

## **СЦЕНАРИИ СТРАТИФИКАЦИИ НАУЧНО-ИННОВАЦИОННОЙ СЕТИ**

**Ратнер С.В.<sup>1</sup>**

*(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 распространяется на среду генерации и среду коммерциализа-

---

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

ции 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 [1] 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. Оптимальность 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 [2].

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. Диффу-

зия 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.

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

## **2. Различные подходы к моделированию генерации и диффузии знаний в инновационном обществе**

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 окружение 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.

Представим банк знаний каждого  $i$ -го экономического агента сети действительным вектором  $v_i$ . Тогда степень неоднородности  $i$ -го и  $j$ -го агентов сети можно определить как

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

где

$$r = \frac{|v_i|}{|v_j|},$$

$\theta$  - некоторое пороговое значение, достижение которого свидетельствует о неспособности данных агентов сети к обучению друг от друга.

Для формализации описания процесса неполной диффузии знания в работах [2-4] вводится показатель уровня абсорбции знаний  $\alpha$ . 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 [2], 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». 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: пусть  $k \in \{1, \dots, K\}$  - категория знания (компетенций) из банка знаний  $j$ -го агента. Если в некоторый момент времени  $t$   $i$ -й агент, степень неоднородности которого с  $j$ -ым агентом не больше  $\theta$  распространяет знания через внутреннее информационное пространство сети, а  $j$ -й – принимает, то уровень знаний  $j$ -го повышается:

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

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

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

то при повышении уровня знаний  $j$ -го агента без одновременного повышения уровня знаний  $k$ -го агента расстояние между ним и  $k$ -ым увеличивается и может превысить пороговое значение  $\theta$ .

В работах [2-4] 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).

Если сеть представима 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  $i$ -той вершиной), причем  $\Gamma = \{j \in I \mid d(i, j) = 1\}$  где  $d(i, j)$  - длина кратчайшего пути от вершины  $i$  к вершине  $j$ , то сеть имеет кольцевую регулярную топологию. В данном случае при распространении знаний взаимодействовать могут только те агенты, которые разделены только одним ребром. Т.е, если  $i$ -тый 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  $p$  несоседние 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 [2-4] 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

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

где

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

в долгосрочном периоде не обнаружено, а 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  $p \leq 0.1$ ).

Использование для формирования внутреннего информационного пространства научно-инновационной сети современных коммуникационных технологий, являющихся одновременно субститутутом 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 подмноже-

ства, 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.

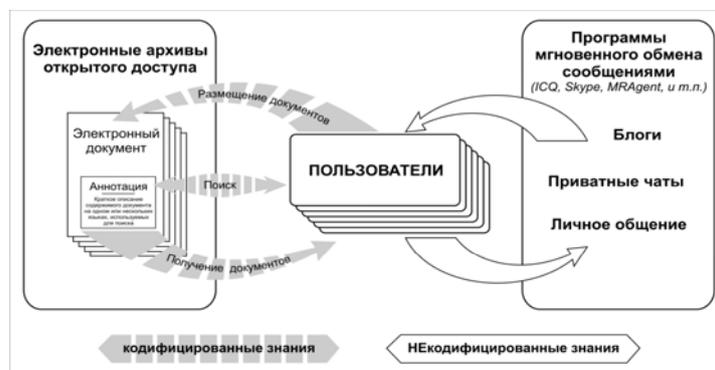


Рис.1. Модели каналов распространения знания [1].

В исследованиях [5-6] сначала эмпирически, а потом и теоретически была выведена зависимость продуктивности 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).

