Л.А Серков, канд. физ.-мат. наук, доц.[1]
г. Екатеринбург

ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИЙ ПОДХОД К ИССЛЕДОВАНИЮ ПРОЦЕССА ДИФФУЗИИ ИННОВАЦИЙ

В рамках эконометрического подхода обосновывается вывод, заключающийся в том, что мультипликативный белый шум индуцирует закономерности инновационного процесса, характерные для явления «самоорганизованной критичности». Этот вывод получен ранее в рамках синергетического подхода к исследованию процесса диффузии инноваций. Роль эконометрического анализа заключается в обнаружении длинной памяти во временных рядах инновационной активности, свидетельствующей о наличии степенных законов распределения вероятностей в этих рядах.

***Ключевые слова*:** синергетика, инновации, длинная память, временные ряды, авторегрессия.

Одной из распространенных нелинейных моделей экономического роста является модель распространения (диффузии) инноваций. Под диффузией инноваций понимается распространение, рассеивание по территории различных экономических инноваций (новых видов продукции, технологий, организационного опыта и т.п.). Заметим, что моделирование инновационных процессов является необходимым для понимания природы и организации системного управления нововведениями. В работе А.И. Яблонского [1] высказано предположение о возможности использования *S*-образных кривых (логистическая, Гомпертца, модифицированная экспоненциальная и др.) и уравнений типа Лотки-Вольтера для моделирования процессов технологического развития.

Экспериментальные исследования [2, 3] показали, что процесс диффузии, выраженный в виде доли выпуска продукции определенного технологического уровня, или доли фирм, освоивших рынок новой продукции, также описывается логистической кривой или ее модификациями. Например, на рис.1 показана динамика изменения показателя производительности ЭВМ в СССР с учетом эксплутационных затрат, подчиняющаяся логистическим закономерностям [3]. На логистической кривой явно выражен скачок в середине 60-х годов, определяющий смену технологических платформ (ламповые – полупроводниковые ЭВМ).

В работе [4] в рамках синергетического подхода, используя формализм нелинейной динамики, исследовалась стохастичность процесса диффузии инноваций и влияние на этот процесс

[1] *Серков Леонид Александрович* – кандидат физико-математических наук, доцент, заведующий отделом качества образования и научных исследований, доцент кафедры информатики Европейско-Азиатского института управления и предпринимательства; e-mail: kpkg94@mail.ru.

такого системообразующего фактора, как взаимосвязь различных технологий. Исходное уравнение для исследуемой модели инновационного роста в детерминированном случае записывается в виде

$$dx/dt = A(t) + p \cdot x \cdot (1\text{-}x) - \\ -\beta(t) \cdot x, \qquad (1)$$

где $x = x(t)$ – относительное число (доля) участников (компаний) региона, участвующих в инновационном процессе в момент времени t, $p(p \geq 0)$ постоянный коэффициент роста числа участников.

Второй член уравнения учитывает взаимодействие компаний, участвующих в инновационном процессе, и компаний, ещё не охваченных этим процессом. Это взаимодействие осуществляется путем технологического трансфера, то есть передачей научно-технических знаний и опыта для оказания научно-технических услуг, применения технологических процессов, выпуска продукции. Последний член уравнения учитывает отторжение инноваций некоторыми компаниями – участницами по причине конкурентной борьбы между ними, $\beta(t)$ – коэффициент отторжения ($\beta(t) \geq 0$). Наконец, $A(t)$ – относительная скорость появления новых участников инновационного процесса, в том числе и из других регионов в силу открытости системы.

