

СЦЕНАРИИ СТРАТИФИКАЦИИ НАУЧНО-ИННОВАЦИОННОЙ СЕТИ

Ратнер С. В.¹

(Учреждение Российской академии наук
Южный научный центр РАН, Ростов-на-Дону)

Произведена формализация задачи о выборе режима наибольшей эффективности процесса генерации и распространения инноваций в постиндустриальном обществе, характеризующемся высокой степенью развития сетей знаний, основанных как на социальных взаимодействиях, так и на расширенном и интенсивном использовании современных интерактивных коммуникационных технологий. Показано, что изначальная неоднородность уровня знаний и компетенций агентов, составляющих инновационную сеть, может привести к разрыву обучающих связей между множествами агентов сети, т.е. в сети может произойти расслоение агентов по уровню знаний (стратификация). Стратификация позволяет снизить уровень неопределенности при принятии решений относительно инновационной деятельности в том случае, если некоторые агенты сети принимают на себя функции медиаторов, ответственных за координацию процесса диффузии знаний.

Ключевые слова: инновации, диффузия, сетевое взаимодействие, когнитивное расстояние, неоднородность, стратификация.

1. Введение

Современная концепция сетевого управления, доказавшая свою эффективность при организации производства, все чаще

¹ Ратнер Светлана Валерьевна, кандидат физико-математических наук, доцент (lanarat@mail.ru).

распространяется на среду генерации и среду коммерциализации знаний, в которых происходит зарождение и реализация инновационных разработок, что полностью соответствует общей идеологии постиндустриальной экономики, которая представляет собой сетевую экономику с особой организацией процессов управления. В постиндустриальной экономике свободный информационный обмен результатами научных исследований является основным фактором повышения конкурентоспособности инновационных разработок и сокращения времени реализации полного инновационного цикла, особенно на его начальных этапах – поисковых, фундаментальных и прикладных научно-исследовательских работах.

В работе [2] на основе использования принципов онтологического инжиниринга определена новая экономическая категория научно-инновационная сеть как динамическое множество взаимосвязанных экономических агентов, представляющих собой исследовательские, проектные, конструкторские и испытательные учреждения, а также элементы инновационной инфраструктуры и промышленные предприятия, функционирующее по типу виртуальной организации, выполняющее на конкурсной основе крупные инновационные проекты на высоком уровне координации целей и интеграции научно-исследовательских ресурсов. Такой уровень координации может быть достигнут посредством формирования внутреннего информационного пространства сети со специально разработанными каналами увеличения мощности потока инновационного знания и ускорения процесса диффузии инноваций. Это приводит в результате к созданию коллективных объектов интеллектуальной собственности и увеличению экстерналичного эффекта от деятельности научно-инновационной деятельности сети в целом. Теоретическим базисом сетевого управления средой генерации знаний является синтез: 1) эволюционной экономической теории, подчеркивающей роль координации инновационного процесса в рамках научно-инновационной сети; 2) подхода, основанном на знаниях (*Knowledge Based View*), в котором основным преимуществом сетевой организации полного инновационного цикла является усиление ключевых компетенций

агентов научно-инновационной сети, принадлежащих среде генерации знаний; 3) отношенческого подхода, в котором к основным конкурентным преимуществам научно-инновационной сети относятся общие ресурсы, инвестиции и процессы распространения знаний, а также подчеркивается, что в случае такого объединения, сеть может стать источником синергетической ренты, создаваемой в процессе обмена ресурсами, которая не может быть создана каждым отдельно взятым экономическим агентом.

В связи с этим особую актуальность приобретают вопросы, связанные с определением оптимальной структуры научно-инновационной сети, принципов и способов организации ее внутреннего информационного пространства. В методологии научно-инновационной сети синтезируются конкурентные преимущества, получаемые за счет организации свободного информационного обмена между ее агентами на **стадии родовых исследований** и реализации эффективной стратегии защиты интеллектуальной собственности агентов сети **на конкурентной стадии** инновационного процесса, заключающейся в строгом разделении уровней доступа к информационным потокам, циркулирующим в многослойном внутреннем информационном пространстве [2].

Оптимальность структуры при этом может пониматься как экономическая эффективность функционирования сети, однако для целей настоящего исследования наибольший интерес представляет оптимальность с точки зрения скорости генерации и распространения нового знания. При этом необходимо учитывать такие особенности процесса диффузии знаний, как неполная доступность нового знания всему множеству экономических агентов. Данная особенность характерна для передачи неявных знаний, которая происходит, в основном, посредством личного взаимодействия. Кроме того, при построении научно-инновационной сети необходимо помнить, что хотя объединение компетенций партнеров при проведении совместных исследований и разработок (ИиР) позитивно влияет на инновационную деятельность, однако при этом происходит частичная

конвергенция компетенций партнеров, которая в долгосрочной перспективе может привести к унификации компетенций [7].

Отличие современного подхода к развитию инноваций и инновационным процессам заключается в том, что инновации в системе экономики знаний базируются не столько на новых комбинациях ресурсов и изобретениях, как это было в эпоху индустриальной экономики, сколько на эффективном использовании информационного потока знаний, полученных в результате прогресса науки и технологий. Однако знание, распространяющееся таким путем, может принести пользу экономическим агентам только при условии, что они могут, как минимум, частично, понять его и интегрировать в свой банк знаний. Диффузия знаний в современном инновационном процессе играет ключевую роль, так как повышает интегративный уровень знания агента не только посредством их абсорбции, но и благодаря рекомбинации новых знаний со старыми, которая порождает совершенно новые комбинации знаний.

В настоящей работе выявлено, что необходимым условием развития научно-инновационной сети и повышения общего уровня инновационного знаний ее агентов в долгосрочном периоде является присутствие в сети медиаторов – агентов, которые берут на себя функции по согласованию стратегий информационного взаимодействия остальных участников сети.