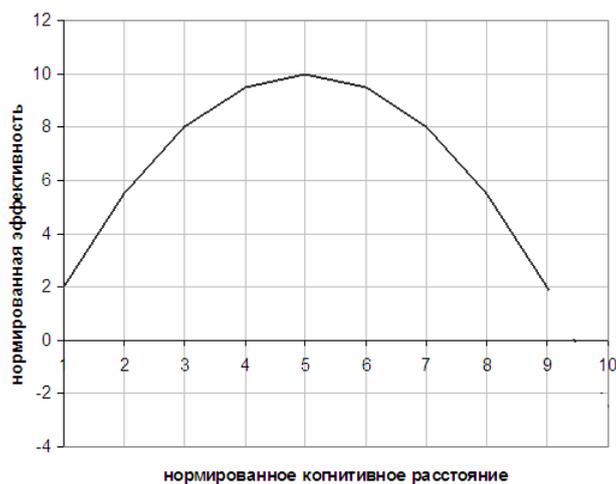


Рис.2. Вид зависимости эффективности совместных ИиР от когнитивных расстояний между партнерами

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

### 3. Стратификация научно-инновационной сети

Рассмотрим научно-инновационную сеть, состоящую из  $N$  агентов, которые по уровню однородности могут быть разбиты на несколько подмножеств  $A_k, k=1, \dots, m$ , таких, что

$$\Delta(i, j) \begin{cases} < \varphi, \text{ if } i, j \in A_k \\ < \theta, \text{ if } i \in A_k, j \in A_{k \pm 1} \\ > \theta, \text{ if } i \in A_k, j \in A_{k \pm l}, l = 2, \dots, m \end{cases}$$

Здесь  $\varphi < \theta$ , где  $\theta$  - пороговое когнитивное расстояние между агентами, при превышении которого взаимное обучение невозможно. Для простоты предположим, что подмножества  $A_k$  не пересекаются.

Пусть  $i$ -ый 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  $j$ -тым 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  $l$ -тым агентом подмножества  $A_{k-1}$ . При этом каждый агент подмножеств  $A_k$  и  $A_{k+1}$  может сократить свое когнитивное расстояние  $i$ -тым агентом пропорционально значению коэффициента абсорбции  $\alpha$ . Если максимальное когнитивное расстояние между агентами подмножества  $A_{k-1}$  и подмножества  $A_k$  было больше  $\theta \cdot \eta$ , то 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 поддерживают 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 возрастет, 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

$$\mu_l^t = \frac{1}{N} \sum_{i \in A_l} \mu_i^t$$

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

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

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

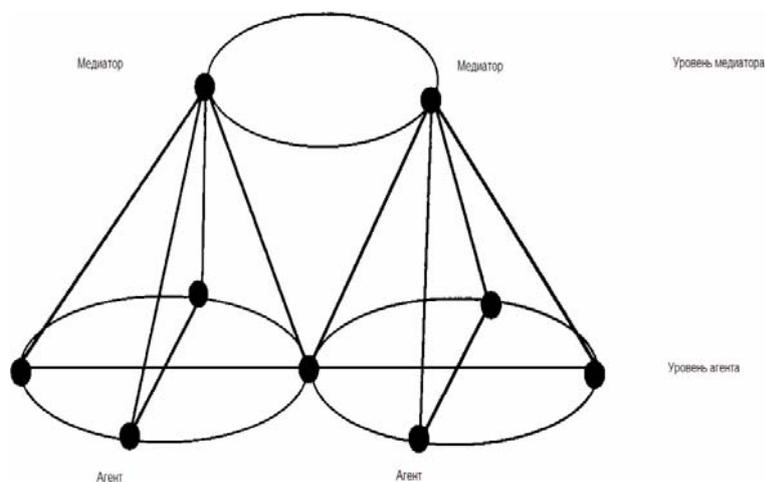
В работах японских ученых [7-8] было доказано, что расслоение (или стратификация) является одним из основных общих свойств сетей знаний в инновационном обществе. Однако в указанных работах процесс стратификации интерпретируется как положительный эффект и объясняется необходимостью снижения уровня неопределенности окружающей среды и упорении принятия решений экономическими агентами, вовлеченными в инновационную деятельность.

Рассмотрим процесс стратификации научно-инновационных сетей с точки зрения концепции мультиагентных систем с целью определения позитивных синергетических способов разрешения проблемы стратификации как конфликта, возникающего при возникновении отрицательных обратных связей.

