

УДК 332.1

МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКОГО РОСТА ТЕРРИТОРИИ В УСЛОВИЯХ РАЗВИТИЯ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Петрова Е.А., Бондаренко П.В., Шевандрин А.В.

ФГАОУ ВПО «Волгоградский государственный университет», Волгоград,

e-mail: ea_petrova@volsu.ru, shevandrin@volsu.ru, petrbondarenko@volsu.ru

В настоящем исследовании представлены основные этапы, итоги и обсуждены некоторые проблемы моделирования экономического роста регионов России в условиях развития цифровых технологий. Алгоритмической основой полученной модели выбрана нейронная сеть, которая позволила смоделировать процессы конвергенции информационных технологий в экономике регионов и оценить влияние отдельных показателей на изменение их отраслевой структуры. По способу обучения нейронной сети выбран вариант обучения «офлайн», при котором коррекция весов производится после предъявления всех примеров обучающего множества. Посредством нейронной сети был выявлен как нелинейный (у показателей использование локальных вычислительных сетей, затраты на связь и затраты на обучение сотрудников), так и линейный (для величины затрат на ИКТ-оборудование и программное обеспечение) характер зависимостей относительно интегральных коэффициентов структурных сдвигов. Авторы отмечают, что представленная модель прогнозирования на основе нейронной сети не учитывает смещение выбора в сторону территорий, которые используют ИКТ более эффективно, в результате чего уменьшается возможность обобщения результатов. Кроме того, изучаемые процессы имеют явно нелинейный характер, и поэтому дальнейшие исследования требуют поиска адекватных моделей и применение и других инструментов прогнозирования.

Ключевые слова: экономический рост, конвергентные технологии, структурные сдвиги, нейронные сети, прогнозирование

MODELING THE ECONOMIC GROWTH OF A TERRITORY IN THE CONDITIONS OF DEVELOPMENT OF DIGITAL TECHNOLOGIES BASED ON NEURAL NETWORKS

Petrova E.A., Bondarenko P.V., Shevandrin A.V.

Volgograd State University, Volgograd, e-mail: ea_petrova@volsu.ru, shevandrin@volsu.ru,

petrbondarenko@volsu.ru

This article presents the main stages, results and discusses some of the problems of economic growth in the regions of Russia in the context of digital technologies. The algorithmic system of the obtained model is a neural network, which made it possible to simulate the processes of convergence of information technologies in economic regions and to assess the impact of individual indicators on the change in their sectoral structure. According to the method of training the neural network, «offline» is selected, in which the weights are corrected after presenting all examples of the training set. By means of linear support, nonlinear (indicators of the use of local computer networks, communication costs and costs of training employees) and linear (for the amount of costs for ICT equipment and software) dependencies with respect to the integral coefficients of structural changes were identified. The authors note that the presented forecasting model based on a neural network does not take into account the selection bias towards territories that use ICT more efficiently, as a result of which the choice of results decreases. In addition, the processes under study are clearly nonlinear and further research requires the search for adequate models and other forecasting tools.

Keywords: economic growth, convergent technologies, structural changes, neural networks, prediction

В настоящее время конвергентные технологии определяются как результат интеграции между беспроводной сетью и интернетом, а с другой стороны – сближение нанотехнологий (НТ), биотехнологий (БТ), информационных технологий (ИТ) и когнитивных наук (НБИК) в долгосрочной перспективе [1]. Во время смены парадигмы экономически развитые страны, которые уже разработали национальные планы НИОКР и внедрили новые технологии, были теми, кто улучшил как экономический рост, так и качество жизни [2].

Несмотря на то, что многие научные школы продолжают понимать феномен NBIC с разных точек зрения, все еще остается нерешенной проблема измерения

степени конвергенции технологий. Серия недавних исследований [3–5] показала, что степень и отношения между различными дисциплинами могут быть измерены понятиями разнообразия и согласованности. Кроме того, в малой степени представлены исследования по измерению влияний НБИК-технологий на экономический рост, изменение структуры национальных и региональных экономик, а следовательно, учета их потенциального воздействия на прогнозирование этих процессов.