В общем случае открытой системы параметры $A(t)$, $\beta(t)$ зависят от времени, и исследуемая система описывается неавтономным дифференциальным уравнением (1). В работе [4] рассмотрен частный случай открытой экономической системы при постоянстве относительной скорости $A(t)$=A и коэффициенте отторжения технологий $\beta(t)$=0 при $0 \leq t \leq t_0$, и $\beta(t) = \beta$ при $t > t_0$, где $t_0 \geq 0$ - момент

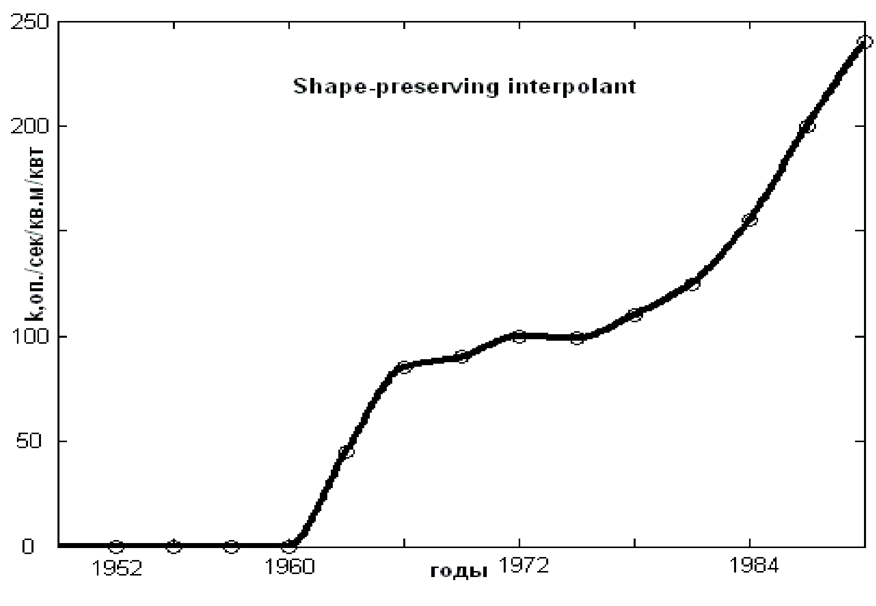

Рис.1. Динамика изменения показателя производительности ЭВМ в СССР k с учетом эксплутационных затрат [3]. Эмпирические данные обработаны сплайном, сохраняющим форму кривой

возникновения конкурентной борьбы между участниками инновационного процесса. Вводя безразмерное время $t' = t \cdot \beta$, уравнение (1) запишется в виде

$$dx/dt' = \alpha + \gamma \cdot x \cdot (1 - x) - x, \quad (2)$$

где $\gamma = p/\beta$, $a = A/\beta$. В дальнейшем будем опускать штрихи в уравнении (2) и называть переменную x инновационной активностью.

Возникновение инноваций всегда сопряжено со случайностями, так что параметр тренда γ является флуктуирующим. Заметим, что этот параметр характеризует внутренние свойства инновационной системы. В предположении, что эндогенные флуктуации довольно быстры, параметр γ заменяется стационарным случайным процессом $\gamma_t = \gamma + \sigma \cdot \zeta_t$, где гауссов белый шум ζ_t имеет нулевое среднее значение и интенсивность σ^2, т.е.

$$\left\langle \zeta_t(t) \right\rangle = 0,$$

$$\left\langle \zeta_t(t) \times \zeta_{t'}(t') \right\rangle = \sigma^2 \times \delta(t - t'). \quad (3)$$

Таким образом, стохастическое дифференциальное уравнение для инновационной активности (уравнение Ланжевена) запишется в виде:

$$dx/dt = f(x) + \sigma \times g(x) \times \zeta_t(t) \quad ,(4)$$

$$f(x) = \alpha + \gamma \times x \times (1 - x) - x,$$
$$g(x) = x \times (1 - x). \quad (5)$$