Инновационное общество в целом (и научно-инновационная сеть в частности) может быть представлено как множество высокоинтеллектуальных, автономных, и конфиденциальных агентов, которые не только диверсифицируют свои компетенции, но и пытаются найти альтернативные способы приложения своих уникальных знаний, используя широкий спектр социальных и виртуальных сетей. В экономическом смысле подавляющее число инноваций являются рекомбинацией уже существующих идей. Поэтому улучшение доступа к

знаниям должно сопровождаться не только увеличением количества доступной информации, но и расширением его дисциплинарного спектра. Под давлением конкуренции экономические агенты вынуждены постоянно повышать свой уровень знаний и все чаще обращаться к знаниям, за пределами своих основных компетенций.

Так как агенты могут быть задействованы во многих сетях одновременно, их репутация немедленно становится известна всему обществу. Кроме того, в сети с низким барьером входа могут проникнуть и дезинформаторы, поэтому агентам приходится иметь дело с экстремальной неопределенностью и сложностью. Как отмечается в известном исследовании Г. Саймона [9], 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, формируя при этом двухуровневое сетевое общество (рис. 3).



*Рис.3. Двухуровневая стратификация инновационного общества [7]*

При попытке моделирования процессов генерации и

диффузии знаний в множестве автономных и интеллектуальных агентов, возникает необходимость введения в модель некоторых аспектов методологии мягких систем, ответственных за факт неполного понимания (или неполной абсорбции) новой информации или разработки модифицированных аналитических методов, позволяющих учитывать данную когнитивную особенность. Теория игр, по нашему мнению, является единственным теоретическим основанием, позволяющим работать с такими ситуациями принятия решений, оставаясь в диапазоне применимости аналитических методов. Основным предположением теории игр при анализе рационального поведения лиц, принимающих решения (или игроков), является то, что они могут объективно рассматривать проблематичную ситуацию. В игре с неполной информацией [10] предполагается, что, по крайней мере, один игрок не осведомлен о функции выигрыша другого, что приводит к возникновению динамических проблем. Существование приватной информации ведет к попыткам информированных сторон к коммуникации, а также к попыткам обучения и ответных действий. Более того, даже в динамических случаях игр с неполной информацией, предполагается рациональность поведения игроков, что выражается уравнением Т. Байеса. Очевидно, что данные предпосылки не соответствуют «мягким» ситуациям принятия решений.

В то же время основной идеей анализа гиперигры является то, что лучше моделировать интерактивную ситуацию принятия решений не как одиночную игру, но как совокупность субъективных игр. Базовая модель анализа гиперигры предполагает, среди прочего, что лица, принимающие решения могут осмыслить проблемы подобным образом, как и в теории игр, но они видят различные игры (различным образом интерпретируют исходы и предпочтения друг друга). Основные рамки гиперигры могут быть расширены двумя способами: введение более радикальные различия в восприятии игроков и рассмотрение систем связанных взаимодействий, а не просто изолированных гиперигр. Последний способ в [7] назван симбиотическими гипериграми.

Предположим, что каждый агент научно-инновационной

сети принимает решение для достижения своей цели, используя некоторую «внутреннюю модель», т.е. модель, которую он создает, чтобы отразить свое текущее окружение. Предположим также, что агент может создавать новую внутреннюю модель и изменять концепцию рациональности через взаимодействие с другими. Пусть в экономической системе возможны информационные коммуникации между лимитированным количеством агентов (процессоров информации). (Заметим, что это предположение полностью согласуется как с [1], так и с [11]). У каждого агента есть специфические и ограниченные возможности обработки информации. Агент посылает сообщения другим агентам по выделенным коммуникационным каналам. Решения, принимаемые агентами, и их поведение производят немедленное и сильное влияние на других агентов.

Агенты сталкиваются с такой большой неопределенностью и сложностью, что у них нет достаточно времени и информации для того, чтобы понимать других агентов на достаточном уровне. Поэтому всегда существует риск недопонимания ими других игроков, поскольку у агентов есть когнитивные и физические ограничения, в силу которых они действуют в ограниченно-рациональном стиле.

При данных предположениях возникает четыре различных ситуации, которые 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 взаимодействия агентов (проектная цепочка). Перейдем к формализации задачи о стратификации научно-инновационной сети.

