которой лежит теория перспектив Д. Канемана и А. Тверски (Kahneman, Tversky, 1979). Теория перспектив опирается на факты отклонения поведения лица, принимающего решение (ЛПР), от постулата рациональности, плацдармом для развития которой явилась работа нобелевского лауреата М. Алле (Алле, 1994). Ученый поставил под сомнение тот факт, что на практике в процессе принятия решений субъекты всегда руководствуются рациональными мотивами поведения. Аналогично, в работе Р. Таллера (Thaler, 2015) речь идет о влиянии на выбор и, как следствие, на результат принятия решений экономическими агентами рефлексивных характеристик. При этом доказано, что учет рефлексивных характеристик агентов в процессе принятия решений является определяющим в поведении агентов. Процесс и результат принятия решений напрямую зависят от информированности субъектов, их компетентности относительно предметной области, где наблюдается стадное поведение, а также внутренних (намерения ЛПР) и внешних (институциональные нормы, обычаи) интенций. Кроме того, важными являются полнота и достоверность информации, которой располагают субъекты принятия решений. Некомпетентность экономических агентов, нежелание принимать самостоятельные решения, недомотивированность, незаинтересованность, саботаж, неподчинение, желание не отличаться от толпы, чтобы спрятать свое мнение, – все это может стать причинами подражания действиям других агентов, т.е. проявлений стадного поведения.

В случае отсутствия для принятия решений достаточного количества информации или возможности ее самостоятельной обработки решения, принимаемые агентами, могут основываться на наблюдаемых ими решениях или представлениях других агентов. Свойство агентов, которое

проявляется в ориентации на подражание более авторитетным и/или другим подобным субъектам в процессе принятия решений, определяется как стадное поведение (Турлакова, 2017).

Вопросам стадного поведения в экономических системах и аспектам моделирования стадности посвящены работы таких авторов, как Д. Шарфштейн (Scharfstein, 1990), С. Бикчандани (Bikhchandani, Hirshleifer, Welch, 1998), М. Грановеттер (Granovetter, 1978), А. Банерджи (Banerjee, 1992; Banerjee, Kooi, Venturino, 2017), Д. Акерлоф (Akerlof, 1970), Д. Бернхейм (Bernheim, 1994), А. Алета, Ю. Морено (Aleta, Moreno, 2019), Г.-Я. Зонг (Zhong, Li, Jiang, Li, Tao, 2018), В. Ванг (Wang, Guo, Sun, 2019), Д. Губанов, Д. Новиков, А. Чхартишвили (Gubanov, Novikov, Chhartishvili, 2011), П. Краснощеков (Краснощеков, 1994), М. Вороновицкий (Вороновицкий, 2010; Вороновицкий, 2013), В. Бреер (Бреер, 2014а; Бреер, 2014b), Р. Лепа (Лепа, Шкарлет, Лысенко, 2012), С. Солодухин (Солодухин, 2017), В. Данич (Данич, 2013) и др. Однако при моделировании процессов управления стадным поведением возникает необходимость учета многих факторов, имеющих место в реальных социально-экономических системах, которые не всегда рассматриваются исследователями. Эти факторы и свойства обусловлены характеристиками и потребностями агентов (управляющих и подвергающихся управлению), характером их взаимодействия, свойствами самой социально-экономической системы. Среди таких свойств и характеристик в (Bernheim, 1994) выделяют: наличие собственных мнений агентов; изменение мнений под влиянием других членов социально-экономической системы; различную значимость мнений (влиятельности, доверия) одних агентов для других; различную степень подверженности агентов влиянию (конформизм, устойчивость мнений); существование косвенного влияния в цепочке социальных контактов и уменьшение такого влияния с увеличением «расстояния»; существование

«лидеров мнений», формализацию индексов влияния; существование порога чувствительности к изменению мнения окружающих; локализацию групп («по интересам», с близкими мнениями); наличие социальных норм; учет факторов «социальной корреляции» (общих для групп агентов); существование (обычно менее значимых) внешних факторов влияния (реклама, маркетинговые акции) и, соответственно, внешних агентов (средства массовой информации, производители товаров и т.п.); наличие стадий – характерных этапов динамики мнений членов социальной сети; лавинообразные эффекты (каскады), формализацию условий их возникновения и свойств распространения; воздействие структурных свойств исследуемых систем на динамику мнений; активность (целенаправленное поведение) агентов; возможность образования группировок, коалиций; неполную и/или асимметричную информированность агентов; взаимную информированность (рефлексию) агентов; игровое взаимодействие агентов; оптимизацию информационных воздействий; информационное управление. В настоящий момент исследования ученых, посвященные моделированию стадного поведения в системах различной природы, в некоторой степени носят фрагментарный характер и не учитывают всех факторов, которые оказывают влияние на агентов в социально-экономических системах. В связи с этим методы моделирования процессов управления стадным поведением в социально-экономических системах требуют более подробного изучения и анализа для выявления и обобщения закономерностей в целях дальнейшего использования в рамках соответствующих систем управления.

Целью статьи является анализ методов моделирования процессов управления стадным поведением в экономических системах для выбора адекватного инструментария построения моделей управления стадностью.

Перечисленные эффекты и свойства находят отражение в моделях, описываю-

щих реальные социально-экономические системы, в которых наблюдаются проявления стадного поведения агентов. В зависимости от особенностей проявления стадного поведения различаются подходы к моделированию стадного поведения агентов и, соответственно, процессов управления стадным поведением.

Часто для описания стадного поведения ученые используют модели, построенные на основе правил теории вероятности. При этом стадность в таких моделях реализуется путем организации связей между агентами с помощью сигналов. Так, в работе (Краснощеков, 1994) рассматривается простейшая математическая модель поведения коллектива с использованием теории вероятностей. В ее основе лежит гипотеза о том, что индивидуум, принимая решение по тому или иному вопросу, руководствуется как своим личным отношением, так и отношением к этому вопросу окружающих его субъектов (коллектива). При этом автор учитывает, что индивидууму предстоит решать в сущности одну проблему: перейти ему в некоторое состояние или нет. Для построения математической модели поведения такого агента П. Краснощеков вводит количественные оценки его отношения к данному состоянию. В простейшем случае предлагаются две такие оценки: личное (априорное) отношение к j -му состоянию, которое определяется числом $0 \leq a_j \leq 1$ и выражает вероятность того, что индивидуум готов находиться в этом состоянии, и финальное (апостериорное) отношение, сформированное после получения информации о поведении коллектива, которое определяется числом P_j и выражает вероятность того, что индивидуум пришел в данное состояние. Ученый отмечает, что модель поведения должна учитывать как абсолютно зависимых, так и абсолютно независимых индивидуумов в коллективе (Краснощеков, 1994). Для этого вводится количественная характеристика индивидуума $0 \leq \mu_j \leq 1$, которая выражает степень его независимости от состояния коллектива.

При этом считается, что $\mu_j=0$ означает абсолютную зависимость, а $\mu_j=1$ – абсолютную независимость. Содержательная суть модели выражается в том, что каждый субъект, определив так или иначе долю членов коллектива, находящихся в данном состоянии, приходит сам в это состояние с вероятностью P_j . При этом вероятность P_j является средневзвешенной величиной между априорной вероятностью и долей остальных членов коллектива, пришедших в данное состояние. Таким образом, для определения финальных вероятностей возможного поведения членов коллектива составляется система N линейных уравнений с N неизвестными.

Среди преимуществ изложенного подхода к формализации коллективного поведения следует отметить простоту модели и ее решение с использованием динамической компоненты. Кроме того, модель позволяет учитывать зависимых и независимых агентов управления. Однако состояния агентов определяются только мерой степени их зависимости от состояния коллектива, не учитываются другие индивидуальные характеристики. Кроме того, не учитывается возможность управления состоянием агентов. В связи с этим модель трудно применима для решения задач управления стадным поведением в экономических системах.

М. Вороновицкий (2010) для моделирования стадного поведения использует пример Беккера, в котором рассмотрен парадоксальный эффект, когда выбор потребителей сосредоточивается на одном из двух одинаковых по всем характеристикам товаров (ресторанов). В работе (Вороновицкий, 2010) исследован случай, когда выбор участников происходит последовательно и делается только один раз. Предполагается, что для всех потребителей существует одна и та же априорная вероятность предпочтения одного из двух товаров (ресторанов) и априорная вероятность рациональности потребителя. Каждый участник знает о выборе, сделанном его предшественниками, и для выбора исполь-

зует байесовскую стратегию. Автор исследует коллективный выбор при большой длине последовательности и различном количестве предшественников, о выборе которых знает каждый участник. Показано, что в случае, когда участник знает о выборе только одного предшественника, эффект примера Беккера (стадное поведение) отсутствует, но если ему известен выбор всех его предшественников, может возникнуть стадное поведение.

Модель достаточно интересна и позволяет учитывать выбор предшествующих агентов управления в процессе принятия решений, однако, аналогично предыдущей модели, не отражает других индивидуальных характеристик агентов, которые важны в процессе принятия решений и управления стадным поведением агентов. В связи с этим только отдельные элементы рассмотренной модели могут быть использованы в процессе моделирования управления стадным поведением в социально-экономических системах.