Таким образом, учёт флуктуаций параметра инновационного роста γ приводит к наличию стохастического тренда на логистической кривой диффузии инноваций. Главным результатом, вытекающим из анализа стационарной плотности вероятности, определяемой из уравнений (3 – 5), является то, что мультипликативный белый шум в уравнении (4) индуцирует закономерности инновационного процесса, характерные для явления «самоорганизованной критичности» [4]. В пользу самоорганизованной критичности свидетельствует наблюдающееся на практике лавинообразное протекание инновационных процессов в период замен одних технологий на более совершенные и приводящее к скачкам на логистических кривых (рис. 1). Кроме того, одной из закономерностей самоорганизованной критичности является наличие прерванного равновесия или перемежаемости, заключающееся во вспышках высокой инновационной активности, прерывающих состояние относительного покоя, когда ее уровень низок. В работе [4] отмечено, что явление перемежаемости происходит в результате самоорганизации системы и приводит к наблюдающимся в реальной практике инновационным циклам (циклам Шумпетера).

Еще одной отличительной чертой систем, в которых наблюдается самоорганизованная критичность, являются степенные законы распределения вероятностей, т.е. статистические характеристики происходящих в них событий обыкновенно имеют плотность вероятности вида $p(x) \sim x^{-(1+\Theta)}$. При этом показатель Θ обычно лежит в диапазоне от нуля до единицы [5]. Степенное распределение имеют характеристики многих явлений, в том числе и научная продуктивность исследований [5], имеющая отношение к инновациям. Наконец, о роли степенных законов и самоорганизованной критичности в эпоху инноваций отмечается в работе [6], где отмечается, что приспособляемость организации к нововведениям является наивысшей как раз в области самоорганизованной критичности.

Наличие степенных законов распределения вероятностей связано с проявлением во временных рядах инновационной активности длинной (долгосрочной) памяти, характеризуемой корреляционной структурой высокого порядка. Длинная память есть особая форма нелинейной динамики и для её анализа требуется разработка новых нелинейных моделей оценки, учитывающих существование значимой автокорреляции в моментах высших порядков. Одной из таких моделей является модель из класса дробноинтегрируемых процессов *ARFIMA*, допускающая нецелый порядок интегрированности ряда. Поэтому представляет интерес исследование временных рядов инновационной активности на основе эмпирических данных с помощью моделей класса *ARFIMA* с целью обнаружения длинной памяти (long-range зависимости) в этих рядах и дополнения результатов синергетического подхода к процессу диффузии инноваций. В предлагаемой работе выявление long-range зависимости осуществлялось с помощью *R/S* статистики, придуманной Х. Хёрстом [7]. В качестве эмпирических данных использовались месячные данные кооперационных соглашений между компаниями научно-исследовательского сектора. Источником информации являлась база данных “Кооперационные соглашения и технологические индикаторы” (*CATI*), созданная Маастрихтским экономическим исследовательским институтом инноваций и технологий (*MERIT*).

Модели ARFIMA и R/S статистика

В общем случае класс параметрических моделей временных рядов может быть описан моделями вида *ARIMA* (p,d,q) (*Autoregressive integrated moving average* – авторегрессионная проинтегрированная модель скользящего среднего), которые моделируют различные ситуации, встречающиеся при анализе стационарных и нестационарных рядов. В частности, авторегрессионная модель, которая сокращенно обозначается $AR(p)$ (*autoregressive process*) порядка p, представима в виде

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \ldots + \phi_p X_{t-p} + a_t \quad , \qquad (6)$$

где $\phi_1, \phi_2, \ldots, \phi_p$ – весовые коэффициенты; a_t - ошибка в виде белого шума.

В этой модели текущее значение ряда в момент t выражается через конечное число прошлых значений и величину возмущения a_t. Модель скользящего среднего (*moving average*) предполагает, что в ошибках модели в предшествующие периоды сосредоточена информация по всей предистории ряда. Такая модель порядка q запишется в виде

$$X_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} \text{-...-} \theta_q \alpha_{t-q}, \qquad (7)$$

где символы $\theta_1, \ldots, \theta_q$ – весовые параметры.