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

Пусть  $I=\{1,2,\dots,n\}$  множество агентов научно-инновационной

сети. Под некооперативной игрой с двумя участниками  $p$  и  $q$  будем понимать набор стратегий, обозначаемый следующим образом:

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

Для каждого  $i \in \{p, q\}$   $S_i$  представляет набор стратегий,  $\geq_i$  - представляет предпочтения  $i$ -го агента, проранжированные по  $S_p \times S_q$ . Запись

$$\forall (s_p, s_q) (s'_p, s'_q) \in S_p \times S_q \geq_i (s'_p, s'_q)$$

означает, что  $i$ -тый агент предпочитает  $(S_p, S_q)$  или альтернативы  $(S_p, S_q)$  и  $(S'_p, S'_q)$  имеют одинаковую предпочтительность.

Для некооперативной игры с двумя игроками множество стратегий

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

является равновесием Нэша, тогда и только тогда, когда

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

и

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

Т.е., если  $S = (S_p^*, S_q^*)$  - равновесие Нэша, то ни один из игроков не заинтересован в смене стратегии до тех пор, пока так не сделает другой игрок.

Простой гиперигрой агентов  $p$  и  $q$  назовем пару  $(G_p, G_q)$  такую, что

$$G_p = (S_p, S_{qp}, \geq_p, \geq_{qp}) \text{ и } G_q = (S_{pq}, S_q, \geq_{pq}, \geq_q),$$

где

$$G_p = (S_p, S_{qp}, \geq_p, \geq_{qp}) - \text{внутренняя модель агента } p, \text{ а}$$

$$G_q = (S_{pq}, S_q, \geq_{pq}, \geq_q) - \text{внутренняя модель агента } q.$$

$S_p$  в составе  $G_p$  обозначает набор стратегии агента  $p$ , тогда как  $S_{qp}$  - набор стратегий, который по мнению  $p$  может подготовить агент  $q$ . Аналогично,  $S_{qp \geq}$  обозначает предпочтения  $p$ , тогда

как  $\geq_{qp}$  - предпочтения, которые по мнению  $p$  имеет  $q$ . Внутренняя модель  $G_q$  агента  $q$  определяется подобным образом.

Обозначим через

$$\hat{h}_p : S_p \times S_{qp} \rightarrow R$$

функцию порядковой полезности агента  $p$  и через

$$\hat{h}_{qp} : S_p \times S_{qp} \rightarrow R$$

функцию порядковой полезности, которая, по мнению  $p$ , соответствует  $q$ . Тогда выигрыш  $p$  может быть представлен как

$$\hat{h}_p(s_p, s_{qp}),$$

а выигрыш агента  $q$  по мнению  $p$  как

$$\hat{h}_{qp}(s_p, s_{qp}).$$

Тогда простую гиперигру можно определить как

$$(\hat{h}_p, \hat{h}_{qp}; \hat{h}_q, \hat{h}_{pq}).$$

Так как в простой гиперигре агенты принимают решения независимым образом, то их рациональное поведение можно описать в терминах равновесия Нэша. Назовем равновесием Нэша такую пару стратегий

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

что одновременно выполняются следующие условия:

$$(3) \quad (\forall s_p \in S_p)(\hat{h}_p(s_p, s_{qp}^*) \geq \hat{h}_p(s_p, s_{qp}^*))$$

$$(4) \quad (\forall s_{qp} \in S_{qp})(\hat{h}_{qp}(s_p^*, s_{qp}) \geq \hat{h}_{qp}(s_p^*, s_{qp})).$$

В точке равновесия Нэша, определенной в (3)-(4) агент  $p$  полагает, что ни один из игроков не заинтересован в смене стратегии до тех пор, пока так не сделает другой игрок.