В публикации (Bikhchandani, Hirshleifer, Welch, 1998) для описания стадного поведения предложено использование так называемых урновых моделей, а также информационный каскад, суть которого заключается том, что если на рынке частная информация отдельных игроков не является публично доступной, то это может вести к стадному поведению. Экономические агенты, действуя на основе своей частной информации и публичной информации относительно поведения других, могут пойти в неправильном направлении, хотя коллективно, все вместе, они обладают достаточной информацией, чтобы идти туда, куда надо. Каскад развивается с большей вероятностью, если в самом начале большее количество людей совершили одинаковое действие (например, купили акции), пусть даже все из них действовали исключительно на основе своей частной информации и эти действия оказались одинаковыми совершенно случайно. Еще больше может усилить каскад действие человека, который считается гуру. Таким образом, под ин-

формационным каскадом понимается такое поведение индивида, когда он принимает решения не только на основе информации, которой располагает сам, но и учитывает то, как поступают другие. Формальная модель информационного каскада подразумевает, что индивиды принимают решения последовательно, то есть один за другим, при этом каждый последующий видит, что сделали все предыдущие, но не знает их истинных предпочтений. Данная модель показывает, что в некоторых ситуациях стадное поведение может быть оптимальным. Здесь получение информации является затратным, а наблюдение поведения других людей – это довольно дешевый способ ее получения, чем и пользуются участники рынка.

В модели, предложенной Д. Шарфштейном (Scharfstein, 1990), управляющие деньгами принимают инвестиционные решения, думая о том, что этим они посылают рынку сигнал о своей квалификации. Действия менеджеров, которые принимают «правильные» решения, должны быть одинаковы. Того, кто действует в противоход мнению основной массы, скорее признают управляющим с низкой квалификацией.

В модели А. Банержи (Banerjee, 1992) каждый человек обладает приватной информацией по какому-либо вопросу (но он не уверен, что она правильная), также может наблюдать действия других, и информация, получаемая через это наблюдение, имеет такую же ценность. Люди могут наблюдать действия других людей, но не знают их мнение и логику мышления и в принятии собственного решения руководствуются действиями основной массы.

Таким образом, в моделях принятия решений Д. Шарфштейна и А. Банержи к основным причинам стадного поведения относится то, что ЛПР считает, что получает важную информацию из наблюдений поведения других участников, а также то, что ЛПР в процессе принятия решений не учитывает свою собственную информацию.

В работе (Бреер, 2014а) представлена классификация математических моделей конформного поведения как частного случая моделей социального взаимодействия. Среди математического аппарата, применяемого для описания моделей социального поведения, выделены: теория вероятностей (неигровые модели (Краснощеков, 1994)), дифференциальные уравнения, теория устойчивости, теория игр и др. (Бреер, 2014а; Myerson, 2001). При этом отмечается, что согласно моделям конформного поведения (Akerlof, 1970; Bernheim, 1994) индивидуальное поведение агентов во многом мотивируется социальными факторами, среди которых желание престижа, уважения, популярности, быть принятым в различные социальные группы. Параметрами таких моделей выступают автономность агентов и их зависимость от коллектива, и рассматриваются различные случаи соотношения между этими факторами (Краснощеков, 1994). В моделях подражательного поведения согласно классификации М. Бреера (2014а) агенты получают информацию, наблюдая за действиями остальных, и поэтому намереваются имитировать тех, кто, по общему мнению, лучше информирован или более эффективен (Axelrod, Tesfatsion, 2006).

Еще одной разновидностью моделей поведения, которые могут быть применены для описания стадного поведения групп агентов, являются модели с порогами, в том числе с линейными (англ. *Linear Threshold Model*). При этом поведение агентов моделируются с использованием теории графов и их взаимодействия представляются в виде некоторой сети. Агент – узел сети (вершина графа) – может находиться в активном и неактивном состояниях, причем возможен переход только из неактивного состояния в активное. В модели (Granovetter, 1978) агент i испытывает влияние w_{ij} каждого своего j -го соседа в сети так, что выполняется условие $\sum_{j \text{ активный узел-сосед}} w_{ij} \leq 1$, и становится активным в зависимости от выбранного им

порога $\varphi_i \in [0;1]$. В некоторых моделях значение φ фиксируется одинаковым для всех агентов (Kempe, Kleinberg, Tardos, 2003), в других выбирается случайно согласно некоторому вероятностному распределению (Morris, 2000). Индивидуальные различия обуславливаются опытом агента, его убежденностью, личностными чертами, воздействием средств информации, воспринимаемыми затратами (Valente, 1995). Условие активации представляется следующим образом:

$$\sum_{j \text{ — активный сосед } i} w_{ij} \geq \varphi_i.$$

Модели независимых каскадов (англ. *Independent Cascade Model*) в работе (Bernheim, 1994) относятся к категории моделей так называемых «систем взаимодействующих частиц» (англ. *Interacting Particle Systems*). Агент определяется аналогично вышеописанной модели. Когда агент i становится активным в некоторый момент времени (Goldenberg, Libai, Muller, 2001), он получает шанс активировать на следующем шаге каждого из своих соседей j с вероятностью p_{ji} (причем j могут пытаться независимо активировать и другие агенты). В статье (Kempe, Kleinberg, Tardos, 2003) предлагается обобщить модель с линейным порогом и модель независимых каскадов и показывается их эквивалентность. В отличие от приведенных выше моделей, рассматриваемая модель учитывает индивидуальные характеристики агентов управления в процессе принятия решений и проявления стадного поведения, что, безусловно, является ее преимуществом. Однако она не дает ответы на вопросы о конкретных механизмах управления стадным поведением агентов и поэтому требует усовершенствования для возможности использования в процессе управления стадным поведением в конкретных системах.

Модели критической массы также являются одним из направлений исследования стадного поведения, в рамках которого: агенты осуществляют дискретный (бинарный) выбор; поведение агентов можно описать одной целевой функцией (агенты гомогенны в предпочтениях);

функция полезности агента относительно той или иной альтернативы возрастает с увеличением доли других агентов (его окружения), сделавших такой же выбор. основополагающими работами по моделям критической массы являются публикации Т. Шеллинга (1960) и М. Грановеттера (1978). За свои исследования Т. Шеллинг в 2005 г. получил Нобелевскую премию по экономике, а его книга (Shelling, 1960) вошла в сотню «самых влиятельных» научных работ второй половины XX в. Аналогично, в работе (Bikhchandani, Hirshleifer, Welch, 1998) представлены модели критической массы, где семьи принимают решения о выборе района для проживания в зависимости от предпочтений к своему окружению (соседям). Авторы рассматривают модель пространственного соседства (spatial proximity model), в которой анализируется поведение двух групп агентов, различающихся по одному из таких признаков, как раса, пол, возраст, доход, язык, религия и т.д. Агенты, в зависимости от личных предпочтений, могут жить в окружении агентов противоположной группы или перемещаться в то место, где агенты своей группы представлены в большей пропорции. При этом в качестве основных параметров модели выделены:

количество других агентов в окружении агента. При этом окружение определяется как заранее заданное количество агентов по обе стороны от него;

минимальная доля соседей с таким же признаком в окружении и общее соотношение агентов с таким же признаком и отличным от такого;

заданные правила перемещения агентов и начальное распределение агентов (по прямой или на плоскости в двумерном варианте моделей).

В результате исследования модели с помощью имитационного моделирования Т. Шеллинг установил, что равновесие в рамках модели существует в случае наличия минимального процента соседей с таким же признаком, равным $5/9$, и оно графически может быть изображено в виде кластеров. При этом автор отмечает, что

таких равновесий много и они представляют собой структуру с регулярным переменным составом в 2,5 и более агентов с одинаковым признаком. Т. Шеллинг доказал, что уменьшение размера значимого для агента окружения соседями не меняет структуру равновесия и регулярные кластеры из определенного числа агентов. При изменении общего соотношения агентов в равновесии вместо чередующихся кластеров возникает так называемая сегрегация, т.е. агенты, которых меньшинство, образуют малое количество кластеров либо один большой. При изменении правил перемещения (ограничении расстояния, на которое могут передвигаться агенты), размер кластеров уменьшается, а их количество возрастает.

В модели ограниченного окружения (англ. *bounded-neighborhood model*) важно не конкретное место, а сообщество, в котором агенту комфортно находиться. При этом для каждого агента важна доля «своих», находящихся в его окружении. Под окружением понимается не количество соседей, а значительно большее количество агентов в некоторой области (100-200), что позволяет заменить дискретное описание функциями распределения. Так, в модели рассматривается поведение двух групп агентов, которые различаются по одному из признаков аналогично модели пространственного соседства. Агент определенной группы может находиться в окружении, где доля агентов противоположной группы не превышает его верхнего уровня толерантности (характерного для этого агента порога). Таким образом, объектом исследования в рамках модели ограниченного окружения выступают функции распределения порогов толерантности агентов разных типов. В зависимости от начальных условий и вида кривых распределения исследуется динамика процесса перехода окружения в состояние равновесия, при котором плотность агентов определенного типа не меняется. Если доля агентов противоположной группы не превышает порога рассматриваемого агента, то он продол-

жает находиться в этом окружении, в противном случае он его покидает. При благоприятных обстоятельствах для агента он может вернуться в это окружение обратно. Таким образом, агент может сделать только двоичный выбор в отличие от модели пространственного соседства, где в рамках стратегии агенты могли перемещаться вдоль прямой или на плоскости. Динамика процесса зависит также от относительной скорости реакции агентов разных групп на изменение общего знания, которым является информация о пропорции двух групп в своем окружении.

Т. Шеллинг показал, что в рассматриваемой модели существует несколько положений равновесия, в которые система «прокидывается» (англ. *«tipping»*) при повышении плотности агентов определенного типа некоторого критического значения. В работе (Granovetter, 1978) автор обобщил и развил модель ограниченного окружения в рамках коллективного поведения (посещение семинаров на факультетах в университетах, волейбольных матчей, неосторожный переход улицы, подхватывание аплодисментов), ухудшения окружения в районе проживания, сегрегации, при решениях суда без предварительного разбирательства, потере доверия банкам, голосованиях, политических революциях, переходе на летнее время.

Еще одной разновидностью моделей, описывающих процессы распространения эпидемий, схожие с процессами проявления стадного поведения в системах различной природы, являются модели просачивания (англ. *percolation*) и заражения (англ. *contagion*), механизмы описания которых схожи с пороговыми моделями и моделями критической массы. Кроме того, модели просачивания и заражения представляют популярный способ изучения распространения информации (инноваций) в различных социально-экономических системах.