2. Некоторые подходы к моделированию генерации и диффузии знаний в инновационном обществе

Исследуем вопрос о применимости ряда известных в научной литературе моделей генерации и распространения знаний в сетевом обществе к вопросу об оценке и повышении эффективности организации внутреннего информационного пространства научно-инновационной сети.

С точки зрения моделирования процесса передачи знаний, экономические агенты, изначально формирующие научно-инновационную сеть, не идентичны, а гетерогенны во многих аспектах, в частности, обладают различными компетенциями. Потенциальным источником гетерогенности является окруже-

ние агента, в котором он функционирует, так как каждый член в большом множестве взаимодействует на постоянной основе только с небольшим количеством других агентов. При этом ошибки или, наоборот, достижения одного агента, непосредственным образом влияют на того, кто находится в его ближайшем окружении. Указанные предположения согласуются с [3-4, 7-8]. Кроме того, все агенты сети подвержены влиянию «окружающего интеллекта» [1], т. е. научных норм и парадигм, обеспечивающих уверенность экономических агентов в своих немотивированных представлениях.

Используя подход, предложенный в [7], представим банк знаний каждого i -го экономического агента сети действительным вектором

$$v_{i,k}(x_{i,1}, \dots, x_{i,K}),$$

где $k \in \{1, \dots, K\}$ – категория знания (компетенций): рыночные, прикладные (различных областей), фундаментальные (различных областей) и т. д. Заметим, что для измерения знаний и компетенций агентов научно-инновационной сети можно использовать различные показатели, например, количество связей «поставщик–потребитель» или «клиент–производитель» для измерения рыночных знаний, количество объектов промышленной собственности, принадлежащих экономическому агенту для измерения прикладных знаний, количество объектов авторского права – для измерения фундаментальных знаний и т. д. Однако детальное рассмотрение данного вопроса лежит за рамками настоящего исследования.

В качестве степени неоднородности i -го и j -го агентов сети (когнитивного расстояния между ними) будем использовать следующую величину

$$(1) \quad \Delta(i, j) = \max\left\{r, \frac{1}{r}\right\} - 1,$$

где $r = \frac{|v_i|}{|v_j|}$.

При этом полагаем, что, если степень неоднородности i -го и j -го агентов превышает некоторое пороговое значение θ , они

утрачивают способность к обучению друг от друга и передача знаний между ними прекращается.

Для формализации описания процесса неполной диффузии знания в работах [6-8] вводится показатель уровня абсорбции знаний α . В некоторых случаях агенты имеют способность лишь частично абсорбировать знания и тогда $\alpha < 1$, в некоторых – агент является суперабсорбентом и воспринимает все знание полностью $\alpha = 1$, а в режиме «коллективного изобретения», описанного в работе [7], агенты настолько хорошо дополняют знания друг друга, что $\alpha > 1$. Целью создания и функционирования научно-инновационной сети как раз и является достижение режима «коллективного изобретения». Однако значение параметра абсорбции зависит не только от того, насколько эффективно функционируют каналы распространения знаний в научно-инновационной сети, но и насколько хорошо агенты воспринимают и дополняют знания друг друга. Последний эффект является трудноформализуемым, так как в свою очередь зависит от таких факторов как общность когнитивных моделей, схожесть представлений распространителя с «окружающим интеллектом» реципиента и доверие. Если при создании сети в нее включаются слишком неоднородные агенты, они не могут обучаться друг от друга.

Процесс увеличения уровня знания j -го агента опишем следующим образом: если в некоторый момент времени t i -й агент, степень неоднородности которого с j -м агентом не больше θ распространяет знания через внутреннее информационное пространство сети, а j -й – принимает, то уровень знаний j -го изменяется следующим образом:

$$(2) \quad v_{j,k}^{t+1} = v_{j,k}^t + \alpha \cdot \max\{0, v_{i,k}^t - v_{j,k}^t\},$$

где α – параметр абсорбции. В этом случае также происходит частичное снижение степени неоднородности между данными агентами (в смысле сокращения когнитивного расстояния, введенного посредством (1)). Поэтому, если в сети существует такой агент с номером m , что до момента распространения знаний i -м агентом выполняются следующие неравенства

$$\Delta(i, j) < \theta \quad \Delta(j, m) < \theta \quad \Delta(i, m) > \theta,$$

то при повышении уровня знаний j -го агента без одновременно-го повышения уровня знаний m -го агента расстояние между ним и m -ым увеличивается и может превысить пороговое значение θ .

В работах [6-8] рассматривается такой вид процесса распространения знаний, когда повышение уровня знаний одного агента возможно только при условии личного взаимодействия с другим агентом, обладающим более высоким уровнем знания и необходимой степенью однородности. При моделировании сети с подобными ограничениями, накладываемыми на процесс передачи знаний, вводится такая мера расстояния, как количество взаимодействий между агентами, необходимое для передачи знаний от создателя к реципиенту (длина пути). Данный случай соответствует передаче знаний, содержащих неявную компоненту, и обуславливает необходимость исследования взаимосвязи между интегральным уровнем знаний сети и ее структурными свойствами, такими как топологическое строение (регулярное или случайное) и сосредоточенность (количество перекрестных соединений агентов сети).

Сети кольцевой регулярной топологией в [6-8] представлены в виде непрямого связанного графа $G(I, \Gamma)$, где $I = \{1, \dots, N\}$ множество вершин (агентов) и $\Gamma = \{\Gamma(i), i \in I\}$ – список связей (множество вершин, каждая из которых соединена с i -й вершиной), причем $\Gamma = \{j \in I \setminus \{i\} \mid d(i, j) = 1\}$ где $d(i, j)$ – длина кратчайшего пути от вершины i к вершине j . В данном случае при распространении знаний взаимодействовать могут только те агенты, которые, которые разделены только одним ребром. То есть, если i -й агент является распространителем знаний, только агенты из множества $\Gamma(i)$ могут быть потенциальными реципиентами. Если допустить, что в сети с кольцевой топологией две случайно выбранные с вероятностью p не соседние вершины, взаимодействуют, то получим сеть с нерегулярной пространственной структурой, особенности которой можно выразить через среднюю длину пути между вершинами графа или среднюю сосредоточенность. Так как $d(i, j)$ является длиной кратчайшего пути между вершинами, то среднюю длину пути в сети можно представить как

$$L(p) = \frac{1}{N} \sum_{i \in I} \sum_{j \neq i} \frac{d(i, j)}{N-1},$$

а среднюю сосредоточенность следующим образом:

$$C(p) = \sum_{i \in I} \sum_{j, l \in \Gamma(i)} \frac{X(j, l)}{\Gamma(i)(\Gamma(i)-1)/2},$$

где $X(j, l) = 1$, если $j \in \Gamma(l)$ и $X(j, l) = 1$ в обратном случае.