Смешанные модели авторегрессии – скользящего среднего, т.е. модели *ARMA (p,q),* которые имеют следующий вид:

$$\Phi(B) X_t = \Theta(B) a_t, \qquad (8)$$

где
$$\Phi(B) = 1 - \sum_{j=1}^{p} \phi_j B^j; \quad \Theta(B) = 1 + \sum_{j=1}^{q} \Theta_j B^j$$

– полиномы, представляющие компоненты процессов *AR* и *MA*, соответственно;

ϕ_j, Θ_j – весовые коэффициенты;

$B = X_{t-1} / X_t$ – оператор сдвига назад.

В нестационарном случае, проинтегрировав X_t *d* раз получаем стационарный процесс, удовлетворяющий модели *ARIMA (p,d,q)* в виде

$$\Phi(B) \Delta^d X_t = \Theta(B) a_t, \qquad (9)$$

где $\Delta^d = (1 - B)^d$.

В последнее время значительный

интерес проявился к временным рядам, которые можно охарактеризовать термином «временные ряды с долговременной корреляционной зависимостью (*time series with long memory*)» [8,9]. Существует несколько возможных определений этих рядов, но в основном они должны обладать медленно спадающей автокорреляционной функцией (АКФ) и иметь неограниченную спектральную плотность (СП) на низких частотах. Для описания таких можно воспользоваться моделью, в которой, в отличие от модели *ARIMA,* показатель *d* принимает дробные значения. Рассмотрение значений *d* из интервала $d \in (-1/2, 1/2)$ приводит к дробной авторегрессионной модели скользящего среднего порядков *p, d, q*, аббревиатура которой определяется как *ARFIMA (p,d,q)* (*fractional* – дробный). Характеристики таких временных рядов обладают важными свойствами: например, ряд является стационарным и обратимым для $d \in (-1/2, 1/2)$.

Кроме того, положительная или отрицательная зависимости определяются знаком при параметре *d*, т.е. автокорреляционные коэффициенты процесса имеют тот же знак, что и d. Медленный спад автокорреляций объясняется тем, что при положительном d сумма последних сходится к бесконечности, а при отрицательном d – к нулю. При d <1 автокорреляционные коэффициенты убывают намного медленнее (по гиперболическому закону), чем экспоненциально убывающие аналогичные коэффициенты для *AR(p)* процесса. При 0 < d < 0.5 процесс, описываемый моделью *ARFIMA (p,d,q),* обладает длинной памятью в том смысле, что автокорреляции не являются абсолютно суммируемыми: даже если они индивидуально не значимы, кумулятивный эффект отличен от нуля. Это стремление следовать существующим тенденциям отражает «память» рынка.

Как уже отмечалось выше, выявление long-range зависимости во временных рядах инновационной активности осуществлялось в предлагаемой работе с помощью *R/S* статистики [7]. Она определяется размахом частичных сумм отклонений ряда от его среднего, делённого на его стандартное отклонение

$$\tilde{\Omega}_n = 1/s_n \times [\max_{1\le k\le n} \sum_{j=1}^{k} (X_j - \bar{X}_n) - \min_{1\le k\le n} \sum_{j=1}^{k} (X_j - \bar{X}_n)], \quad (10)$$

где $X_{1,} X_2, \ldots X_n$ - наблюдения;

$\bar{X}_n = 1/n \times \sum_{i=1}^{n} X_i$ – арифметическое среднее наблюдений;

$\tilde{\Omega}_n \ge 0$ и s_n – обычная оценка стандартного отклонения,

$$s_n^{\ 2} = 1/n \times \sum_{j=1} (X_j - \bar{X}_j)^2 .$$

Отметим также, что величина d связана с экспонентой Хёрста *H* из регрессии $\ln(R/S)_n = \ln C + H \times \ln n$ равенством *H=d+0,5* [10].