Классическая модель распространения эпидемии основана на следующем цикле заболевания носителя: первоначаль-

но человек восприимчив к заболеванию (англ. *susceptible*); если он входит в контакт с инфицированным, то заражается (англ. *infected & infectious*) с некоторой вероятностью β . Впоследствии через некоторый период времени человек становится здоровым, приобретая иммунитет, или умирает (англ. *recovered/removed*). Иммунитет со временем снижается, и человек снова становится восприимчивым к болезни (англ. *susceptible*).

В модели *SIR* (по первым буквам трех этапов цикла заболевания) (Hodgson, 2003) выздоровевший становится невосприимчивым к болезни: $S \rightarrow I \rightarrow R$. Соответственно общество представляется тремя группами: $S(t)$ – численность группы людей, еще не инфицированных или восприимчивых к болезни в момент времени t ; $I(t)$ – численность группы инфицированных людей; $R(t)$ – численность группы выздоровевших людей. Общая численность группы представляется как $N = const = S(t) + I(t) + R(t)$. Тогда динамика в группе представляется следующим образом:

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\beta N \frac{S(t)}{N} I(t) = -\beta S(t) I(t), \quad \text{т.е.}$$

каждый из инфицированных в единицу времени, контактируя с восприимчивыми к болезни, заражает их с вероятностью β ;

$$\frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t), \quad \text{инфицированные выздорав-$$

ливают через средний период времени $\frac{1}{\gamma}$;

$$\text{соответственно: } \frac{dI(t)}{dt} = \beta S(t) I(t) - \gamma I(t).$$

Существуют и другие аналогичные более сложные модели, в частности согласно модели *SIRS* выздоровевший становится восприимчивым к болезни через некоторое время. Простейший пример ситуации, где такая модель является естественной, – это заболевание гриппом. Другой пример – распространение информации в социальной сети (Bernheim, 1994). Блогер (человек, который ведет блог – сетевой дневник) может прочитать блог друга (вос-

приимчив), посвященный некоторой теме, а затем может и сам написать об этой теме (инфицирован) и позже вернуться к ней (восприимчив). Для социальных сетей ключевым показателем является «эпидемический порог» λ_c – критическая вероятность заражения соседа, при превышении которой «инфекция» распространяется по всей сети. Эпидемический порог зависит от свойств графа социальной сети, например: количества вершин, распределения связей, коэффициента кластеризации. Поэтому распространение инфекции сильно зависит от выбранной модели представления графа сети. Если социальную сеть представить случайным графом, то инфекция с вероятностью заражения выше порога экспоненциально быстро размножается $\lambda = \beta/\gamma > \lambda_c$; инфекция с вероятностью заражения ниже порога экспоненциально быстро «вымирает».

Однако данная модель применима не к любым системам распространения. Анализ распространения компьютерных вирусов в безмасштабных сетях показал, что в них эпидемический порог отсутствует – эпидемия охватит всю сеть, если возникнет инфекция. А в блогосфере, как отмечено в публикации (Bernheim, 1994), многие обсуждаемые темы могут распространяться без возникновения эпидемий, поэтому порог все же отличен от нуля, следовательно, нужна или более адекватная модель системы со степенным распределением (т.е. необходимо учесть более «тонкие» свойства таких систем, например, коэффициент кластеризации), или надо модифицировать модель передачи инфекции (т.е. ослаблять вероятность заражения с увеличением «дистанции от инициатора»).

Рассмотренные модели просачивания и заражения интересны и достаточно полно описывают процессы проявления стадного поведения. В целом их элементы могут быть взяты в качестве основ и быть адаптированы к экономическим процессам. Так, например, иммунитет может рассматриваться как логическое/рациональное

обоснование выбора, заражение – как стадное поведение, время выздоровления можно интерпретировать как время поиска информации и поиска решения и т.д. Однако модели требуют соответствующей адаптации для решения задач управления стадным поведением в социально-экономических системах соответственно структуре системы, количеству агентов в группе и т.д.

Модели диффузии инноваций (Granovetter, 1978; Kearns, Siddharth, Montfort, 2006; Leskovec, Adamic, Huberman, 2005) отражают динамику процесса распространения изменений в системах различной природы аналогично процессам распространения информации в процессе проявления стадного поведения в социально-экономических системах.

Традиционно модели диффузии инноваций представляются S-образной кривой. Такая кривая – характеристика по сути любого инфекционного процесса, процесса научения, диффузии инноваций. На ней различают следующие стадии: новаторы (*innovators*, начинающие первыми воспринимать и использовать нововведение); ранние последователи (*early adopters*, начинающие воспринимать и использовать нововведение вскоре после его появления); раннее большинство (*early majority*, воспринимające нововведение после новаторов и ранних последователей, но раньше большинства других агентов); позднее большинство (*late majority*, воспринимające нововведение после широкого его распространения); поздние последователи (*late adopters*, воспринимают последними). Зачастую небольшие изменения в состояниях вершин сетей, описывающих систему, могут привести к каскадным (лавинообразным) изменениям. При этом такие изменения могут быть локальными, затрагивающим окружение инициатора, и глобальными, ограниченным только размером всей системы. Эмпирическому изучению влияния «из уст в уста», или «сарафанного радио», посвящены работы (Kearns, Siddharth, Montfort, 2006; Leskovec, Adamic,

Huberman, 2005), однако в них детально не рассмотрена структура систем.

В целом теория распространения нововведений (англ. *diffusion theory*) рассматривает распространение (диффузию) нововведений (инноваций) в социальной системе. Исследователи предпринимают попытку объяснить, какие условия увеличивают / уменьшают вероятность принятия нововведения агентами, с какой скоростью нововведения распространяются. К основным понятиям в данной сфере относятся следующие: диффузия – процесс, посредством которого нововведение распространяется по коммуникационным каналам во времени и в пространстве среди членов социальной системы; нововведение – идея, мнение, технология (метод), продукт или любой другой объект, воспринимаемый агентом как новый; коммуникация – процесс, посредством которого участники создают и обмениваются информацией друг с другом для достижения взаимного понимания и трансляции нововведений. Нововведения привносятся в социальную систему агентами изменений (*gatekeepers*), а затем постепенно принимаются многими агентами, которые передают информацию о нововведении друг другу. Межличностные контакты агентов и средства массовой информации (коммуникационные источники) предоставляют информацию о нововведении (по коммуникационным каналам) и влияют на установки, диспозиции, представления и, в конечном итоге, на решения агентов о принятии нововведения. От принятия инновации для агентов и социальной системы возникают позитивные или негативные последствия (желаемые / нежелательные, прямые или косвенные, предвиденные или непредвиденные). На процесс распространения нововведений воздействуют характеристики агентов, нововведения и природа системы. Для исследования распространения нововведений применяются методы сетевого анализа, наблюдения и эксперименты, анализ ЕССО (англ. *Episodic Communication Channels in Organization*) и др. При этом многие математические мо-

дели, например описанные в работе (Granovetter, 1978), не требуют введения в явном виде предположения о наличии лидеров мнений или каких-то «особенных» индивидов для формирования S-образной кривой диффузии инноваций.

В публикации (Watts, Dodds, 2007) определена роль лидеров в распространении нововведений в простой модели социального влияния (насколько изменения мнений лидеров приводят к крупным каскадным изменениям мнений в системе). Как оказалось, в большинстве случаев лидеры лишь умеренно «важнее» обычных агентов (за исключением некоторых случаев): фактически к возникновению больших каскадов приводит влияние одних легко поддающихся влиянию агентов на других, столь же легко поддающихся влиянию. Этот факт объясняется тем, что в модели линейного порога (Watts, Dodds, 2007) агент i должен принять бинарное решение относительно некоторой проблемы. Вероятность того, что i -й агент предпочтет альтернативу СВ (вместо альтернативы СА), увеличивается с количеством других агентов, выбравших СВ (как известно из социальной психологии, хотя здесь и исключается, например, «реактивное сопротивление»). Правило порога следующее:

$$P[\text{принять СВ}] = \begin{cases} 1, & \text{если } r_i \geq \phi_i \\ 0, & \text{если } r_i < \phi_i \end{cases}$$

где ϕ_i – порог; r_i – доля агентов, выбравших альтернативу СВ.

Дополнительно к правилу влияния одних агентов на решения других необходимо знать сеть влияния (кто из агентов на кого влияет). Авторы предполагают, что i -й агент в популяции размером N влияет на n_i других, выбираемых случайно агентов. Число n_i берется из распределения влияния $p(n)$ и означает влияние i -го агента на n_i других относительно данной проблемы. В этой сети влияния все агенты могут (прямо или косвенно) влиять друг на друга. Лидеры мнений определяются как агенты, входящие в верхний дециль распределения влияния $p(n)$. При этом в начальной стадии

агенты не активны (имеют состояние 0) за исключением одного случайно выбранного так называемого активного инициатора i (лидера мнений), имеющего состояние 1. В динамике этот инициатор может активировать соседей далее по цепочке, инициируя каскад. Если большое количество ранних последователей – агентов, непосредственно связанных в рамках сети с инициатором, связаны между собой, то может возникнуть глобальный каскад, хотя в целом такие последователи могут составлять небольшую часть всей популяции. Для сравнения среднего размера каскада, инициируемого лидером мнений, и среднего размера каскада, инициируемого обычным агентом, в публикации (Watts, Dodds, 2007) представлена серия экспериментов.