Целью данного исследования является получение модели прогнозирования структурных сдвигов в экономике с учетом воздействия НБИК-технологий. В качестве инструмента прогнозирования использу-

ются нейронные сети, которые показали положительные результаты в аналогичных исследованиях.

Материалы и методы исследования

Стадия конвергенции знаний означает возникновение вторичных эффектов между ранее не связанными и различными базами знаний, что приводит к размыванию установленных границ, которые изолируют отраслевые знания. Это первоначальная стадия конвергентного технологического процесса, когда технологии все еще разделены. Однако на этом этапе формируются исходные основные идеи конвергенции. Эти основные идеи приведут ко второму этапу – технологической конвергенции.

Технологическая конвергенция подразумевает переход конвергенции знаний в потенциал технологической конвергенции. Это приводит к межотраслевому распространению знаний, облегчающему формирование новых технологических комбинаций. На этом этапе технологии сближаются и формируют новые, ранее не существовавшие технологические области.

В настоящее время все большую популярность получают информационно-аналитические системы, основанные на алгоритмах нейронных сетей, которые показывают хорошую результативность в решении задач распознавания паттернов, классификации, поиска ассоциаций и прогнозирования. Экспертами отмечается, что традиционные методы анализа данных не обладают необходимой гибкостью и для развёртывания требуют соблюдения определенных условий. Например, изначально должно быть определено и аналитически обосновано признаковое пространство, что сделать не всегда возможно, особенно при включении в анализ ранее не использовавшихся данных (например, потоковых данных сети Интернет).

Нейронные сети, как правило, более устойчивы к зашумленным данным и тем самым дают возможность получить модели хорошего качества. Тем не менее отсутствие явных признаков в подобных моделях приводит к отсутствию объяснительной функции. В настоящее время разработаны и апробированы различные типы нейронной сети, многие из которых могут быть необходимы при аппроксимации и моделировании информации мониторинга структуры и структурных различий экономики регионов России с учетом развития конвергентных технологий.

Принципы построения и обучения нейронной сети могут отличаться друг от друга и давать различные результаты

при их применимости к информационной базе исследования.

Таким образом, нейронные сети имеют достаточные преимущества перед традиционными методами прогнозирования и представляют собой устойчивый метод аппроксимации целевых функций при помощи обучающих пар и служат для описания процессов, имеющих сложный рельеф.

Выбор данного метода обуславливается в основном за счет таких преимуществ, как: способность к моделированию нелинейных процессов в работе с адаптивностью и «зашумленной» информацией; построение модели при отсутствии ее аналитического выражения; возможность решения посредством модели обратной задачи; возможность обобщения исходных данных и выявление нелинейных главных компонент; высокое качество модели.

Кроссплатформенное решение Deductor Studio позволяет построить аналитический модуль, реализующий комплекс сценариев, начиная от ввода и организации хранения данных, их очистки, применения инструментария интеллектуального анализа данных и визуализации.

На основании корреляционного анализа показателей изучаемых процессов для проектирования нейронной сети были отобраны 11 показателей, представленные в таблице.

Для обучения сети было собрано 946 наблюдений по 86 субъектам Российской Федерации за 2006–2017 гг.

Для построения нейронной сети данные необходимо стандартизировать, т.е. привести к общему виду, так как они имеют различный диапазон и единицы измерения. Использовалась линейная нормализация исходных данных для переменных $x_1, x_2, x_3, x_4, z_1, z_2, z_3, z_4$ – в интервале $(-1;1)$, и логарифмическая шкала $\ln Y$ для Y в интервале $(0;1)$. Для обучающего множества определено 95%, для тестового – 5% случайным образом.

Для исследуемого набора данных подходит модель с одним скрытым слоем, типом функции сигмоида и крутизной единица.

Следующий шаг – настройка процесса обучения нейронной сети. Для обучения был выбран вариант обучения «офлайн», при котором коррекция весов производится после предъявления всех примеров обучающего множества.

Завершающим этапом перед запуском обучения сети является настройка параметров, при которых обучение сети будет остановлено. Для данного исследования была выбрана ошибка в 0,05 или достижение 5000 эпохи.