Исследования влияния нерегулярности структуры организованной таким образом сети, проведенные в [6-8] с помощью имитационного моделирования показали, что если в сети задействован только механизм диффузии знаний ($\alpha < 1$), значимого влияния структуры сети на средний уровень знаний экономической системы в момент времени t , определяемый как

$$\mu^t = \frac{1}{N} \sum_{i \in I} \mu_i^t,$$

в долгосрочном периоде не обнаружено. Здесь

$$(3) \quad \mu_i^t = \frac{1}{K} \sum_k v_{i,k}^t - \text{средний уровень знаний } i\text{-го агента.}$$

При этом изменение средней длины пути между агентами влияет лишь на скорость конвергенции компетенций. В случае если $\alpha > 1$, одновременно имеет место и генерация и диффузия знаний (каждый агент инкорпорирует получаемое знание в свой банк знаний и увеличивает свою способность к генерации знаний) выявлена предпочтительность организация сети по принципу «малый мир», когда частота перекрестных связей в сети не превышает значения 0,1 (т.е. вероятность установления дополнительного взаимодействия агента в сети $p \leq 0,1$).

Как отмечалось во введении, ключевым фактором конкурентоспособности научной сети является количественное и качественное улучшение информационных потоков между ее агентами, которое способствует разработке нового знания. Существующий жесткий контроль прав доступа к кодифицированным знаниям, закрепленный на законодательном уровне, приводит к потере части информационных благ и сдерживает диффузию инновационного знания, а, следовательно, и увели-

чивает время реализации достижений научно-технического прогресса. Поэтому в рамках научной сети должны быть приняты особые правила управления интеллектуальной собственностью, стимулирующие распространение инновационного знания между участниками сети на стадии предконкурентных исследований и, одновременно, защищающие циркулирующие между ними информационные потоки от несанкционированного доступа [2].

Использование для формирования внутреннего информационного пространства научно-инновационной сети современных коммуникационных технологий, являющихся одновременно субститутотом личных и электронных коммуникаций, позволяет снять некоторые ограничения, накладываемые на процесс распространения знаний, содержащих неявную составляющую (рис. 1). Взаимодействовать при передаче знаний одновременно могут все достаточно однородные агенты. Однако при этом возникает возможность постепенного разделения всего множества агентов сети на непересекающиеся однородные подмножества, обмен знаниями между которыми прекращается в силу их неспособности обучаться друг от друга из-за большой разницы в уровне накопленного знания. Поэтому неоднородность, с одной стороны, является негативным фактором, снижающим общую эффективность диффузии знаний из-за невозможности обучения агентов друг от друга, с другой стороны, при совместной работе по созданию новых знаний необходимо, чтобы компетенции партнеров различались между собой.

В исследованиях [13-14] сначала эмпирически, а потом и теоретически была выведена зависимость продуктивности (средний уровень знаний) совместной исследовательской деятельности экономических агентов от когнитивного расстояния между ними, т. е. от степени неоднородности их компетенций, и установлено, что данная зависимость имеет вид перевернутой буквы U (рис. 2).

Использование положительных эффектов гетерогенности агентов при одновременном элиминировании отрицательных эффектов возможно за счет стратификации внутреннего информационного пространства сети.

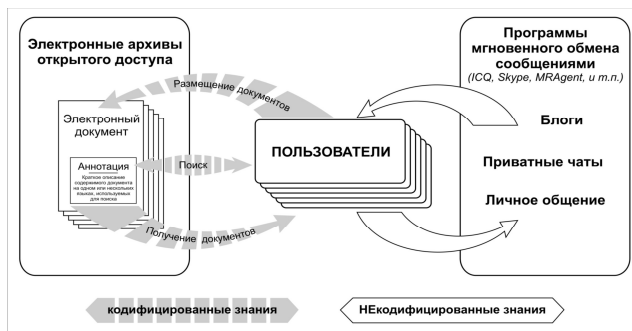


Рис. 1. Модели каналов распространения знания [2]



Рис. 2. Вид зависимости эффективности совместных ИиР от когнитивных расстояний между партнерами

3. Стратификация научно-инновационной сети

Рассмотрим научно-инновационную сеть, состоящую из N агентов, которые по уровню однородности могут быть разбиты на несколько непересекающихся подмножеств (уровней) A_k , $k = 1, \dots, M$, таких что когнитивное расстояние между агентами одного и того же подмножества (уровня), а также между агентами рядом расположенных подмножеств (уровней) позволяет им обучаться друг от друга, а когнитивное расстояние между агентами, находящимися через уровень друг от друга, уже слишком

велико, чтобы они сохранили способность к обучению друг от друга. Это можно записать следующим образом:

$$(4) \quad \Delta(i, j) \begin{cases} < \phi, \text{ если } i, j \in A_k, \\ < \theta, \text{ если } i \in A_k, j \in A_{k \pm 1}, \\ > \theta, \text{ если } i \in A_k, j \in A_{k \pm l}, l = 2, \dots, M. \end{cases}$$

Здесь ϕ – когнитивное расстояние между агентами одного и того же подмножества (уровня), θ – пороговое когнитивное расстояние между агентами, при превышении которого взаимное обучение невозможно.