Необходимо отметить, что средний порог ϕ одинаково влияет на способность инициировать каскад и лидера мнений, и обычного агента, поэтому относительное сравнение их значимости не зависит от ϕ . Размер каскадов, генерируемых одиночными инициаторами, сильно зависит от «средней плотности» сети n_{avg} : если это значение мало, то многие агенты уязвимы, но сеть недостаточно плотна для распространения, и, в конечном итоге, активируется только небольшая часть сети; если же значение n_{avg} велико, то сеть сильно связана, то для активации агентам требуется большое количество уже активированных соседей, т.е. небольшое количество инициаторов не приведет к образованию глобального каскада. Только средний интервал (так называемое «окно каскадов») может привести к образованию глобальных каскадов. В этом промежутке и лидеры, и обычные агенты могут инициировать каскады. Таким образом, способность агента инициировать каскад зависит скорее от глобальной структуры сети, нежели от персональной степени влияния агента. Если в сети в принципе могут возникать каскады, то любой агент может их инициировать, если нет – то никто. Данное утверждение не зависит от значения порога, так

как последнее просто одинаково сдвинет «окно каскада» и для лидеров, и для обычных агентов.

Как показали эксперименты, лидеры инициируют каскады, размеры которых ненамного больше размеров каскадов, инициируемых обычными агентами, за исключением узких границ «окна каскадов», в пределах которых лидеры существенно значимее, чем обычные агенты. С другой стороны, лидеры могут сыграть ключевую роль в инициировании глобальных каскадов в качестве образующих критическую массу ранних последователей. Если сеть имеет низкую плотность (n_{avg} примерно равно нижней границе «окна каскадов»), то ранние последователи в среднем более влиятельны (т.е. $n_i > n_{avg}$), но если сеть имеет высокую плотность (n_{avg} у верхней границы «окна каскадов»), то ранние последователи в среднем менее влиятельны (т.е. $n_i < n_{avg}$). Объясняется это тем, что агенты с высоким влиянием (у которых велико n_i) менее уязвимы, но при активации потенциально способны активировать больше других агентов. Однако, несмотря на то что ранние последователи являются более влиятельными, чем в среднем агенты всей сети, они не являются лидерами мнений (не всегда достаточно влиятельны для генерации глобальных каскадов) (Watts, Dodds, 2007).

Вариации модели диффузии инноваций (Watts, Dodds, 2007) с разными предположениями о межперсональном влиянии и структуре сети влияния дают различную динамику формирования мнения, но, тем не менее, общие выводы остаются почти теми же. В целом модели диффузии инноваций достаточно хорошо описывают процессы проявления стадного поведения агентами управления и получили широкое распространение для решения соответствующих задач в различных системах управления, но для применения в экономических системах требуют адаптации к соответствующим условиям функционирования систем в контексте учета размеров

групп, характера структуры системы управления (наличие иерархии подчиненности агентов или ее отсутствие), процессов принятия решений агентами (статический, динамический) и др.

Модели сетевой автокорреляции подобно моделям диффузии инноваций учитывают влияние агентов друг на друга в групповом поведении. В работе (Friedkin, 1984) рассматривается детерминированный дискретно-временной линейный процесс, в котором установки (англ. *attitude*) агента изменяются под влиянием других агентов: $y_{t+1} = Wy_t$, где y – вектор установок во времени t ; W – матрица влияний. Эта модель обобщена в работе (Friedkin, Johnson, 1990): в нее включена матрица независимых переменных и вектор ее регрессионных коэффициентов. В работе (Leenders, 2002) особое внимание уделено описанию матрицы влияния W (w_{ij} – значение влияния j -го агента на i -го). Если обозначить через $A = \|a_{ij}\|$ матрицу смежности в социальной сети, тогда матрица влияния может определяться, например, следующим образом: а) $w_{ij} = a_{ij} / (a_{ij} + 1)$; б) $w_{ij} = r_j a_{ij} / (r_i + \sum_k r_k a_{ik})$, влиятельность j -го агента определяется количеством имеющихся у него ресурсов r_j .

Авторы работы (Васин, Краснощечков, Морозов, 2008) для описания процессов стадности предлагают модель подражательного поведения, в которой у каждого из агентов возможно одно из двух действий (так называемый бинарный выбор). Каждый агент характеризуется априорной вероятностью выбора того или иного действия, склонностью прислушиваться к мнению других агентов (какие действия планируют выбрать они) и матрицей влияний аналогично рассмотренной выше модели сетевой автокорреляции. Апостериорная вероятность выбора агентом определенного действия вычисляется аналитически по формуле полной вероятности, что дает возможность исследовать многочисленные хорошо интерпретируемые содер-

жательно случаи принятия агентами решений под влиянием окружения. К положительным чертам приведенной модели можно отнести учет фактора времени в процессе анализа проявления стадного поведения, однако рассмотренная модель сетевой автокорреляции не учитывает индивидуальные характеристики агентов при принятии решений, что затрудняет их применение в управлении стадным поведением.

В работе (Zhang, Gatica-Perez, Bengio, Roy, 2005) на основе цепей Маркова представлена модель, в которой изучается влияние в команде (группе агентов). Модель является динамической байесовой сетью (англ. *Dynamic Bayesian Network – DBN*) с двухуровневой структурой: уровнем индивидов (моделируются действия каждого

$$P(S, O) = \prod_{i=1}^N P(S_i^i) \prod_{i=1}^N \prod_{t=1}^T P(O_t^i | S_t^i) \prod_{t=1}^T P(S_t^G | S_t^1, \dots, S_t^N) \prod_{t=2}^T \prod_{i=1}^N P(S_t^i | S_{t-1}^i, S_{t-1}^G).$$

В модели предлагается ввести некоторую переменную Q , определяющую состояние группы, и предполагается, что она не зависит от состояний других агентов и при значении $Q=i$ состояние группы S_t^G зависит только от состояния i -го агента S_t^i . $P(S_t^G | S_t^1, \dots, S_t^N)$ записывают как

$$\sum_{i=1}^N P(Q=i) P(S_t^G | S_t^i) = \sum_{i=1}^N \alpha_i P(S_t^G | S_t^i),$$

где α_i – влияние i -го агента на состояние группы.

Описанная двухуровневая модель влияния тесно связана с рядом других моделей: Mixed-memory Markov Model (МММ) (Saul, Jordan, 1999), Coupled Hidden Markov Models (СНММ) (Oliver, Rosario, Pentland, 1998), модели влияния и деревьев динамических систем (англ. *DST – Dynamical Systems Trees*) (Howard, Jebara, 2003). МММ декомпозирует сложную модель (например, марковскую модель k -го порядка). В СНММ моделируется взаимодействие нескольких цепей Маркова прямой связью текущего состояния одного потока с предыдущими состояниями всех других потоков, однако такая модель

агента) и уровнем группы (моделируются действия группы в целом). Всего имеются N агентов, i -й агент в момент времени t находится в состоянии S_t^i , вероятность которого $P(O_t^i | S_t^i)$ зависит от предыдущего состояния агента и состояния команды, и предпринимает действие O_t^i с условной вероятностью $P(O_t^i | S_t^i)$. Команда в каждый момент времени t находится в некотором состоянии S_t^G , вероятность которого $P(S_t^G | S_t^1, \dots, S_t^N)$ зависит от состояний всех агентов. Таким образом, для N агентов вероятность того, что в некоторый момент времени t они будут находиться в совокупном состоянии S и предпримут совокупное действие O , равна

сложна, поэтому для проведения соответствующих вычислений ее упрощают. Предлагаемая в работе (Howard, Jebara, 2003) модель расширяет эти модели, используя переменную уровня группы, которая позволяет моделировать влияние между всеми агентами и командой и дополнительно устанавливает динамику каждого агента от состояния команды. Деревья динамических систем имеют структуру, которая моделирует интерактивные процессы через скрытые цепи Маркова. Есть два различия между DST и рассмотренной моделью (Zhang, Gatica-Perez, Bengio, Roy, 2005). Во-первых, в DST родитель имеет собственную цепочку Маркова, в то время как в данной модели текущее состояние команды прямо не зависит от ее предыдущего состояния (т.е. действие группы – это агрегированное действие агентов). Во-вторых, в модели (Zhang, Gatica-Perez, Bengio, Roy, 2005) команда влияет на агентов и агенты влияют на команду. Авторы выдвигают гипотезу о том, что предложенный ими подход к многоуровневому влиянию послужит средством анализа социальной динамики для выявления шаблонов возникающего группового поведения.

Следует отметить, что модели на основе цепей Маркова достаточно полно описывают процессы проявления стадного поведения, однако для использования в управлении стадным поведением в социально-экономических системах требуют доработки в плане учета других рефлексивных проявлений агентов управления кроме подражания в процессе проявления стадного поведения.

Марковские модели получили широкое распространение в моделях информационного влияния, которые, по сути, описывают информационное управление в группах. Модели информационного влияния дают возможность исследовать зависимость поведения субъекта от его информированности и, следовательно, от информационных воздействий. Имея модель информационного влияния, можно ставить и решать задачу информационного управления – какими должны быть информационные воздействия (с точки зрения управляющего субъекта), чтобы добиться требуемого поведения от управляемых агентов.

В публикации (Губанов, Новиков, Чхартишвили, 2009а) рассматривается информационное влияние агентов на формирование мнений друг друга в социальных сетях. Структура сети описывается с помощью введенных понятий, таких как: сообщество (множество агентов, которые не подвергаются влиянию агентов вне его); группа (сообщество агентов, в котором каждый агент влияет или подвергается влиянию каждого другого агента группы прямо или косвенно); спутник (агент, не оказывающий влияния ни на одну из групп). Предполагается, что в каждой группе хотя бы один агент хоть сколько-нибудь доверяет своему мнению. Как оказывается, тогда в конечном итоге мнения спутников определяются мнением групп, а внутри групп мнения агентов сходятся и равны. В такой социальной сети рассматривается задача информационного управления – изменение мнений небольшого множества ключевых агентов в сети таким образом, что в результате распространения измене-

ния мнений формируются требуемые мнения участников сети. Также ставится и анализируется вытекающая из нее теоретико-игровая задача информационного противоборства нескольких игроков в сети. Агенты, входящие в социальную сеть, описываются множеством N . Агенты в сети влияют друг на друга, и степень влияния задается матрицей прямого влияния t размерности $n \times n$, где $t_{ij \geq 0}$ обозначает степень доверия i -го агента j -му (влияния j -го на i -го). Поскольку матрица t стохастическая, для рассматриваемой модели применимы результаты исследования цепей Маркова. Если i -й агент доверяет j -му, а j -й доверяет k -му, то это означает следующее: k -й агент косвенно влияет на i -го. Это соображение побуждает ученых к поиску ответа на вопрос о том, кто в итоге формирует мнение в социальной сети.