Формализуем определение симбиотической гиперигры двух игроков  $p$  и  $q$ . Будем понимать под ней пару внутренних моделей игроков  $p$  и  $q$ :

$$(5) \quad ((G_p, f), (G_q, g)),$$

где

$$(6) \quad G_p = (S_p, S_{qp}, \geq_p, \geq_{qp}), \quad f: S_q \rightarrow S_{qp}$$

$$(7) \quad G_q = (S_{pq}, S_q, \geq_{pq}, \geq_q), \quad g: S_p \rightarrow S_{pq}$$

Нетрудно заметить, что формулы (5)-(7) представляют описание простой гиперигры в случае, если  $f$  представляет собой мнение агента  $p$  о множестве стратегий  $S_q$  агента  $q$ . В данном случае  $f$  может быть названа интерпретационной функцией агента  $p$ . Функцию  $g$  зададим аналогично. Тогда равновесие Нэша можно определить как пару стратегий

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

таких, что

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

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

Содержательно это значит, что в точке равновесия Нэша агент  $p$ , который понимает ее как описано формулой (8), не заинтересован в смене своей стратегии  $S_p^*$  до тех пор, пока он полагает, что  $q$  не изменит своей стратегии  $f(S_q^*)$ . Так как симметричное высказывание справедливо для агента  $q$ , равновесие Нэша в симбиотической гиперигре можно понимать как обобщение обычного равновесия Нэша на случай, когда во внимание принимаются интерпретации (понимание) агентов.

В случае, если взаимодействие между агентами происходит на постоянной основе, по истечении определенного периода времени их компетенции становятся более унифицированными, а интерпретации более согласованными. Дадим формальное описание данной ситуации в терминах гиперигры с общей системой ценностей.

Пусть пара внутренних моделей агентов  $p$  и  $q$  (5) является симбиотической гиперигрой. Будем говорить, что агент  $p$  понимает предпочтения агента  $q$  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

$$h_q(g(s_p), s_q) \geq h_q(g(s_p), s'_q) \Leftrightarrow h_{qp}(s_p, f(s_q)) \geq h_{qp}(s_p, f(s'_q))$$

Аналогичным образом можно определить случай, когда

агент  $q$  понимает предпочтения агента  $p$  в полном соответствии действительности.

Симбиотическую гиперигру будем называть игрой с общей системой ценностей, если агенты  $p$  и  $q$  одновременно понимают предпочтения друг друга в полном соответствии действительности, т.е. выполняются условия:

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

и

$$(\forall s_p, s'_p \in S_p)(\forall s_q \in S_q)((s_p, f(s_q)) \geq_p (s'_p, f(s_q)) \Leftrightarrow ((g(s_p), s_q) \geq_{pq} (g(s'_p), s_q)))$$

Отсюда несложно получить формальное определение некооперативной симбиотической гиперигры, под которой будем понимать такую симбиотическую гиперигру (5), в которой  $f$  и  $g$  являются тождественными функциями, определенными на  $S_q$  и  $S_p$  соответственно.

Для определения научно-инновационной сети с помощью представленного аппарата формализации обобщим определение симбиотической гиперигры на случай  $n$  агентов.

Определение 1: Симбиотическую игру с  $n$  участниками определим как

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

где  $I = \{1, 2, \dots, n\}$  множество агентов научно-инновационной сети.

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:

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

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

Снижение неопределенности в симбиотической игре с  $n$  участниками можно достигнуть либо за счет повышения уровня понимания других агентов (что требует сбора и накопления больших объемов информации посредством горизонтальных взаимодействий по сети), либо за счет использования некоторых методов координации гиперигры.

## 5. Алгоритм координации гиперигры с участием медиатора

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:

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

Здесь  $\alpha$  - означает выгоду, получаемую агентом (доверие и репутация), а  $\gamma$  - затраты на дополнительную обработку информации. Очевидно, для того, чтобы агент  $p$  был мотивирован взять на себя функции медиатора необходимо выполнение следующего условия:

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

На основании полученной информации координатор присваивает некоторое значение прогнозной переменной  $\beta$ , например  $\beta = (u_p)_{p \in I}$ , и сообщает его всем агентам сети. Каждый агент  $p$  использует указанное значение в качестве прогноза о поведении агента  $q$ :  $(u_q)_{q \in I - \{p\}}$ . Далее каждый агент  $p$  решает свою оптимизационную задачу, в которой объем информации, подлежащей обработке, значительно сокращается:

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

Таким образом, появление медиаторов выгодно как самим медиаторам, так и остальным агентам сети и является общим рациональным выбором.

Так как решение данной задачи зависит от значения прогнозной переменной  $\beta$ , обозначим его как  $s_p(\beta)$ .