Пусть i -й агент сети, принадлежащий подмножеству A_{k+1} в определенный момент времени t распространяет новое знание по внутреннему информационному пространству. Тогда, если между i -тым агентом подмножества A_{k+1} и j -м агентом подмножества A_k когнитивное расстояние сокращается на величину

$$\eta = (\alpha + 1) \frac{|v_{ik+1}|}{|v_{jk}|} - \alpha,$$

то на такую же величину увеличивается когнитивное расстояние между j -тым агентом подмножества A_k и l -м агентом подмножества A_{k-1} . При этом каждый агент подмножеств A_k и A_{k+1} может сократить свое когнитивное расстояние i -м агентом пропорционально значению коэффициента абсорбции α . Если максимальное когнитивное расстояние между агентами подмножества A_{k-1} и подмножества A_k было больше $\theta - \eta$, то, учитывая (1), (2) и (4) нетрудно заметить, что такое повышение уровня знаний агентов подмножества A_k приведет к разрыву обучающих связей между указанными подмножествами, т. е. в сети может произойти расслоение агентов по уровню знаний (стратификация). Такое расслоение приводит к возникновению отрицательной обратной связи, блокирующее прежний способ функционирования научно-инновационной сети и затрудняющее достижение ею основной цели – увеличение мощности потока инновационного знания, т. е. может интерпретироваться как состояние конфликта. Применяя методологию разрешения конфликтов к данной ситуации, можно выделить два способа стратификации: синергетический, когда все члены сети одновременно поддер-

живают друг друга, возлагая на некоторых агентов функции посредников (медиаторов) при передаче знаний от одного уровня к другому или антагонистичной, когда развитие одних агентов осуществляется за счет деградации всех остальных.

Заметим, что даже при антагонистичном сценарии стратификации средний уровень знания агентов научно-инновационной сети в краткосрочной перспективе по-прежнему возрастает, так на каждом отдельном слое сети процессы диффузии и генерации знаний продолжают, и, следовательно, общий уровень знаний увеличивается. Обозначим средний уровень знаний агентов l -го слоя научно-инновационной сети как

$$\mu_i^l = \frac{1}{N} \sum_{i \in A_l} \mu_i^l .$$

Тогда средний уровень знаний всей научно-инновационной сети может быть представлен в виде суммы

$$\mu^l = \sum_{l=1}^m \mu_i^l = \frac{1}{N} \sum_{i \in A_l} \mu_i^l .$$

Ограничение количества агентов, способных обучаться друг от друга мощностью слоя приводит к тому, что унификация компетенций происходит гораздо быстрее, чем в случае связного множества взаимодействующих агентов и в долгосрочном периоде инновационные процессы в сети замедляются.

В работах японских ученых [10-11] было доказано, что расслоение (или стратификация) является одним из основных общих свойств сетей знаний в инновационном обществе. Однако в указанных работах процесс стратификации интерпретируется как положительный эффект и объясняется необходимостью снижения уровня неопределенности окружающей среды и упрощении принятия решений экономическими агентами, вовлеченными в инновационную деятельность. Кроме того, стратификация связывается не столько с различиями в уровне знаний и компетенций, сколько с различиями внутренних когнитивных моделях, мешающими агентам, находящимся примерно на одном когнитивном уровне, понимать друг друга. Как отмечается в известном исследовании Г. Саймона [15], агенты сети могут

совершать ошибки из-за недопонимания и ограниченной рациональности (ограниченной способности познавательной обработки информации). Стратификация происходит, когда некоторые агенты берут на себя функции медиаторов, направляя и координируя других агентов через сети (адаптируя их когнитивные модели), формируя при этом двухуровневое сетевое общество.

В работах российских исследователей [3–4] изучены процессы стратификации, происходящие в социальных сетях, также возникающие из-за недостатка информации и ограниченной способности агентов к ее познавательной обработке, и рассмотрены возможности информационного влияния на формирование мнений агентов сети.

Целью настоящего исследования является определение позитивных синергетических способов разрешения проблемы стратификации как конфликта, возникающего при возникновении отрицательных обратных связей.

Графодинамический автоматный подход к математическому моделированию конфликтных ситуаций в организационных системах, основанный на совместном применении «языковой техники» теории игр (и ее расширений) и методов теории автоматов позволяет учесть индивидуальное видение экономических агентов сложившейся ситуации и ее последствий с точки зрения собственных целей и целей других участников сети [5]. При этом агент, как правило, мыслит «образами» структур, отражающих взаимные отношения между участниками игры (агентами научно-инновационной сети) и их отношения к внешним факторам. Однако при использовании данного подхода выбор наиболее предпочтительного сценария разрешения конфликта осуществляется не самими участниками конфликта, а неким внешним управляющим органом [9], что не вполне соответствует типичной ситуации формирования и развития научно-инновационной сети.

Модели, построенные на основе гиперигр, позволяют учитывать некоторые аспекты методологии мягких систем, ответственных за факт неполного понимания (или неполной абсорбции) новой информации, оставаясь при этом в диапазоне применимости аналитических методов. Базовая модель анализа гиперигры

предполагает, что экономические агенты, принимающие решения, могут осмыслить проблемы рациональным образом (как в теории игр), но при этом они видят различные игры (различным образом интерпретируют исходы и предпочтения друг друга), т. е. имеют разные когнитивные модели. Основные рамки гиперигры могут быть расширены двумя способами: 1) введение более радикальных различий в восприятии игроков; 2) рассмотрение систем связанных взаимодействий, а не просто изолированных гиперигр. Последний способ в [11] назван симбиотическими гипериграми и, по нашему мнению, лучше всего подходит для моделирования процессов генерации и диффузии знаний в множестве автономных и интеллектуальных агентов (научно-инновационной сети).