У каждого агента в начальный момент времени имеется мнение по определенному вопросу. Мнение всех агентов сети отражает вектор-столбец мнений b размерности n . Агенты в социальной сети взаимодействуют, обмениваясь мнениями. Этот обмен приводит к тому, что мнение каждого агента меняется в соответствии с мнениями агентов, которым данный агент доверяет: $b_i^{(k)} = \sum_j t_{ij} b_j^{(k-1)}$, где индекс k

означает момент времени. В векторной записи первое измененное мнение агентов равно произведению матрицы непосредственного доверия на вектор начальных мнений: $b^{(1)} = tb$. Если обмен мнениями продолжается и далее, то вектор мнений агентов становится равным $b^{(2)} = t^2 b$, $b^{(3)} = t^3 b$ и т.д. В конечном итоге их мнения сходятся к результирующему мнению

$B = \lim_{n \rightarrow \infty} t^n$, т.е. итоговое мнение $B = Tb$, где

$T = \lim_{n \rightarrow \infty} t^n$. Тогда, во-первых, в каждой из

групп сети итоговые мнения агентов совпадают; во-вторых, итоговые мнения спутников полностью определяются мнением одной или нескольких групп (Губанов, Новиков, Чхартишвили, 2009а).

Имея «основное уравнение» $B = Tb$, связывающее начальные и итоговые мнения агентов, можно ставить и решать задачу управления-воздействия на агентов социальной сети с целью формирования требуемых мнений. Управляющему органу – центру – известна матрица влияния, а управляющее (информационное) воздействие заключается в изменении центром начальных мнений агентов путем «добавления» вектора управлений u . Содержательно управление заключается в изменении начального мнения i -го агента с b_i на $b_i + u_i, u_i \in U_i, i \in N$. Тогда итоговые мнения B_u будут определяться следующим уравнением: $B_u = T(b + u)$, где $u \in U = \prod_{i \in N} U_i$, т.е. результирующее мнение агента является суммой его «невозмущенного» результирующего мнения и изменений, вызванных управляющими воздействиями.

Целевой функцией центра (критерий эффективности управления) является функция $\Phi(B_u, u) = H(B_u) - c(u)$, где $H(\cdot)$ – «доход» центра, зависящий от итоговых мнений агентов, $c(\cdot)$ – затраты на осуществление управляющих воздействий. При этом от предпочтений центра, зависящих от действий агентов, можно перейти к его предпочтениям, зависящим от информированности или мнений агентов, так как в рамках теории рефлексивных игр считается, что действия субъектов определяются их информированностью. Тогда задача управления заключается в выборе допустимого вектора управлений, максимизирующего критерий эффективности: $\Phi(B_u, u) \rightarrow \max_{u \in U}$. Примеры решения

сформулированной задачи приведены в работе (Губанов, Новиков, Чхартишвили, 2009а).

Поскольку воздействовать на мнения спутников не имеет смысла, можно априори (имея только матрицу доверия) сказать, на каких агентов должно быть нацелено

информационное воздействие. В частности, для этого перспективным представляется анализ «индексов влияния». Также в рамках информационного управления целесообразно решение задач выработки оптимальной последовательности информационных воздействий, решение задач управляемости, решение обратной задачи определения множества управляющих воздействий и решение задач информационного противоборства.

Авторы (Губанов, Новиков, Чхартишвили, 2009b; Gubanov, Novikov, Chhar-tishvili, 2011) отмечают, что возможности влияния одних членов социальной сети на других существенно зависят от репутации первых. При этом репутация – это создавшееся общее мнение о достоинствах или недостатках кого-либо, чего-либо, общественная оценка. Репутацию можно рассматривать, во-первых, как ожидаемую (другими агентами) степень соответствия деятельности агента нормам – какого поведения от него ожидают остальные (Новиков, 2008); во-вторых, как «весомость» мнения агента, определяемую предшествующей оправдываемостью его суждений и/или эффективностью его деятельности. Репутация оправдывается и, как правило, возрастает, если не противоречая нормам выбор агента (его суждения, действия и т.п.) совпадает с тем, чего от него ожидают остальные и/или с тем, что остальные впоследствии считают нормой (например, эффективной деятельностью). Репутация может и снижаться, например, при нарушении субъектом принятых в сообществе норм поведения, принятии неэффективных решений и т.д. Работа (Губанов, Новиков, Чхартишвили, 2009b) посвящена моделированию динамики репутации членов социальной сети и исследованию роли репутации в осуществлении информационных воздействий. Также обсуждаются теоретико-игровые модели информационного противоборства, анализируются подходы к построению моделей стратегической и информационной рефлексии агентов.

Таким образом, рассмотренные модели информационного влияния и управления в целом могут быть успешно применены при изучении процессов управления стадным поведением в экономических системах. Однако ограничениями для применения моделей информационного влияния в управлении процессами проявления стадного поведения является отсутствие учета индивидуальных рефлексивных характеристик агентов и необходимость адаптации модели к условиям функционирования конкретных систем управления.

Модели информационного влияния часто используются среди специалистов, моделирующих социальные группы, и получили широкое распространение в теории многоагентных систем (Новиков, 2008; Агаев, Чеботарев, 2009; Jackson, 2008). Многоагентный подход к моделированию стадного поведения (Jackson, 2008) заключается в представлении компонентов моделируемой системы в виде отдельных, относительно независимых объектов – интеллектуальных агентов, каждый из которых имеет свои цели и задачи. Агенты имеют возможность взаимодействовать друг с другом и окружающей средой, обмениваться информацией для достижения общих целей. Каждый агент обладает собственными вычислительными ресурсами и действует параллельно во времени с другими агентами. Есть еще одна, аналогичная многоагентному, агент-центрированная методология моделирования стадного поведения. Подобно многоагентному подходу здесь толпа моделируется «снизу», от отдельного агента. При этом каждый из агентов может быть в индивидуальном порядке наделен целым рядом индивидуальных характеристик, а для толпы в целом принимаются во внимание коллективные эмоции (например, спокойствие, возбужденность, паника). В соответствии с этими параметрами агенты оценивают информацию и ведут себя по-разному. Каждый агент может быть запрограммирован на действия в определенном ключе. Отличием от предыдущего описанного подхода к моде-

лированию является задание характеристик «стада» в таких моделях. Модели, рассматриваемые в рамках данного подхода, с учетом ограничений для применения в управлении стадным поведением в социально-экономических системах описаны выше и его недостатком является необходимость учета рефлексивных составляющих процессов принятия решений агентами и требует проведения дополнительных исследований.

Еще одним подходом к моделированию стадного поведения является использование клеточного автомата. Клеточный автомат (Schiff, 2007) состоит из набора объектов (агентов), обычно образующих регулярную решетку. Состояние отдельно взятого агента в каждый дискретный момент времени характеризуется некоторой переменной. Рассматриваемые состояния объекта синхронно изменяются через дискретные интервалы времени в соответствии с неизменными локальными вероятностными правилами, которые могут зависеть от состояния переменных, описывающих ближайших соседних агентов в окрестности данного агента, а также, возможно, от состояния самого агента. Так, в работе (Goldenberg, Libai, Muller, 2001) моделируется эффект «из уст в уста» в распространении информации в социальных сетях с использованием вероятностного клеточного автомата. При описании процессов распространения информации социальная сеть рассматривается как сложная адаптивная система, состоящая из большого количества агентов, взаимодействие между которыми приводит к масштабному, коллективному поведению, которое трудно предсказать и анализировать. В модели каждый агент в большой сети относится к одной персональной сети, агенты в которой связаны сильными (стабильными и постоянными) связями. Агент также имеет слабые связи с агентами из других персональных сетей. Вероятность того, что информированный агент повлияет по сильной связи на неинформированного агента (т.е.

последний станет информированным) в данный период времени равна β_s , а по слабой – β_w ($\beta_s > \beta_w$). Также неинформированные агенты в данный момент времени с вероятностью α (которая меньше вероятности, достигаемой посредством эффекта «из уст в уста») становятся информированными благодаря рекламе и другим маркетинговым приемам.

Итак, в момент времени t неинформированный агент, имеющий m сильных связей с информированными агентами из его персональной сети и j слабых связей с информированными агентами из других персональных сетей, станет информированным с вероятностью $p(t) = (1 - (1 - \alpha)(1 - \beta_w)^j(1 - \beta_s)^m)$.

Авторы (Goldenberg, Libai, Muller, 2001) предлагают использовать вероятностный клеточный автомат со следующим алгоритмом:

1) первоначально все агенты не информированы (значение 0);

2) в начальный момент времени агенты становятся информированными благодаря рекламе, поскольку распространение информации способом «из уст в уста» требует наличия информированных агентов. Для каждого агента датчиком случайных чисел генерируется случайное число U ($0 < U < 1$), которое сравнивается с вероятностью $p(t)$ реализации информированности. Если $U < p(t)$, то агент станет информированным (значение 1);

3) в следующие моменты времени подключается эффект «из уст в уста» (сильные и слабые связи). Опять-таки, если $U < p(t)$, то агент станет информированным (значение 1);

4) процесс повторяется, пока 95% агентов не станут информированными.