Для учета автоковариаций в процессах с длинной памятью Э.Ло [11] предложил заменить величину s_n в знаменателе *R/S* статистики $\tilde{\Omega}_n$ более сложной суммой, учитывающей взвешенные автоковариации вплоть до лага *q* и имеющей вид

$$\sigma_n(q) = 1/n \times \sum_{j=1}^{n} (X_j - \bar{X}_n)^2 + 2/n \times \sum_{j=1}^{q} \bar{\omega}_j(q) \times [\sum_{i=j+1}^{n} (X_i - \bar{X}_n)(X_{i-1} - \bar{X}_n)], \quad (11)$$

где веса ϖ вычисляются как

$$\bar{\omega}_j(q) = 1 - j/(q+1), \; q < n. \quad (12)$$

Новую статистику, где s_n заменено $\sigma_n(q)$, будем обозначать через Ω_n. При анализе временных рядов в качестве нулевой гипотезы будет выступать краткосрочная зависимость, а в качестве альтернативной – long-range зависимость. При выборе лага q обычно руководствуются правилом Л. Эндрюса, основанном на свойстве наблюдений ряда [12].

Э.Ло показал, что асимптотическое распределение стандартизованной статистики $V_n = 1/\sqrt{n} \times \Omega_n$ сходится по распределению к случайной величине V, функция распределения которой явно найдена в работе [13]:

$$F_V(\nu) = 1 + 2 \times \sum_{k=1}^{\infty} (1 - 4k^2\nu^2) \times \times \exp(-2 \times k^2). \quad (14)$$

Таблицу критических значений этого теста можно найти в работе [11]. В табл. 1 приведены интервалы при различных уровнях значимости, при попадании в которые статистики V_n нулевая гипотеза о краткосрочной зависимости не отвергается [11]. Заметим, что наличие длинной памяти во временных рядах обменных курсов с помощью модифицированной R/S–статистики Э. Ло ранее анализировалось авторами [14].

Таблица 1

Критические значения V_n статистики [11]

1%	(0.721;2.098)
5%	(0.089;1.862)
10%	(0.861;1.747)

Эмпирические исследования временных рядов инновационной активности

Как уже отмечалось выше, в качестве эмпирических данных исследования временных рядов инновационной активности использовались месячные данные кооперационных соглашений между компаниями научно-исследовательского сектора. Источником информации являлась база данных «Кооперационные соглашения и технологические индикаторы» (*CATI*), созданная Маастрихтским экономическим исследовательским институтом инноваций и технологий (*MERIT*) [15]. Основными методами формирования этой базы данных являются обследования фирм и обследования на основе литературных источников. В последнем случае информация о промышленных альянсах собирается на основе обзоров газетных и журнальных статей, специализированных книг и журналов, а также ежегодных отчетов корпораций и промышленных справочников.

В качестве эмпирических данных использовались месячные данные кооперационных соглашений между компаниями сектора высоких технологий (HIGH-TECH SECTOR) и агрегированные данные по кооперационным соглашениям между компаниями всех научно-исследовательских секторов (TOTAL SECTOR). На рис. 2 показан рост кооперационных соглашений между вышеназванными компаниями в период с 1960 г. по 1998 г. Как видно из рис.2, динамика этого процесса в первом приближении описывается логистическими кривыми со стохастическим трендом.

Следует отметить, что в работе [16] исследовался аналогичный процесс роста кооперационных соглашений с целью выбора и оценки подходящей модели временного ряда. При этом оценивались модели из общего класса моделей с линейным трендом в комбинации с авторегрессионными слагаемыми, то есть с детерминированным и стохастическим трендом. Один из классов этих моделей описывается уравнением

$$P_t = \alpha + \varphi_1 \times P_{t-1} + \sum_{j=2}^{K} \varphi_j \times \times (P_{t-j+1} - P_{t-j}) + \beta \times t + a_t, \quad (15)$$

где t представляет линейный временной тренд, α, β – фиксированные параметры, P_t – число кооперационных соглашений между компаниями различных научно-исследовательских секторов в момент времени t, $\varphi_1 \ldots \varphi_j$ – коэффициенты авторегрессии различных порядков и a_t – случайная составляющая. При этом отличие переменной P_t от инновационной активности заключается в том, что последняя является нормированной переменной (делённой на максимальное значение кооперационных соглашений).