Другим важным достоинством теории гиперигр, позволяющим использовать данный математический аппарат для моделирования явления стратификации научно-инновационной сети, является возможность учета развития отношений между экономическими агентами в сети. Каждый агент может модифицировать свою когнитивную модель и изменять концепцию рациональности через взаимодействие с другими агентами (обучаться от них). При этом в научно-инновационной сети возможны информационные коммуникации между лимитированным пороговым когнитивным расстоянием количеством агентов (процессоров информации). (Заметим, что это предположение полностью согласуется как с [2], так и с [3-4, 12]). Различные этапы эволюции научно-инновационной сети могут моделироваться четырьмя различными типами игр: простая гиперигра соответствует случаю, когда между агентами нет постоянного взаимодействия (научно-инновационная сеть не сформирована), симбиотическая гиперигра – случаю нерегулярных взаимодействий (сеть находится на этапе становления), гиперигра с общей системой ценностей – случаю согласованных взаимодействий (сформированная научно-инновационная сеть) и некооперативная гиперигра – случаю полного информационного взаимодействия агентов (проектная цепочка).

4. Анализ процесса стратификация научно-инновационной сети на основе теории гиперигр

Перейдем к формализации задачи о стратификации научно-инновационной сети, используя подход, предложенный в [10] и введя в модель параметр, ответственный за изменение когнитивного расстояния между экономическими агентами. Пусть $I = \{1, 2, \dots, n\}$ множество агентов научно-инновационной сети, каждый из которых разрабатывает различные стратегии информационного взаимодействия с другими агентами. Под некооперативной игрой с двумя участниками $p, q \in I$ будем понимать проранжированный набор стратегий, обозначаемый следующим образом:

$$G = (S_p, S_q, \geq_p, \geq_q),$$

где S_i ($i \in \{p, q\}$) – набор стратегий i -го агента, \geq_i – его предпочтения.

Пусть μ_p и μ_q – функции полезности агентов p и q соответственно, определяемые посредством (3). Тогда для некооперативной игры с двумя игроками стратегия

$$s^* = (s_p^*, s_q^*) \in S_p \times S_q$$

является равновесием Нэша тогда и только тогда, когда

$$(\forall s_p \in S_p) (\mu_p(s_p^*, s_q^*) \geq \mu_p(s_p, s_q^*))$$

и

$$(\forall s_q \in S_q) (\mu_q(s_p^*, s_q^*) \geq \mu_q(s_p^*, s_q)).$$

Поиск партнера для формирования научно-инновационной сети будем моделировать как простую гиперигру агентов p и q , т. е. (G_p, G_q) такую, что

$$(5) \quad G_p = (S_p, S_{qp}, \geq_p, \geq_{qp}) \text{ и}$$

$$(6) \quad G_q = (S_{pq}, S_q, \geq_{pq}, \geq_q),$$

где (5) – когнитивная модель агента p , а (6) – когнитивная модель агента q . S_{qp} в составе G_p обозначает набор стратегий, который по мнению p может подготовить агент q , а \geq_{qp} – пред-

почтения, которые по мнению p имеет q . Аналогично определяется когнитивная модель G_q агента q . Тогда, если

$$\mu'_p : S_p \times S_{qp} \rightarrow R \text{ – функция полезности агента } p \text{ и}$$

$$\mu'_{qp} : S_p \times S_{qp} \rightarrow R \text{ – функция полезности, которая, по мнени}$$

нию p , соответствует q , то выигрыш агента p от информационных взаимодействий в научно-инновационной сети может быть представлен как

$$\mu'_p(s_p, s_{qp}),$$

а выигрыш агента q по мнению p как

$$\mu'_{qp}(s_p, s_{qp}).$$

Заметим, что простую гиперигру можно определить также через функции полезности, т.е. в следующем виде:

$$(\mu'_p, \mu'_{qp}; \mu'_q, \mu'_{pq}).$$

Так как в простой гиперигре агенты принимают решения, не сопоставляя свои когнитивные модели (что соответствует этапу становления научно-инновационной сети), то их рациональное поведение можно описать в терминах равновесия Нэша следующим образом: назовем равновесием Нэша в когнитивной модели агента p такую пару стратегий

$$(s_p^*, s_{qp}^*) \in S_p \times S_{qp},$$

что одновременно выполняются следующие условия:

$$(\forall s_p \in S_p)(\mu'_p(s_p^*, s_{qp}^*)) \geq \mu'_p(s_p, s_{qp}^*)$$

$$(\forall s_{qp} \in S_{qp})(\mu'_{qp}(s_p^*, s_{qp}^*)) \geq \mu'_{qp}(s_p^*, s_{qp})$$

Аналогичным образом определяется равновесие Нэша в когнитивной модели агента q . В общем случае точки равновесия Нэша в когнитивных моделях агентов p и q не совпадают за счет чего может происходить блокировка обратных связей в научно-инновационной сети и развиваться ситуация конфликта. Кроме того, отсутствие у агента p знаний о когнитивной модели агента q снижает уровень абсорбции при передаче их передаче знаний друг другу, т. е. $\alpha \ll 1$.

При установлении информационного взаимодействия между p и q , их когнитивные модели становятся доступны для изу-

чения и понимания друг другом и у агентов начинает формироваться представление о сходствах и различиях своей и чужой когнитивной модели. То есть в определение игры необходимо ввести еще две когнитивные модели, которые отражают представления агентов о ситуации на основе изучения когнитивной модели другого. Такие когнитивные модели можно назвать вторичным. Вводя в определение простой гиперигры вторичные когнитивные модели, получим определение симбиотической гиперигры.

Процесс распространения инновационного знания в научно-инновационной сети, состоящей из двух агентов, будем моделировать как симбиотическую гиперигру двух игроков p и q , т. е. пару вторичных когнитивных моделей p и q :

$$(7) \quad (G_p = (S_p, S_{qp}, \geq_p, \geq_{qp}, f), G_q = (S_{pq}, S_q, \geq_{pq}, \geq_q, g)),$$

где $f: S_q \rightarrow S_{qp}$ – интерпретационная функция агента p ;
 $g: S_p \rightarrow S_{pq}$ – интерпретационная функцией агента q .