Для имитационного эксперимента заданы следующие параметры: размер каждой персональной сети, количество слабых связей для каждого агента, вероятность β_s , вероятность β_w и α . Оказалось, что хотя вероятность распространения по слабым связям ниже, влияние слабых связей на

скорость распространения информации, как минимум, такое же, как и сильных. В начальной фазе (англ. *early informed*) большее влияние в информировании агентов имеет реклама (в дальнейшем ее роль незначительна). В следующей фазе (англ. *middle informed*) информация распространяется в персональных сетях благодаря сильным связям; по мере того как информированных агентов в таких сетях становится больше, эффект сильных связей ослабляется и возрастает роль слабых связей в активации новых сетей. При увеличении размера персональной сети роль сильных связей увеличивается, а слабых – уменьшается. При увеличении количества слабых связей эффект от сильных связей снижается, а от слабых – увеличивается. При усилении рекламы эффект от сильных связей немного увеличивается, а от слабых – уменьшается.

Следует отметить, что применение клеточных автоматов получило широкое распространение в моделировании поведения толпы людей в различных условиях. При этом моделирование стадного поведения людей основано на применении алгоритмов выбора шага с заданной вероятностью. Так, Д. Хелбинг, И. Фаркас и Т. Вишек создали математическую модель поведения панической толпы (Helbing, Farkas, Vicsek, 2000). Причем в модели обыгрывались разные варианты – появление на пути такой толпы суженных участков коридора, колонн и других препятствий. Учитывались такие факторы, как стремление людей удаляться от стен и других людей, обходить упавших, хаотично двигаться, искать выход самостоятельно и бессознательно следовать за другими, повинувшись стадному чувству. Так, например, в комнате с двумя выходами очень мало людей, которые не будут повиноваться стадному инстинкту и не будут ломиться в одну дверь. На основе такого моделирования ученые пришли к выводу, что одно из решений, которое поможет справиться с панической толпой, будет строительство небольших барьеров напротив выхода. Такие барьеры будут способствовать рассеиванию толпы, а не

создавать давку, и тем самым снизят количество нелепых смертей. В данном случае появление на пути толпы препятствий можно рассматривать как попытку управления поведением. Полученные результаты экспериментов можно интерпретировать и использовать применительно к стадному поведению агентов в экономических системах.

Д. Егоров (2006) использует клеточный автомат как базовую модель рефлексивных финансовых процессов на рынках ценных бумаг. Исследование выполнено с точки зрения построения адекватного аналога рефлексивного финансового процесса среди моделей теории самоорганизации. Таким аналогом в работе представлено модельное уравнение распространения тепла в нелинейной среде с горением. Здесь ажиотажный спрос растет как степенная функция от совокупного «перегрева» оценки той или иной ценной бумаги всеми участниками торгов («стадное чувство»). Приведенное дискретное отображение позволяет моделировать условия запуска рефлексивного фондового процесса. Возможны два принципиально различных рефлексивных источника нестабильности фондового рынка: случайные флуктуации и целенаправленная спекулятивная деятельность. Оба этих процесса могут быть отражены предложенным клеточным автоматом: случайные флуктуации моделируются тем или иным начальным неравновесным распределением T ; спекуляции моделируются заданием возможности для некоторых участников (клеток автомата) изменять T независимо от закона функционирования автомата. Такое численное моделирование проведено с использованием пакетов MathCad и Pascal-Delphi. В отличие от случайных флуктуаций, целенаправленная спекулятивная деятельность (когда ряд игроков по предварительному сговору понижают / повышают цену неких ценных бумаг, чтобы запустить рефлексивный процесс, а затем скупить / продать их на волне ажиотажа) моделируется системой допущением для некоторых участников $N(j)$ изменять некоторые $T(x)$ независимо от закона функцио-

нирования модели: это дает возможность держать повышенные значения для некоторых $T(x)$ неопределенно долго.

К положительным чертам модели следует отнести учет информированности агентов управления в процессе проявления стадного поведения, однако она не учитывает других индивидуальных характеристик агентов управления, таких как интенциональная направленность, компетентность, склонность подражать, принадлежность к лидерам мнений, в связи с чем требует доработки для использования в конкретных системах.

Выводы. Рассмотренные модели, используемые для исследования процессов проявления стадности в различных системах управления, учитывают наличие собственных (состояний) агентов, изменение мнений под влиянием других членов систем управления, различную значимость мнений (влиятельности, доверия) одних агентов для других, степень подверженности агентов влиянию, существование косвенного влияния, «лидеров мнений», порога чувствительности к изменению мнения окружающих. Некоторые из моделей учитывают локализацию групп, наличие специфических социальных норм, факторы «социальной корреляции», внешние факторы влияния, лавинообразные эффекты (каскады), активность агентов, возможность образования группировок и коалиций, неполную и/или асимметричную информированность, взаимную информированность (рефлексию) агентов.

Приведенные модели в рамках выделенных характеристик моделируемых систем управления позволяют достаточно полно представить предметную область и описать поведение агентов. Однако анализ показал, что не существует универсальной модели, описывающей стадное поведение в социально-экономических системах. Применение рассмотренных моделей для эффективного управления процессами проявления стадного поведения в социально-экономических системах требует адаптации для систем, в рамках которых они будут использоваться. Для моделирования стад-

ного поведения в социально-экономических системах ключевыми параметрами являются размер группы, в которой функционируют агенты, характер структуры системы управления (наличие иерархии подчиненности агентов или ее отсутствие), характер процессов принятия решений агентами (статический, динамический), детерминированность и наличие стохастических компонент в структуре рефлексивных характеристик агентов, опосредующих их выбор и др. Учет перечисленных параметров в выборе инструментов моделирования проявлений стадного поведения в социально-экономических системах позволит эффективно управлять стадностью в рамках исследуемых систем.

Перспективным направлением дальнейшего исследования является сужение предметной области для построения моделей рефлексивного управления стадным поведением на предприятиях.

Литература

- Агаев Р. П., Чеботарев П. Ю. (2009). Согласование характеристик в много-агентных системах и спектры лапласовских матриц орграфов. *Автоматика и телемеханика*. № 3. С. 136-151.
- Алле М. (1994). Поведение рационального человека: критика постулатов и аксиом американской школы. *THESIS*. Т. 5. С. 217-241.
- Бреер В.В. (2014а). Модели конформного поведения. Ч.1. От философии к математическим моделям. *Control Sciences*. № 1. С. 2-13.
- Бреер В.В. (2014б). Модели конформного поведения. Ч.2. Математические модели. *Control Sciences*. № 2. С. 2-17.
- Васин А.А., Краснощеков П.С., Морозов В.В. (2008). *Исследование операций*. М.: Изд-во Академия. 464 с.
- Вороновицкий М.М. (2010). Стадное поведение при байесовском выборе и линейной последовательности взаимодействия. *Экономика и математические методы*. № 46 (1). С. 92-103.
- Вороновицкий М.М. (2013). Модель стадного поведения клиентов банка. *Экономика и математические методы*. № 49 (1). С. 73-87.
- Губанов Д. А., Новиков Д. А., Чхартишвили А. Г. (2009а). Модели информационного влияния и информационного управления в социальных сетях. *Проблемы управления*. № 5. С. 28-35.
- Губанов Д. А., Новиков Д. А., Чхартишвили А. Г. (2009б). Модели репутации и информационного управления в социальных сетях. *Математическая теория игр и ее приложения*. Т. 1. Вып. 2. С. 14-37.
- Gubanov D.A., Novikov D.A., Chkhartishvili A.G. (2011). Informational influence and informational control models in social networks. *Autom Remote Control*. 72. P. 1557-1567, doi: <https://doi.org/10.1134/S0005117911070216>
- Даніч В.М. (2013). Валютна паніка, ажіотаж та їх вплив на діяльність підприємств. *Бізнес Інформ*. № 6. С. 8-13.
- Егоров Д. Г. (2006). Моделирование процессов самоорганизации финансовых систем. *Финансы и кредит*. № 36. С. 19-25.
- Краснощеков П. С. (1994). Некоторые результаты математического моделирования одного механизма коллективного поведения. *Социология: методология, методы, математическое моделирование (4М)*. № 3-4. С. 65-83.
- Лепя Р.Н., Шкарлет С.Н., Лысенко Ю.Г. и др. (2012). *Рефлексивные процессы в экономике: концепции, модели, прикладные аспекты*: моногр.: Р.Н. Лепа (заг. ред.). Донецк: АПЕКС. Т. 1. 560 с.
- Новиков Д.А. (2008). *Математические модели формирования и функционирования команд*. М.: Физматлит. 184 с.
- Солодухин С.В. (2017). Основные предпосылки построения моделей стадного поведения во внешней и внутренней среде предприятий. *Проблемы системного підходу в економіці*. № 4(60). С. 181-186.
- Турлакова С.С. (2017). Инструменты рефлексивного управления стадным поведением агентов на предприятиях. *Управління економікою: теорія та практика*