Показатели структурных сдвигов экономики РФ и интеграции информационно-коммуникационных технологий

Наименование показателей	Обозначение
Коэффициент структурных сдвигов К. Гатева	Y
Использование персональных компьютеров	X1
Использование серверов	X2
Использование локальных вычислительных сетей	X3
Использование глобальных информационных сетей	X4
Заграты на приобретение вычислительной техники	Z1
Заграты на приобретение программных средств	Z2
Заграты на оплату услуг связи	Z3
Заграты на обучение сотрудников, связанные с развитием и использованием ИКТ	Z4
Заграты на оплату услуг сторонних организаций и специалистов по ИКТ (кроме услуг связи и обучения)	Z5
Прочие заграты	Z6

Источник: сост. авт.

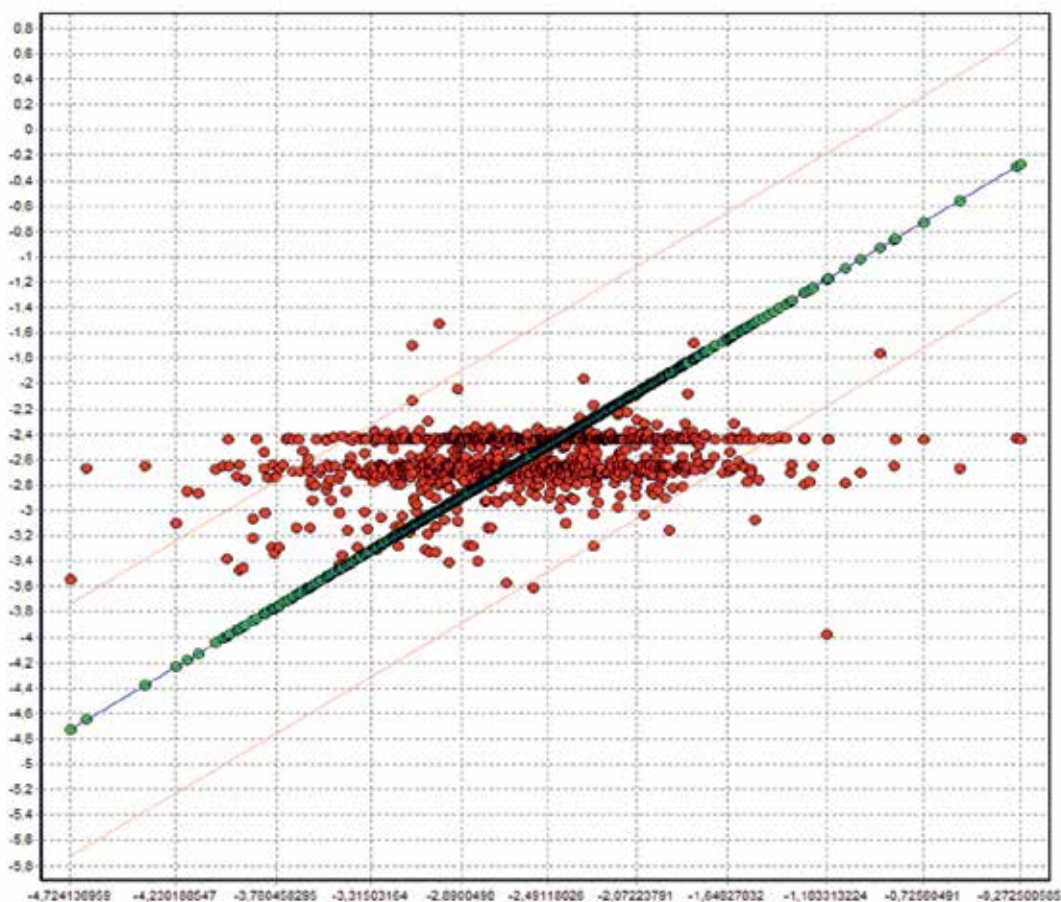


Рис. 1. Диаграмма рассеивания с заданным порогом ошибки 0,05

Результаты исследования и их обсуждение

В результате обучения нейронной сети в обучающемся множестве было распознано 93,99% примеров, а в тестовом – 92,05% (рис. 1).

Как видно на представленной диаграмме рассеивания, зависимость носит явно нелинейный характер. Авторами было эмпирически опробовано 5 различных конфигураций нейронной сети, использовалось различное количество скрытых слоев нейронов, различные активационные функ-

ции. На рис. 1 представлена конфигурация, которая дала наилучшие результаты моделирования.