Тогда равновесие Нэша в соответствии с [10] можно определить как пару стратегий

$$(s_p^*, s_{qp}^*) \in S_p \times S_{qp},$$

таких что

$$(8) \quad (s_p^*, f(s_q^*)) \text{ – равновесие Нэша в когнитивной модели } G_p,$$

$$(9) \quad (g(s_p^*), s_q^*) \text{ – равновесие Нэша в когнитивной модели } G_q.$$

Так же как и в простой гиперигре, в общем случае точки равновесия Нэша в когнитивных моделях агентов p и q не совпадают, однако, чем ближе значение интерпретационной функции к истинному ранжированию предпочтений партнера, тем ближе точки равновесия Нэша друг к другу. Увеличение степени согласованности когнитивных моделей p и q приводит к повышению параметра абсорбции α , однако его значение по-прежнему меньше 1.

В случае если взаимодействие между агентами происходит на постоянной основе, по истечении определенного периода времени их компетенции становятся более унифицированными, что сокращает когнитивное расстояние между ними, и, в соответствии с (2), снижает темп накопления новых знаний в сети.

Однако в то же время интерпретации когнитивных моделей друг друга становятся более согласованными, что приводит к дальнейшему увеличению значения α , и, следовательно, увеличению значения порогового расстояния между слоями сети $\theta - \eta$. Кроме того, форма и способы передачи информации в проектной цепочке научно-инновационной сети специально адаптируются под интерпретационные возможности партнера [1], что является одним из условий «режима коллективного изобретения», при котором $\alpha > 1$. Данная ситуация вполне может быть описана с помощью модели симбиотической гиперигры с общей системой ценностей [10].

Пусть пара вторичных когнитивных моделей агентов p и q является симбиотической гиперигрой. Будем считать, что агент p понимает предпочтения агента q о стратегиях информационного взаимодействия в полном соответствии действительности, если для любого $s_p \in S_p$ и любых s_q и $s'_q \in S_q$

$$(g(s_p), s_q) \geq_q (g(s_p), s'_q) \Leftrightarrow (s_p, f(s_q)) \geq_{qp} (s_p, f(s'_q))$$

или

$$\begin{aligned} \mu_q(g(s_p), s_q) &\geq \mu_q(g(s_p), s'_q) \Leftrightarrow \\ \Leftrightarrow \mu_{qp}(s_p, f(s_q)) &\geq \mu_{qp}(s_p, f(s'_q)). \end{aligned}$$

Аналогичным образом можно определить случай, когда агент q понимает предпочтения агента p о стратегиях информационного взаимодействия в полном соответствии действительности.

Процесс распространения инновационного знания в проектной цепочке научно инновационной сети будем моделировать как симбиотическую гиперигру с общей системой ценностей, если агенты p и q одновременно понимают предпочтения друг друга о стратегиях информационного взаимодействия в полном соответствии действительности, т. е. выполняются условия:

$$\begin{aligned} (\forall s_p \in S_p)(\forall s_q, s'_q \in S_q)((g(s_p), s_q) \geq_q (g(s_p), s'_q) \Leftrightarrow \\ \Leftrightarrow (s_p, f(s_q)) \geq_{qp} (s_p, f(s'_q))) \end{aligned}$$

и

$$(\forall s_p, s'_p \in S_p)(\forall s_q \in S_q)((s_p, f(s_q)) \geq_p (s'_p, f(s_q)) \Leftrightarrow$$

$$((g(s_p), s_q) \geq_{pq} (g(s'_p), s_q))$$

Для описания процесса распространения инновационного знания в множестве агентов научно-инновационной сети с произвольным количеством участников $I = \{1, 2, \dots, n\}$ используем симбиотическую гиперигру с n игроками, под которой согласно [10-11] будем понимать множество вторичных когнитивных моделей

$$(10) \left\{ (G_p, (f_{qp})_{q \in I - \{p\}}) \mid p \in I \right\},$$

где f_{qp} – интерпретационные функции агентов относительно предпочтений стратегий информационного взаимодействия друг друга.

Для каждого $p \in I$, G_p является простой гиперигрой

$$(S_p, (S_{qp})_{q \in I - \{p\}}, \geq_p, (\geq_{qp})_{q \in I - \{p\}}).$$

Здесь использованы следующие обозначения:

$$(S_{qp})_{q \in I - \{p\}} = (S_{1p}, S_{2p}, \dots, S_{p-1p}, S_{p+1p}, \dots, S_{np}),$$

$$(\geq_{qp})_{q \in I - \{p\}} = (\geq_{1p}, \geq_{2p}, \dots, \geq_{p-1p}, \geq_{p+1p}, \dots, \geq_{np})$$

Альтернативным способом формализованного представления симбиотической гиперигры может быть запись через функции полезности. Действительно,

$$\forall p \quad (G_p, (f_{qp})_{q \in I - \{p\}})$$

может быть полностью охарактеризована через

$$\mu_p(f_{1p}(\cdot), \dots, f_{p-1,p}(\cdot), f_{p+1,p}(\cdot), \dots, f_{np,p}(\cdot)) : S_{1p} \times S_{2p} \times \dots \times S_{np} \rightarrow R$$

и

$$\mu_{qp}(f_{1p}(\cdot), \dots, f_{p-1,p}(\cdot), f_{p+1,p}(\cdot), \dots, f_{np,p}(\cdot)) : S_{1p} \times S_{2p} \times \dots \times S_{np} \rightarrow R$$

Здесь

$$\mu_p(f_{1p}(s_1), \dots, f_{p-1,p}(s_{p-1}), f_{p+1,p}(s_{p-2}), \dots, f_{np,p}(s_n))$$

представляет полезность (средний уровень знаний) для p выбора стратегии информационного взаимодействия s_p в предположении, что q выберет $f_{qp}(s_q)$ для любого $p \neq q$.