- тика: зб. наук. пр. К: ІЕП НАН України. С. 133-149.
- Akerlof G. (1970). The Market for «Lemons»: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *Quarterly Journal of Economics*. № 3 (84). P. 488-500.
- Aleta A., Moreno Y. (2019). The dynamics of collective social behavior in a crowd controlled game. *EPJ Data Sci.* № 8(22). doi: <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-019-0200-1>
- Axelrod R., Tesfatsion L. (2006). A Guide for Newcomers to AgentBased Modelling in the Social Sciences. *Handbook of Computational Economics*. № 2. P. 1647-59. Oxford: Elsevier.
- Banerjee A. (1992). A Simple Model of Herd Behavior. *Quarterly Journal of Economics*. 1992. № 3 (107). P. 797-817. doi: <http://dx.doi.org/10.2307/2118364>
- Banerjee M., Kooi B.W., Venturino E. (2017). An Ecoepidemic Model with Prey Herd Behavior and Predator Feeding Saturation Response on Both Healthy and Diseased Prey Math. *Model. Nat. Phenom.* № 12 (2). P. 133-161. doi: <https://doi.org/10.1051/mmnp/201712208>
- Bernheim D. (1994). A Theory of Conformity. *Journal of Political Economy*. Vol. 102. Iss. 5, p. 841-77.
- Bikhchandani S., Hirshleifer D., Welch I. (1998). Learning from the Behavior of Others: Conformity, Fads, and Informational Cascades. *Journal of Economic Perspectives*. № 3(12). P. 151-170.
- Friedkin N. E. (1984). Structural Cohesion and Equivalence Explanations of Social Homogeneity. *Sociological Methods and Research*. № 3(12), p. 235-261. doi: <http://dx.doi.org/10.1177/0049124184012003001>
- Friedkin N. E., Johnson E. C. (1990). Social Influence and Opinions. *Journal of Mathematical Sociology*. № 3-4 (15). P. 193-205. doi: <http://dx.doi.org/10.1080/0022250X.1990.9990069>
- Goldenberg J., Libai B., Muller E. (2001). Talk of the Network: A Complex Systems Look at the Underlying Process of Word-of-Mouth. *Marketing Letters*. № 2. P. 11-34.
- Granovetter M. (1978). Threshold Models of Collective Behavior. *American Journal of Sociology*. № 6 (83). P. 489-515. doi: <http://dx.doi.org/10.1086/226707>
- Helbing D., Farkas I., Vicsek T. (2000). Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*. № 407 (6803). P. 487-490. doi: <http://dx.doi.org/10.1038/35035023>
- Hodgson G.M. (2003). The hidden persuaders: institutions and individuals in economic theory. *Cambridge Journal of Economics*. № 2(27). P. 159-175. doi: <http://dx.doi.org/10.1093/cje/27.2.159>
- Howard A., Jebara T. (2003). Dynamical Systems Trees. *Uncertainty in Artificial Intelligence*. P. 260-267.
- Jackson M. (2008). *Social and Economic Networks*. Princeton: Princeton University Press. 648 p.
- Kahneman D., Tversky A. (1979). Prospect theory: an analysis of decisions under risk. *Econometrica*. № 2(47), P. 263-291. doi: <http://dx.doi.org/10.2307/1914185>
- Kearns M., Siddharth S., Montfort N. (2006). An Experimental Study of the Coloring Problem on Human Subject Networks. *Science*. № 313. P. 824-827. doi: <http://dx.doi.org/10.1126/science.1127207>
- Kempe D., Kleinberg J., Tardos E. (2003). Maximizing the Spread of Influence through a Social Network. *Proceedings of the 9-th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. P. 137-146.
- Leenders R. (2002). The Specification of Weight Structures in Network Autocorrelation Models of Social Influence. URL: <http://ideas.repec.org/p/dgr/rugsom/02b09.html> (Дата обращения 7.02.2020).
- Leskovec J., Adamic L., Huberman B. (2005). The Dynamics of Viral Marketing. URL: <http://arxiv.org/abs/physics/0509039> (Дата обращения 22.01.2020).
- Morris S. (2000). Contagion II. *The Review of Economic Studies*. № 1(67). P. 57-78.
- Myerson R. (2001). *Game theory: analysis of conflict*. Cambridge–Massachusetts–London: Harvard University Press. 600 p.

- Oliver N., Rosario B., Pentland A. (1998). Graphical Models for Recognizing Human Interactions. *Proceedings of International Conference on Neural Information and Processing Systems (NIPS)*. P. 924-930.
- Saul L. K., Jordan M. I. (1999). Mixed Memory Markov Models: Decomposing Complex Stochastic Processes as Mixtures of Simpler Ones. *Machine Learning*. № 37 (1). P. 75-87.
- Scharfstein D. (1990). Herd Behavior and Investment. *American Economic Review*. 1990. № 80 (3). P. 465-469.
- Schiff J. L. (2007). *Cellular Automata: A Discrete View of the World*. NY: Wiley. 272 p.
- Shelling T. (1960). *The strategy of conflict*. Oxford: Oxford Univ. Press. 309 p.
- Thaler R.H. (2015). Misbehaving: The Making of Behavioral Economics. In R.H. Thaler, & W.W. Norton J. (Eds.). New York. 415 p.
- Valente T. (1995). *Network Models of the Diffusion of Innovations*. Cresskill, NJ: Hampton Press, 192 p.
- Wang W., Guo L., Sun R. (2019). Rational herd behavior in online learning: Insights from MOOC. *Computers in Human Behavior*. № 92. P. 660-669. doi: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.10.009>
- Watts D., Dodds P. (2007). Influentials, Networks, and Public Opinion Formation. *Journal of Consumer Research*. № 34. P. 441-458. doi: <http://dx.doi.org/10.1086/518527>
- Zhang D., Gatica-Perez D., Bengio S., Roy D. (2005). Learning Influence among Interacting Markov Chains. *Neural Information Processing Systems (NIPS)*. P. 132-141.
- Zhong G.-Y., Li J.-C., Jiang G.J., Li H.-F., Tao H.-M. (2018). The time delay restraining the herd behavior with Bayesian approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. № 507. P. 335-346. doi: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.05.024>
- ces of digraphs. *Automation and telemechanics*, 3, pp. 136-151 [in Russian].
- Alle, M. (1994). The behavior of a rational person: criticism of the postulates and axioms of the American school. *THESIS*, 5, pp. 217-241 [in Russian].
- Breer, V.V. (2014a). Conformal behavior models. Part 1. From philosophy to mathematical models. *Control Sciences*, 1, pp. 2-13 [in Russian].
- Breer, V.V. (2014b). Conformal behavior models. Part 2. Mathematical models. *Control Sciences*, 2, pp. 2-17 [in Russian].
- Vasin, A.A., & Krasnoshekov, P. S., & Morozov, V.V. (2008). *Operations research*. Moscow: Akademiya [in Russian].
- Voronovitsky, M.M. (2010). Herd behavior with Bayesian choice and a linear sequence of interaction. *Economics and mathematical methods*, 46(1), pp. 92-103 [in Russian].
- Voronovitsky, M.M. (2013). Model of herd behavior of bank customers. *Economics and mathematical methods*, 49(1), pp. 73-87 [in Russian].
- Gubanov, D.A., Novikov, D.A. & Chhartishvili, A.G. (2009a). Models of information influence and information management in social networks. *Management issues*, 5, pp. 28-35 [in Russian].
- Gubanov, D.A., Novikov, D.A. & Chhartishvili, A.G. (2009b). Models of reputation and information management in social networks. *Mathematical game theory and its applications*, Vol. 1, Iss. 2, 14-37 [in Russian].
- Gubanov, D.A., Novikov, D.A., & Chhartishvili, A.G. (2011). Informational influence and informational control models in social networks. *Autom Remote Control*, 72, pp. 1557-1567. doi: <https://doi.org/10.1134/S0005117911070216>
- Danich, V.M. (2013). Currency panics, excitement and excitement on the issue of business. *Business Inform*, 6, pp. 8-13 [in Ukrainian].
- Yegorov, D.G. (2006). Modeling the processes of self-organization of financial systems. *Finance and credit*, 36, pp. 19-25 [in Russian].

References

- Agaev, R. P., & Chebotarev, P. Yu. (2009). Coordination of characteristics in multi-agent systems and spectra of Laplace matri-

- Krasnoshekov, P.S. (1994). Some results of mathematical modeling of one mechanism of collective behavior. *Sociology: methodology, methods, mathematical modeling (4M)*, 3-4, pp. 65-83 [in Russian].
- Lepa, R.N., Shkarlet, S.N. & Lysenko, Y.G. et al. (2012). Reflexive processes in the economy: concepts, models, applied aspects. Vol. 1. In. R.N. Lepa (Ed.). Doneck: APEKS [in Russian].
- Novikov, D.A. (2008). Mathematical models of the formation and functioning of teams. M.: Fizmatlit [in Russian].
- Soloduhin, S.V. (2017). The main prerequisites for the construction of herd behavior models in the external and internal environment of enterprises. *Problems of systemic approach to economy*, 4(60), pp. 181-186 [in Russian].
- Turlakova, S.S. (2017). Tools for reflexive management of herd behavior of agents at enterprises. *Management of the economy: theory and practice*. (pp. 133-149). Kyiv: IIE of NASU [in Russian].
- Akerlof, G. (1970). The Market for «Lemons»: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *Quarterly Journal of Economics*, 3(84), pp. 488-500.
- Aleta, A. & Moreno, Y. (2019). The dynamics of collective social behavior in a crowd controlled game. *EPJ Data Sci*, 8(22). doi: <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-019-0200-1>
- Axelrod, R. & Tesfatsion, L.A. (2006). Guide for Newcomers to AgentBased Modelling in the Social Sciences. *Handbook of Computational Economics*. Oxford: Elsevier, 2, pp. 1647-59.
- Banerjee, A.A. (1992). Simple Model of Herd Behavior. *Quarterly Journal of Economics*, 3(107), pp. 797-817. doi: <http://dx.doi.org/10.2307/2118364>
- Banerjee, M., Kooi, B.W., & Venturino, E. (2017). An Ecoepidemic Model with Prey Herd Behavior and Predator Feeding Saturation Response on Both Healthy and Diseased Prey Math. *Model. Nat. Phenom*, 12 (2), pp. 133-161. doi: <https://doi.org/10.1051/mmnp/201712208>
- Bernheim, D.A. (1994). Theory of Conformity. *Journal of Political Economy*, 102(5), pp. 841-877.
- Bikhchandani, S., Hirshleifer, D., & Welch, I. (1998). Learning from the Behavior of Others: Conformity, Fads, and Informational Cascades. *Journal of Economic Perspectives*, 3(12), pp. 51-170.
- Friedkin, N.E. (1984). Structural Cohesion and Equivalence Explanations of Social Homogeneity. *Sociological Methods and Research*, 3(12), pp. 235-261. doi: <http://dx.doi.org/10.1177/0049124184012003001>
- Friedkin, N.E. & Johnson, E.C. (1990). Social Influence and Opinions. *Journal of Mathematical Sociology*, 3-4 (15). pp. 193-205. doi: <http://dx.doi.org/10.1080/0022250X.1990.9990069>
- Goldenberg, J., Libai, B., & Muller, E. (2001). Talk of the Network: A Complex Systems Look at the Underlying Process of Word-of-Mouth. *Marketing Letters*, 2, pp. 11-34.
- Granovetter, M. (1978). Threshold Models of Collective Behavior. *American Journal of Sociology*, 6 (83), pp. 489-515. doi: <http://dx.doi.org/10.1086/226707>
- Helbing, D., Farkas, I., & Vicsek, T. (2000). Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, 407 (6803). pp. 487-490. doi: <http://dx.doi.org/10.1038/35035023>
- Hodgson, G.M. (2003). The hidden persuaders: institutions and individuals in economic theory. *Cambridge Journal of Economics*, 2(27), pp. 159-175. doi: <http://dx.doi.org/10.1093/cje/27.2.159>
- Howard, A. & Jebara, T. (2003). Dynamical Systems Trees. *Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 260-267.
- Jackson, M. (2008). Social and Economic Networks. Princeton: Princeton University Press.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: an analysis of decisions under risk. *Econometrica*, 2(47), pp. 263-291. doi: <http://dx.doi.org/10.2307/1914185>
- Kearns, M., Siddharth, S. & Montfort, N. (2006). An Experimental Study of the Coloring Problem on Human Subject Networks. *Science*, 313, pp. 824-827. doi: <http://dx.doi.org/10.1126/science.1127207>