Основной результат работы [16] заключается в том, что модели временных рядов, содержащие лишь линейный детерминированный тренд ($\varphi_1 \ldots \varphi_j$ = 0) в уравнении (6)) неадекватно описывают эмпирические данные. Адекватное описание эмпирических данных (на основании статистики Дарбина–Уотсона) наблюдается лишь для моделей, содержащих стохастический тренд. Кроме того, тест для проверки единичных корней (тест Дики – Фуллера) однозначно выявляет нестационарность процесса, описываемого уравнением (6), связанную с наличием стохастического тренда [16], и наличие единичного корня, то есть процесса $I(1)$ (при этом стационарный процесс и отсутствие единичного корня может быть описан как процесс $I(0)$).

В дальнейшем будем оперировать рядами приращений числа кооперационных соглашений между компаниями ($P_t - P_{t-1}$). При этом отметим, что широко используемый тест Дики–Фуллера (и расширенный тест Дики–Фуллера) на наличие единичных корней обладает малой мощностью и плохо отличает $I(1)$ процессы от $I(d)$ процессов с $d<1$. Более предпочтительнее тест Квятковского-Филипса-Шмидта-Шина (KPSS), имеющий нулевую гипотезу о стационарности.

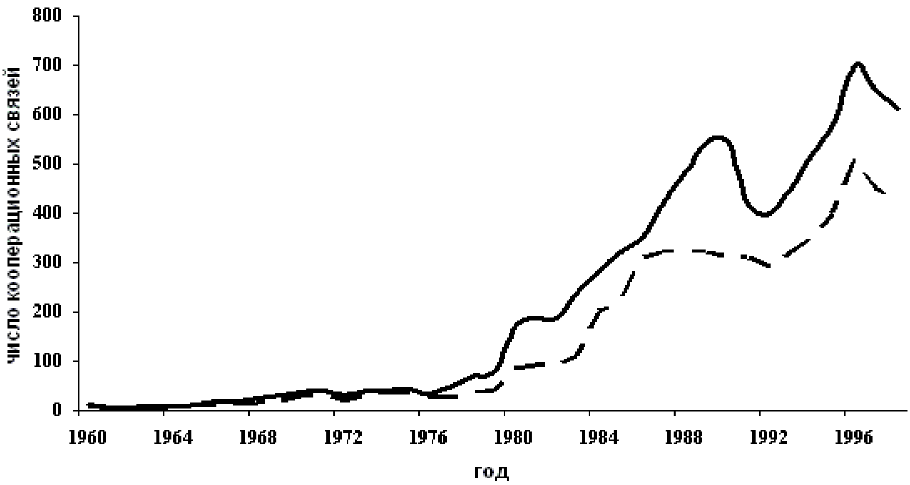

Рис. 2. Рост кооперационных соглашений между компаниями сектора высоких технологий (пунктирная линия) и между компаниями всех научно-исследовательских секторов (сплош-ная линия) в период с 1960 г. по 1998 г.

Тестирование при этом проводится в рамках модели: Ряд = Детерминированный тренд + Стохастический тренд + Стационарная ошибка. Стохастический тренд представляется случайным блужданием, и нулевая гипотеза предполагает, что дисперсия инноваций, порождающая это случайное блуждание, равна нулю.

Альтернативная гипотеза соответствует предположению о том, что эта дисперсия отлична от нуля и анализируемый ряд принадлежит к классу нестационарных рядов *I(d).* При этом нулевая гипотеза предполагает два вида стационарности: в отсутствии и при наличии тренда. Следует иметь ввиду, что процессы *I(d)* с *d<0.5* также являются стационарными (как и процессы *I(0)*). В этой связи мощность теста KPSS может оказаться недостаточной для разделения этих процессов, особенно при небольшом количестве наблюдений (примерно менее 800–1000).