Полученная модель все-таки не распознала около 7% наблюдений. Связано это в первую очередь с тем, что регионы отличаются крайне высокой степенью дифференциации и распределение выбранных показателей является неоднородным в целом по массиву данных.

Проведенные ранее исследования [6] подтвердили гипотезу о слабой зависимости коэффициентов структурных сдвигов и показателей интеграции ИКТ в экономику регионов. Поэтому обучение нейронной сети испытало определенные трудности.

Однако полученная нейронная сеть может быть использована для прогнозирования изучаемых процессов, например, в режиме «что-если».

Следует отметить, что инструмент «что-если» может быть применен шире, чем простое получение значения выходного параметра по данным конкретного региона. Более ценным является набор диаграмм зависимостей показателей исходных признаков на значения выходного параметра при статичных прочих условиях. В данном исследовании диаграммы могут показать тип зависимости выходного параметра от входных переменных.

Наибольший интерес представляют зависимости, представленные на рис. 2–5.

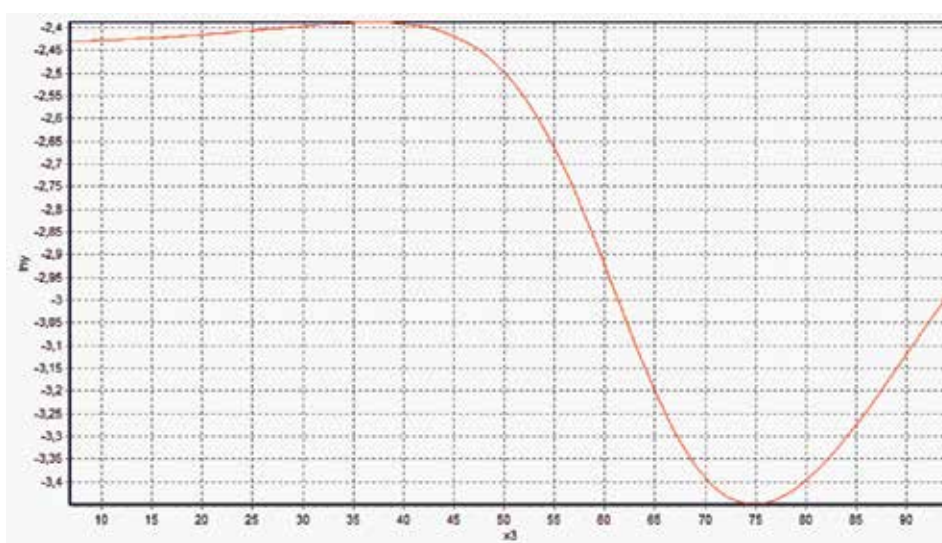


Рис. 2. График зависимости Y от $X3$ – использование локальных вычислительных сетей

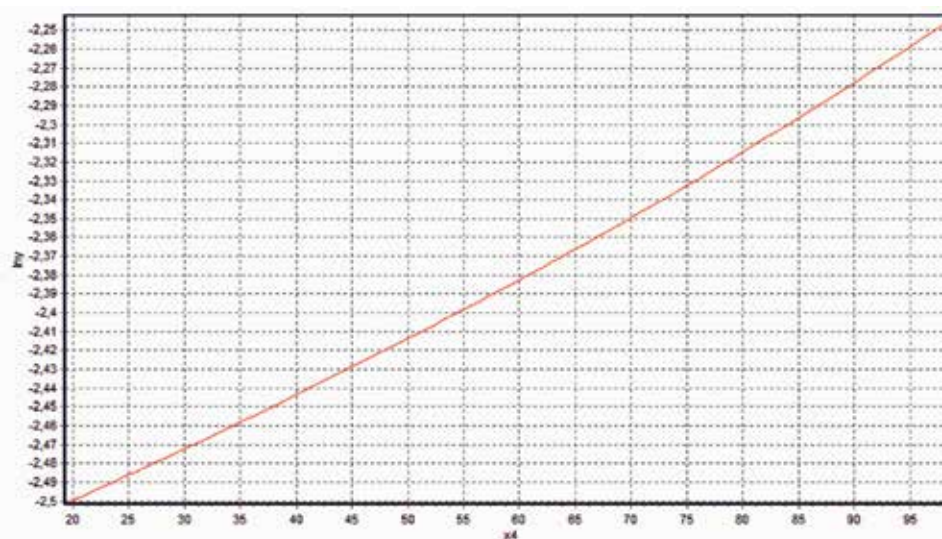


Рис. 3. График зависимости Y от $X4$ – использование глобальных информационных сетей