С другой стороны, для любого q

$$\mu_{qp}(f_{1p}(s_1), \dots, f_{p-1,p}(s_{p-1}), s_p, f_{p+1,p}(s_{p-2}), \dots, f_{np,p}(s_n))$$

представляет предположения p о полезности для q выбора им стратегии s_p при условии, что q выберет $f_{qp}(s_q)$. Таким образом, альтернативным способом формализованного представления симбиотической игры n игроков с общей системой ценностей может быть следующая запись:

$$\{(\mu_p, (\mu_{qp})_{q \in I - \{p\}}, (f_{qp})_{q \in I - \{p\}}) \mid p \in I\}.$$

Сохранение обучающих связей и согласование сильно отличающихся друг от друга когнитивных моделей в симбиотической игре с n участниками может быть достигнуто либо за счет постоянного повышения параметра абсорбции (что требует сбора и накопления больших объемов информации посредством горизонтальных взаимодействий по сети), либо за счет использования некоторых методов координации гиперигры.

5. Алгоритм координации симбиотической гиперигры с участием медиаторов

Проведенная формализация задачи о сохранении обучающих связей в научно-инновационной сети позволяет использовать модифицировать алгоритм координации симбиотической гиперигры, предложенный в [10], для согласования стратегий информационного взаимодействия ее участников.

Пусть в симбиотической гиперигре с n участниками некоторый агент p берет на себя функции медиатора (или координатора), роль которого заключается в сборе информации от всех агентов сети об их намерениях относительно использования той или иной стратегии игры. Тогда его функция полезности будет следующей:

$$\begin{aligned} & \mu_p^m(f_{1p}(s_1), f_{2p}(s_2), \dots, f_{p-1p}(s_{p-1}), s_p, f_{p+1p}(s_{p+1}), \dots, f_n(s_n)) = \\ & \mu_p(f_{1p}(s_1), f_{2p}(s_2), \dots, f_{p-1p}(s_{p-1}), s_p, f_{p+1p}(s_{p+1}), \dots, f_n(s_n)) + \\ & + \mu_{add} - \mu_{alt} \end{aligned}$$

Здесь μ_{add} — обозначает дополнительную компетенцию в банке знаний медиатора, получаемую им в процессе сбора и обработки информации от других участников сети, а μ_{alt} — альтернативные приращения знаний и компетенций, которые мог

бы приобрести медиатор, если бы вместо принятия на себя функций координации продолжал бы процесс обучения. Очевидно, для того, чтобы агент p был мотивирован взять на себя функции медиатора необходимо выполнение следующего условия:

$$\begin{aligned} & \mu_p^m(f_{1p}(s_1), f_{2p}(s_2), \dots, f_{p-1p}(s_{p-1}), s_p, f_{p+1p}(s_{p+1}), \dots, f_n(s_n)) \\ & > \mu_p(f_{1p}(s_1), f_{2p}(s_2), \dots, f_{p-1p}(s_{p-1}), s_p, f_{p+1p}(s_{p+1}), \dots, f_n(s_n)) \end{aligned}$$

В процессе согласования стратегий информационного взаимодействия медиатор (агент p) получает информацию о когнитивных моделях агентов сети $I = \{1, 2, \dots, n\}$ и постепенно повышает значения своего параметра абсорбции $\alpha_i, i = 1, \dots, n$. Однако для того чтобы он мог воспринимать и согласовывать чужие когнитивные модели, он должен хотя бы частично понимать их сам, т.е. должно выполняться условие:

$$\forall i \in \{1, \dots, n\} \quad \Delta(i, p) \leq \theta$$

В стратифицированной научно-инновационной сети согласно (4) это условие выполняется только для агентов, принадлежащих к одному или соседним подмножествам $A_{k\pm 1}$, следовательно, в сети должно быть, как минимум, $M - 2$ медиатора.

При увеличении α_i медиатор постепенно входит в «режим коллективного изобретения» с каждым из агентов подмножеств A_k и $A_{k\pm 1}$, увеличивая свой средний уровень знаний более быстрыми темпами, чем другие участники научно-инновационной сети. Это позволяет ему сохранять обучающие связи не только с соседними слоями, но и с более отдаленным в смысле введенного когнитивного расстояния подмножеством A_{k+2} , т. е. в долгосрочном периоде $\mu_{add} > \mu_{alt}$.

На основании полученной информации о стратегиях агентов слоя A_k и $A_{k\pm 1}$, координатор присваивает некоторое значение прогнозной переменной β , например, $\beta = (u_p)_{p \in A_k \cup A_{k\pm 1}}$, и сообщает его всем агентам слоев A_k и $A_{k\pm 1}$. Каждый агент $p \in A_k \cup A_{k\pm 1}$ использует указанное значение в качестве прогноза о поведении агента $q: (u_q)_{q \in A_k \cup A_{k\pm 1} \setminus \{p\}}$. Далее каждый агент p решает свою оптимизационную задачу, в которой объем информации, подлежащей обработке, значительно сокращается:

$$\text{Max}_{s_p, \mu_p} (f_{1p}(u_1), f_{2p}, \dots, f_{p-1p}(u_{p-1}), s_p, f_{p+1p}(u_{p+1}), \dots, f_{nk}(u_{nk}))$$

Правильно и быстрое решение оптимизационной задачи позволяет агентам множества $A_k \cup A_{k\pm 1}$ увеличивать свой уровень знаний более быстрыми темпами и сохранять существующие обучающие связи с медиатором. Таким образом, появление медиаторов выгодно как самим медиаторам, так и остальным агентам сети и является общим рациональным выбором. Гарантией сходимости алгоритма координации в симбиотической гиперигре, а, следовательно, условием его применимости на практике является существование равновесия Нэша [10].