Процедура KPSS–теста выполнялась с использованием программного пакета Gretl 1.8.1. В табл. 2 приведены результаты расчетов по KPSS – тесту при различных значениях лаговой переменной *l* для двух временных рядов. В скобках указаны критические значения этого теста для 5 % - ого уровня значимости, а полужирным шрифтом выделены эмпирические статистики, значимые на этом уровне. Через *x* обозначен ряд приращений для процессов HIGH-TECH SECTOR, а через *y* – ряд приращений для процессов TOTAL SECTOR.

Приведённые расчеты позволяют сделать вывод о том, что свойства рядов зависят от выбора варианта нулевой гипотезы (о чистой стационарности или о стационарности с точностью до тренда). Кроме того, на свойства рядов влияет и выбор лаговой переменной.

Однозначный вывод можно сделать лишь для ряда HIGH-TECH SECTOR: при выборе нулевой гипотезы в виде чистой стационарности этот ряд при всех лаговых переменных является стационарным. С меньшей долей вероятности то же самое можно сказать и о ряде TOTAL SECTOR. Для обоих видов рядов справедливость гипотезы о стационарности

Таблица 2

Результаты KPSS–теста для временных рядов кооперационных соглашений между компаниями сектора высоких технологий и компаниями всех научно-исследовательских секторов

HIGH-TECH SECTOR				TOTAL SECTOR			
Приращения числа кооперационных соглашений между компаниями (x)	const	l=3	**0.203** (0.463)	Приращения числа кооперационных соглашений между компаниями (y)	const	l=3	0.483 (0.463)
		l=6	**0.287** (0.463)			l=6	**0.445** (0.463)
		l=10	**0.245** (0.463)			l=10	**0.423** (0.463)
	const+ trend	l=3	0.225 (0.146)		const+ trend	l=3	0.321 (0.146)
		l=6	0.164 (0.146)			l=6	0.160 (0.146)
		l=10	0.140 (0.146)			l=10	0.149 (0.146)

с точностью до тренда и возможность описания этих рядов процессом вида *I(d)* остаётся под вопросом.

Таким образом, мощность KPSS–теста оказывается недостаточной для разделения процессов *I(0)* и *I(d)* при заданном количестве наблюдений. Для более однозначных выводов о наличии в исследуемых рядах длинной памяти протестируем эти ряды с помощью модифицированной R/S–статистики Э.Ло, описанной выше.

Расчет R/S–статистики проводился в п/п Matlab. Результаты расчета при различных значениях лагов приведены в табл. 3. Полужирным шрифтом выделены те значения, при которых на 5 %-ном уровне значимости принимается альтернативная гипотеза о наличии длинной памяти в анализируемых временных рядах.

Таблица 3

Значения статистики

$$V_n = 1/\sqrt{n} \times \Omega_{n.}(q,n)$$

q	x	y
0	**2.2345**	**2.5433**
5	**2.1209**	**2.3432**
10	**1.9877**	**2.2211**
15	1.798	**2.0123**
20	1.7654	**1.9878**
25	1.6543	**1.9021**
30	1.5976	1.8023

Таким образом, расчет модифицированной *R/S*–статистики Э. Ло подтверждает вывод о наличии длинной памяти во временном ряде, описывающем процессы в TOTAL SECTOR. Для ряда, описывающем процессы в HIGH-TECH SECTOR, свойство длинной памяти проявляется лишь при расчетах с небольшим числом лагов, что связано с уменьшением мощности теста с ростом числа лаговых переменных.