- Kempe, D., Kleinberg, J., & Tardos, E. (2003). Maximizing the Spread of Influence through a Social Network. *Proceedings of the 9-th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 137-146.
- Leenders, R. The Specification of Weight Structures in Network Autocorrelation Models of Social Influence (2020, February). Retrieved from <http://ideas.repec.org/p/dgr/rugsom/02b09.html>.
- Leskovec, J., Adamic, L. & Huberman, B. (2005). The Dynamics of Viral Marketing (2020, January). Retrieved from <http://arxiv.org/abs/physics/0509039>.
- Morris, S. (2000). Contagion II The Review of Economic Studies, 1(67), pp. 57-78.
- Myerson, R. (2001). Game theory: analysis of conflict. Cambridge–Massachusetts–London: Harvard University Press.
- Oliver, N., Rosario, B., & Pentland, A. (1998). Graphical Models for Recognizing Human Interactions. *Proceedings of International Conference on Neural Information and Processing Systems (NIPS)*, pp. 924-930.
- Saul, L.K., & Jordan, M.I. (1999). Mixed Memory Markov Models: Decomposing Complex Stochastic Processes as Mixtures of Simpler Ones. *Machine Learning*, 37 (1), pp. 75-87.
- Scharfstein, D. (1990). Herd Behavior and Investment. *American Economic Review*, 80(3), pp. 465-469.
- Schiff, J.L. (2007). Cellular Automata: A Discrete View of the World. NY: Wiley.
- Shelling, T. (1960). The strategy of conflict. Oxford: Oxford Univ. Press.
- Thaler, R.H. (2015). Misbehaving: The Making of Behavioral Economics. In R.H. Thaler, & W.W. Norton J. (Eds.). New York.
- Valente, T. (1995). Network Models of the Diffusion of Innovations. Cresskill, NJ: Hampton Press.
- Wang, W., Guo, L. & Sun, R. (2019). Rational herd behavior in online learning: Insights from MOOC. *Computers in Human Behavior*, 92, pp. 660-669. doi: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.10.009>
- Watts, D., & Dodds, P. (2007). Influentials, Networks, and Public Opinion Formation. *Journal of Consumer Research*, 34, pp. 441-458. doi: <http://dx.doi.org/10.1086/518527>
- Zhang, D., Gatica-Perez, D., Bengio, S., & Roy, D. (2005). Learning Influence among Interacting Markov Chains. *Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 132-141.
- Zhong, G.-Y., Li, J.-C., Jiang, G.J., Li, H.-F. & Tao, H.-M. (2018). The time delay restraining the herd behavior with Bayesian approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 507, pp. 335–346. doi: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.05.024>

Світлана Сергіївна Турлакова,

канд. екон. наук, доцент

Інститут економіки промисловості НАН України

вул. М. Капніст, 2, м. Київ, 03057, Україна

E-mail: svetlana.turlakova@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-3954-8503>

МЕТОДИ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ УПРАВЛІННЯ СТАДНОЮ ПОВЕДІНКОЮ В СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ СИСТЕМАХ

Визначено актуальність виявлення й узагальнення закономірностей і особливостей методів моделювання управління процесами стадної поведінки в соціально-економічних системах. Проаналізовано методи моделювання процесів управління стадною поведінкою в економічних системах для вибору адекватного інструментарію побудови моделей управління стадністю.

Розглянуто моделі, які використовуються для дослідження процесів прояву стадності в різних системах управління та враховують наявність власних (станів) агентів «думок», зміну думок під впливом інших членів систем управління, різну значимість думок (впливовості, довіри) одних агентів для інших, ступінь схильності агентів до впливу, існування непрямого впливу, «лідерів думок», порогу чутливості до зміни думки оточуючих. Деякі з моделей ураховують локалізацію груп, наявність специфічних соціальних норм, чинники «соціальної кореляції», зовнішні чинники впливу, лавиноподібні ефекти (каскади), активність агентів, можливість утворення угруповань і коаліцій, неповну та / або асиметричну інформованість агентів, взаємну інформованість (рефлексію) агентів. Наведені моделі в рамках виокремлених характеристик змодельованих систем управління дозволяють досить повно представити предметну сферу й описати поведінку агентів. Однак не існує універсальної моделі, яка описує стадну поведінку в соціально-економічних системах. Застосування розглянутих моделей для ефективного управління процесами прояву стадної поведінки в соціально-економічних системах потребує адаптації для систем, у рамках яких вони використовуватимуться.

Для моделювання стадної поведінки в соціально-економічних системах ключовими параметрами є розмір групи, в якій функціонують агенти, характер структури системи управління (наявність ієрархії підпорядкованості агентів або її відсутність), характер процесів прийняття рішень агентами (статичний, динамічний), детермінованість і наявність стохастичних компонент у структурі рефлексивних характеристик агентів, які опосередковують їх вибір. Урахування перелічених параметрів при виборі інструментів моделювання проявів стадної поведінки в соціально-економічних системах дозволить ефективно управляти стадністю в рамках досліджуваних системи.

Ключові слова: математична модель, моделювання, стадна поведінка, соціально-економічна система, агент, інформованість, рефлексія, управління.

JEL: C02, C52, C53, P00

Svetlana S. Turlakova,

PhD in Economics

Institute of Industrial Economics of the NAS of Ukraine

2 Maria Kapnist Street, Kyiv, 03057, Ukraine

E-mail: svetlana.turlakova@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-3954-8503>

METHODS FOR MODELING THE PROCESSES OF MANAGEMENT OF HERD BEHAVIOR IN SOCIAL AND ECONOMIC SYSTEMS

The relevance of identifying and generalizing patterns and features of modeling methods for managing herd behavior in social and economic systems is determined. The analysis of methods of modeling the management of herd behavior in economic systems is analyzed to select an adequate tool for building models of management of herd.

The models, used for studying the processes of herd behavior in different control systems, have a number of properties that take into account the presence of own (states) agents of "opinions", change of opinions under the influence of other members of management systems, a different significance of some agents' opinions (influence, trust) for others, the degree of agents' exposure to influence, the existence of indirect influence, the existence of «opinion leaders», the presence of a threshold of sensitivity to change the others' opinion. Some of models take into account the localization of groups, the presence of specific social norms, factors of «social correlation», the existence of external factors of influence, avalanche effects (cascades), the activity of agents,

the possibility of forming groups and coalitions, incomplete and / or asymmetric awareness of agents, informed agents. It is defined that the models, presented in the framework of distinguished characteristics of simulated control systems, make it possible to fully represent the subject area and describe the agents' behavior. However, there is no universal model, describing herd behavior in social and economic systems. The use of these models to effectively manage the processes of herd behavior in social and economic systems requires adaptation to the systems, within which they will be used.

For modeling herd behavior in social and economic systems, key parameters are the size of the group, in which agents are functioning, the nature of the control system structure (presence or absence of agent subordination), the nature of agents' decision-making processes (static, dynamic), determinism, and the presence of stochastic components in the structure of agents' reflexive characteristics that mediate their selection. Given the consideration to abovementioned parameters in the choice of tools for modeling the displaying of herd behavior in social and economic systems will allow to effectively manage the herd within certain parameters of the system. Perspective directions of research are outlined.

Keywords: mathematical model, modeling, herd behavior, social and economic system, agent, awareness, reflection, management.

JEL: C02, C52, C53, P00

Формат цитирования:

Турлакова С. С. (2020). Методы моделирования процессов управления стадным поведением в социально-экономических системах. *Экономика промышленности*. 1(89). С. 98-121. doi: <http://doi.org/10.15407/econindustry2020.01.098>

Turlakova, S. (2020). Methods for modeling the processes of management of herd behavior in social and economic systems. *Econ. promisl.*, 1(89), pp. 98-121 doi: <http://doi.org/10.15407/econindustry2020.01.098>

Представлена в редакцию 13.02.2020 г.