6. Выводы

Формируемое при создании научно-инновационной сети внутреннее информационное пространство позволяет снизить необходимость интенсивных личных коммуникаций агентов и предоставляет возможность практически мгновенного распространения новых знаний в рамках сети. Однако изначальная неоднородность уровня знаний и компетенций агентов, составляющих научно-инновационную сеть, может помимо положительного эффекта, связанного с расширением спектра возможных рекомбинаций знаний, привести к появлению такого негативного эффекта как разрыв обучающих связей между множествами агентов сети (слоями), т. е. в сети может произойти расслоение агентов по уровню знаний (стратификация). Такое расслоение приводит к возникновению отрицательной обратной связи, блокирующее прежний способ функционирования научно-инновационной сети и затрудняющее достижение основной цели – увеличение мощности потока инновационного знания.

Ограничение количества агентов, способных обучаться друг от друга мощностью слоя приводит к тому, что унификация компетенций происходит гораздо быстрее, чем в случае связного множества взаимодействующих агентов, и в долгосрочном периоде инновационные процессы в сети замедляются. С другой стороны, стратификация позволяет снизить уровень

неопределенности при принятии решений относительно инновационной деятельности в том случае, если некоторые агенты сети принимают на себя функции медиаторов, ответственных за координацию процесса диффузии знаний. Данный сценарий стратификации назван в работе синергетическим, на основе теории гиперигр доказана его осуществимость на этапах становления научно-инновационной сети, формирования внутреннего информационного пространства и функционирования проектных цепочек.

Показано, что моделирование процесса формирования и развития взаимодействий агентов научно-инновационной сети на основе использования теории гиперигр позволяет в полной мере учесть такие особенности современного этапа развития экономической системы, как высокий уровень неопределенности и риска в принятии решений в области инновационного развития, неоднородность знаний и компетенций агентов сети, ограниченно-рациональное поведение агентов сети, связанное в наличием объективных когнитивных и физических ограничений.

Практическим приложением полученных результатов является модель построения многоуровневого внутреннего информационного пространства научно-инновационной сети, в которой каждый агент определяет уровень стратификации, на котором он должен находиться для достижения своих стратегических целей и в соответствии с выбранным уровнем стратификации определяет, в какие информационные потоки ему необходимо встроиться. Мотивами для добровольного принятия агентами на себя функций медиаторов являются дополнительное увеличение своего уровня знаний в долгосрочном периоде.

Литература

1. АБРАМОВА Н.А. *О проблеме рисков из-за человеческого фактора в экспертных методах и информационных технологиях* // Проблемы управления – №2 – 2007 – С. 11–21.

2. ВОРОНИНА Л.А., РАТНЕР С.В. *Научно-инновационные сети в России: опыт, проблемы, перспективы* – М.: Инфра-М, 2010. – 254 с.
3. ГУБАНОВ Д.А., НОВИКОВ Д.А., ЧХАРТИШВИЛИ А.Г. *Модели информационного влияния и информационного управления в социальных сетях* // Проблемы управления – №5 – 2009 – С. 28–35.
4. ГУБАНОВ Д.А., НОВИКОВ Д.А., ЧХАРТИШВИЛИ А.Г. *Модели репутации и информационного управления в социальных сетях* // Управление большими системами – №26.1 – 2009 – С. 209–234.
5. ЮДИЦКИЙ С.А. *Графодинамическая автоматная модель разрешения конфликтов в организационных системах* // Управление большими системами – №23 – 2009 – С. 126–136.
6. ALLEN R. *Collective Invention* // Journal of Economic Behavior and Organization. – 1983. – No.4. – P. 1–24.
7. COWAN R., JONARD N. *Network Structure and the Diffusion of Knowledge* // Journal of Economic Dynamics and Control. – 2004. – V.8., No.28. – P. 1557–1575.
8. COWAN R., DAVID P., FORRAY D. *The Explicit Economics of Knowledge Codification* / ТИПИК: Technology and Infrastructure Policy in Knowledge-Based Economy, programme TSER DG/XII (1998/2000).
9. HARSANYI J. *Games with Incomplete Information played by Bayesian Players, Parts I, II and III* // Management Science. – 1967. – No.14 – P. 159–182, 320–334, 486–502.
10. KIJIMA K. *Why stratification of networks emerges in innovative society: intelligent poly-agent systems approach* // Computational & Mathematical Organization Theory. – 2001. – No.7. – P. 45–62.
11. KIJIMA K. *Intelligent Poly-Agent Learning Model and its Application* // Information and Systems Engineering. – 1996. – No.2. – P. 47–61.
12. LEVITT R.E. *A Theoretical Evaluation of Measures of Organizational Design: Interrelationship & Performance Predictability* / R.E. Levitt, G.P. Cohen, J.C. Kunz, C.I. Nass, T.

- Christiansen, Y. Jin // Computational Organization Theory – Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ. 1994. – P.402–423.
13. MOWERY D.C., OXLEY J.E. SILVERMAN B.S. *Technological Overlap and Interfirm Cooperation: Implications for the Resource-based View of the Firm* // Research Policy. – 1998. – No.27. – P. 507–523.
14. NOTEBOOM B. *Inter-firm Alliances. Analysis and Design*. Routledge, London. – 1999.
15. SIMON H.A. *The Architecture of Complexity* // Proc. American Philosophical Society. – 1962. – No.106. – P. 467–482.

SCENARIOS OF STRATIFICATION IN INNOVATION NETWORK

Svetlana Ratner, Southern Scientific Center of RAS, Rostov-on-Don, Cand. Sc., assistant professor (lanarat@mail.ru).

Abstract: Formalization is suggested of the problem of choosing the high-efficiency regime of innovation generation and diffusion processes in a post-industrial society with high level of knowledge networks based on social interactions and extensive and advanced use of modern interactive communication technologies. It is shown that original heterogeneity of knowledge and skills of agents in an innovation network may lead to the gap in educational ties among agents, so stratification of agents occurs by their level of knowledge. Stratification reduces the level of uncertainty when making decisions about innovations in the case then some agents act as mediators responsible for coordination of knowledge diffusion process.

Keywords: innovation, diffusion, network interaction, cognitive distance, heterogeneity, stratification, scenario.

Статья представлена к публикации членом редакционной коллегии Р. М. Нижегородцевым