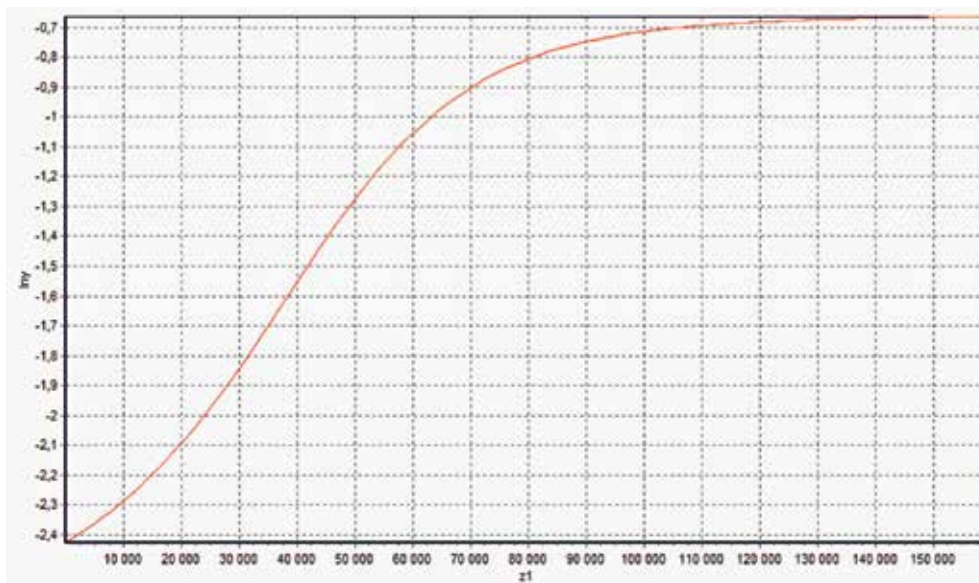


Рис. 4. График зависимости Y от $Z1$ – затраты на приобретение вычислительной техники

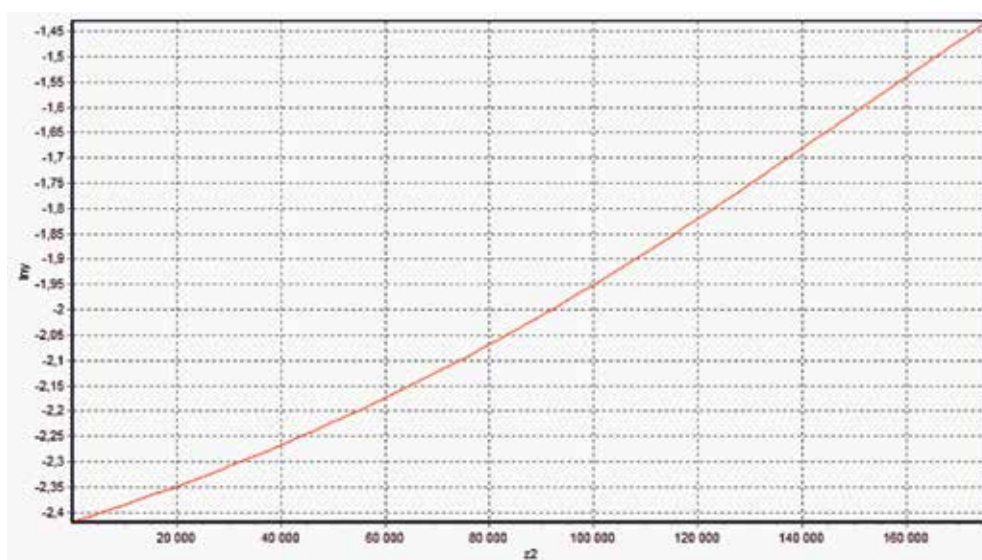


Рис. 5. График зависимости Y от $Z2$ – затраты на приобретение программных средств

Графики показывают прямую зависимость изменения структуры экономики от таких показателей, как $X4$ – использование глобальных информационных сетей, $Z1$ – затраты на приобретение вычислительной техники и $Z2$ – затраты на приобретение программных средств. Причем зависимость Y от $Z1$ является кривой с насыщением, то есть начиная с определенного момента дополнительное вложение средств в вычислительную технику практически не влияет на изменение структуры.