Каждый агент сообщает свое решение медиатору, который сравнивает полученное значение прогнозной переменной с предыдущим, т.е. выполняется ли для каждого агента  $q \in I$  условие  $u_q = s_q(\beta)$ . Если условие выполняется, медиатор сообщает об этом агентам и они применяют разработанные стратегии. Если, условие не выполняется, медиатор корректирует значение прогнозной переменной  $\beta = (u_p)_{p \in I}$  и сообщает его остальным агентам. Процесс продолжается до тех пор, пока условие  $u_q = s_q(\beta)$  не будет выполнено для каждого агента  $q \in I$ .

Очевидно, что для применения данного алгоритма на практике необходимо быть уверенным в том, что он является сходящимся, т.е.  $\exists \beta^* = (u_p^*)_{p \in I}$  такое, что  $\forall p \in I$  решение  $s_p(\beta^*)$  является решением задачи максимизации функции полезности  $p$ -го агента при заданных  $(u_1^*, \dots, u_{p-1}^*, u_{p+1}^*, \dots, u_n^*)$ .

Пусть  $u_p^* = s_p^*$  для каждого  $p \in I$ . Тогда нетрудно видеть, что  $u_p^*$  максимизирует функцию полезности  $p$ -го агента

$$\text{Max}_{s_p} h_p(f_{1p}(u_1^*), f_{2p}(u_2^*), \dots, f_{p-1p}(u_{p-1}^*), s_p, f_{p+1p}(u_{p+1}^*), \dots, f_{np}(u_n^*))$$

если  $(s_p^*)_{p \in I}$  является точкой равновесия Нэша для симбиотической гиперигры с  $n$  участниками

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

Таким образом, существование равновесия Нэша является гарантией сходимости алгоритма координации, а, следовательно, условием его применимости на практике. Аналогичный вывод можно получить для симбиотической гиперигры с общей системой ценностей и некооперативной симбиотической гиперигры.

## 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 положи-

тельного 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 связанного 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 стратеги-

ческих 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 достижение высокой репутации и доверия.

### **Литература**

1. ВОРОНИНА, Л.А. *Научно-инновационные сети в России: опыт, проблемы, перспективы* / Л.А. Воронина, С.В. Ратнер. - М.: Инфра-М, 2010, 254 с.
2. COWAN R. *Network Structure and the Diffusion of Knowledge* / Cowan R., Jonard N. / *Journal of Economic Dynamics and Control*. - 2004. – No.28, V.8. - P. 1557-1575
3. ALLEN, R. *Collective Invention*// *Journal of Economic Behavior and Organization*. – 1983. – No.4. – P.1-24.
4. COWAN R. *The Explicit Economics of Knowledge Codification* / Cowan R., David P., Forray D. / *TIPIK: Technology and Infrastructure Policy in Knowledge-Based Economy, programme TSER DG/XII (1998/2000)*.
5. MOWERY, D.C. *Technological Overlap and Interfirm Cooperation: Implications for the Resource-based View of the Firm* // D.C. Mowery, J.E. Oxley, B.S. Silverman // *Research Policy*. - 1998. - No.27. – P.507-523
6. NOTEBOOM B. *Inter-firm Alliances. Analysis and Design*. Routledge, London. – 1999.
7. 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
8. Kijima, K. (1996a), *Intelligent Poly-Agent Learning Model and its Application* // *Information and Systems Engineering*. – 1996. - No.2.- P.47–61.
9. SIMON, H.A. *The Architecture of Complexity* // *Proceedings of the American Philosophical Society*. – 1962. – No.106. – P. 467–482.

10. 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.
11. 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

## SCENARIOS OF STRATIFICATION IN INNOVATION NETWORKS

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

*Abstract: In this article the formalization of the problem of choosing a mode of the process of innovation generation and diffusion, in the post-industrial society, which characterized with the high level of knowledge networking developing is produced. It is shown that original heterogeneity of knowledge and skills of agents in the innovation network, may lead to the gap in educational ties between the sets of agents, so the network may occur bundle agents in terms of knowledge (stratification). Stratification can reduce the level of uncertainty when making decisions about innovation in the case then some agents are acting as mediators, responsible for coordinating the process of diffusion of knowledge.*

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