Заключение

Нарастание активности в использовании информационных технологий и Интернета убеждает каждого, что прежнее мышление на основе старых экономических парадигм больше не является надежным. Нелинейное поведение экономики становится все более очевидным фактом. В результате прежняя парадигма менеджмента устарела. Возникла необходимость в разработке новых приемов менеджмента, основанных в том числе на нелинейном поведении инновационных процессов. Поэтому исследование нелинейных процессов в экономике и факторов, влияющих на них, особенно актуально. При этом нелинейный и эконометрический подходы должны дополнять друг друга.

В настоящей работе в рамках эконометрического подхода обосновывалась гипотеза, заключающаяся в том, что мультипликативный белый шум в уравнении (4) индуцирует закономерности инновационного процесса, характерные для явления «самоорганизованной критичности». Заметим, что эта гипотеза была выдвинута в рамках синергетического подхода к исследованию процесса диффузии инноваций. Роль эконометрического анализа заключалась в обнаружении длинной памяти во временных рядах инновационной активности, свидетельствующей о наличии степенных законов распределения вероятностей в этих рядах и являющихся отличительной чертой систем, в которых наблюдается самоорганизованная критичность.

В качестве эмпирических данных эконометрического исследования использовались месячные данные кооперационных соглашений между компаниями сектора высоких технологий (HIGH-TECH SECTOR) и агрегированные данные по кооперационным соглашениям между компаниями всех научно-исследовательских секторов (TOTAL SECTOR). Результатом применения к временным рядам двух тестов (тест на наличие единичных корней KPSS и модифицированная R/S – статистика Э.Ло) является высокая вероятность обнаружения в исследуемых рядах длинной памяти. Кроме этого, проведённый анализ демонстрирует один из немногих примеров взаимодополняемости синергетического и эконометрического подходов.

Список использованных источников

1. Яблонский А.И. Математические модели в исследовании науки. М.: Мысль, 1986.
2. Grubler A. Time for a Change: On the Pattern of Diffusion of Innovation // Daedalus. 1996. № 1. P. 19–42.
3. Полтерович В.М., Хенкин А.А. Диффузия технологий и экономический рост. М.: Наука, 1988.
4. Серков Л.А. Синергетические аспекты моделирования социально-экономических процессов. Екатеринбург: ИЭ УрО РАН, 2008. 214 с.
5. Малинецкий Г.Г., Потапов А.Б., Подлазов А.В. Нелинейная динамика. Подходы, результаты, надежды. М.: КомКнига, 2006.
6. Янсен Ф. Эпоха инноваций. М.: Инфра – М, 2002.
7. Hurst H.E. Long term Storage Capacity of Reservoirs // Transactions of the American Society of Civil Engineers. 1951. № 116. P. 770–799.
8. Granger C.W.J., Joyeux R. An Introduction to Long Memory Time Series Models and Fractional Differencing // Journal of Time Series Analysis. 1980. № 1. PP. 15–29.
9. Hoskins J.R.M. Fractional Differencing // Biometrica. 1981. № 68. PP. 165–176.
10. Millen S., Beard R. Estimation of the Hurst exponent for the Burdekin River using the Hurst-Mandelbrot Rescaled Range Statistic: Working paper on the University of Queensland, 2003.
11. Lo A.W. Long-term memory in Stock Market Prices // Working Paper, Sloan School of Management, 1988.
12. Andrews D. Non-Strong Mixing Autoregressive Processes // Journal of Probability. 1984. № 21. PP. 930–934.
13. Kennedy D.P. The distribution of the maximum Brownian excursion // Journal Applied Probability. 1976. № 13. PP. 371–376.
14. Конюховский П.В., Подкорытова О.А. «Длинная память» в обменных курсах // Вестник СПбГУ. 2007. Сер. 5. Вып. 3. С. 102– 109.
15. Maastricht Economic and Social Research and training centre on Innovation and Technology. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.merit.unu.edu/library/databases.php.
16. Hagedoorn J., Kranenburg H. Growth patterns in R&D partnerships: an exploratory statistical study // International Journal of Industrial Organization. 2003. 21. PP. 517–531.