Совсем иной характер зависимости показывают два других показателя: $X4$ – использование глобальных информационных сетей и $Z2$ – затраты на приобретение программных средств. Эти показатели в гораздо большей степени влияют на изучаемые процессы и являются более значимыми при формировании программ интеграции ИК-технологий в региональную экономику.

А вот инвестирование в обучение сотрудников навыкам использования ИКТ, а также затраты на услуги связи имеют от-

рицательное влияние, что, конечно, имеет неоднозначный характер.

Заключение

Спроектирована нейронная сеть, которая позволила смоделировать процессы интеграции информационных технологий в региональные экономики и оценить влияние отдельных показателей на изменение отраслевой структуры.

Такие показатели, как использование глобальных информационных сетей, затраты на приобретение вычислительной техники и затраты на приобретение программных средств, показывают прямое влияние на изменения структуры экономики.

Особый интерес также представляют нелинейные зависимости таких показателей модели, как использование локальных вычислительных сетей, расходы на связь и затраты на обучение персонала.

Тем не менее результаты настоящего исследования также обращают внимание на следующее. Исходный массив анализируемых данных охватывает большинство регионов России (86 субъектов), при этом по ряду регионов значения по некоторым показателям в официальной статистике не представлены либо имеют аномальные значения и исключены из анализа как «выбросы». Таким образом, в полученной модели может иметь место смещение в пользу регионов, где ИКТ-технологии вовлечены в хозяйственные процессы более значительно или результативно, что снижает потенциал обобщения представленной модели.

Кроме того, изучаемые процессы имеют явно нелинейный характер и поэтому

дальнейшие исследования требуют поиска адекватных моделей и применение и других инструментов прогнозирования. Представляется целесообразным использование в качестве моделируемых функций функции типа Кобба – Дугласа, что требует и увеличения массива наблюдений, а также количества наблюдаемых объектов и признаков.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Администрации Волгоградской области в рамках научного проекта № 19-410-340014 п. а. «Совершенствование механизмов и инструментов экономического роста регионов РФ в условиях развития конвергентных технологий».

Список литературы

1. Keun-Hwan Kim, Yeong-Ho Moon. A New Measurement to Understand Convergence Phenomenon, *Asian Journal of Innovation and Policy*. 2013. May. 2 (1). P. 37–62.
2. Yingzhi Yang, Zhenlin Kan, Tianze Xu. A Survey of Application of Technological Convergence in Different Fields, *International Journal of Engineering Development and Research*. 2016. Vol. 4. Issue 2. P. 974–978.
3. Leydesdorff L., Ismael R. Indicators of the interdisciplinarity of journals: diversity, centrality, and citations, *Journal of Informetrics*. 2011. № 5 (1). P. 87–100.
4. Rafols I., Leot L., Alice O., Paul N., Andy S. How journal rankings can suppress interdisciplinary research: a comparison between innovation studies and business and management. *Research Policy*. 2012. № 41(7). P. 1262–1282.
5. Петрова Е.А., Калинина В.В., Трухляева А.А., Фокина Е.А. Динамика структурных сдвигов в экономике регионов в условиях внедрения конвергентных технологий // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. 2020. Т. 16. Вып. 5. С. 818–837.
6. Shevandrin A., Kalinina A. Economic Growth and Structural and Technological Changes in the Economy of Russian Regions. *Competitive Russia: foresight model of economic and legal development in the digital age. International scientific conference in memory of Oleg Inshakov (1952–2018)*. 2020. Vol. 110. 2020. P. 67–76. DOI: 10.1007/978-3-030-45913-0_8.