



DOI: <https://doi.org/10.15688/jvolsu3.2018.1.4>

UDC 332.1

LBC 65.04

LIVING STANDARDS CONTROL IN THE REGION: MODELING OF FACTORS OF EXTERNAL AND INTERNAL ENVIRONMENT

Elena A. Petrova

Volgograd State University, Volgograd, Russian Federation

Abstract. This paper proposes theoretical and methodical approaches to forecasting the living standards on the basis of neural networks. The assessment of the main indices of living standards is a subject of study of both federal statistical agencies and different expert organizations. However, an adequate measurement of these indicators is confronted with information and methodological problems, including: the incompatibility of methods of measurements in Soviet and modern Russian statistics; incomplete pools of data associated with various negative processes, administrative reforms and institutional changes in the Russian economy; partial loss of historical statistical data. This determines the inability to use time series models of economic indicators to identify the main development patterns, and the resulting trends are limited and not reliable enough. Furthermore, the majority of methods have applicability limits and cannot be applied to incomplete or noisy data. Therefore, it is proposed to use neural network technologies and intelligent information systems developed on their basis as alternative approach for solving semistructured and unformalized problems of analyzing the living standards, as well as constructing forecasting models. A comparative analysis of the research by Russian and foreign authors on the problems of assessment and constructing a composite index of the quality of life of the population is carried out. The author proposes an assessment model, presents the results of neural network construction, and gives economic interpretation of the obtained results.

Key words: regional economy, living standards of population, assessment of indicators of population's living standards, forecasting models, neural networks.

УДК 332.1

ББК 65.04

УПРАВЛЕНИЕ КАЧЕСТВОМ ЖИЗНИ НАСЕЛЕНИЯ РЕГИОНА: МОДЕЛИРОВАНИЕ ФАКТОРОВ ВНЕШНЕЙ И ВНУТРЕННЕЙ СРЕДЫ

Елена Александровна Петрова

Волгоградский государственный университет, г. Волгоград, Российская Федерация

Аннотация. В статье представлены теоретические и методические подходы к прогнозированию качества жизни населения на основе нейронных сетей. Вопросам оценки основных индексов качества жизни населения посвящены исследования как органов государственной статистики, так и различных экспертных организаций. Однако адекватное измерение этих показателей сталкивается с информационными и методологическими проблемами, к которым следует отнести: несопоставимость методик измерения советской и современной российской статистики; неполные массивы данных, связанных с различными негативными процессами, административными реформами и институциональными преобразованиями российской экономики; частичная потеря данных исторической статистики. Это определяет невозможность использования

моделей временных рядов экономических показателей для выявления основных закономерностей развития, а получаемые тенденции имеют ограниченный характер и не отличаются достаточной надежностью. Кроме того, большинство методов имеют границы применимости и не работают с неполными или «зашумленными» данными. Поэтому в качестве альтернативных подходов для решения слабоструктурированных и неформализованных задач анализа уровня жизни населения, а также построения прогнозных моделей, предлагается применять нейросетевые технологии и интеллектуальные информационные системы, разработанные на их основе. Проведен сравнительный анализ исследований российских и зарубежных авторов по проблемам оценки и построения интегрального показателя качества жизни населения. Автором предложена модель оценки, а также результаты построения нейронной сети, дана экономическая интерпретация полученных результатов.

Ключевые слова: региональная экономика, качество жизни населения, оценка индексов качества жизни населения, модели прогнозирования, нейронные сети.

Введение

Задачи управления региональным развитием включают в себя, в первую очередь, количественные измерения основных базовых показателей уровня жизни населения, а также аналитические методы оценки интегральных показателей уровня жизни и построение на их основе прогнозных моделей.

Модели систем показателей отражают скрытые (непосредственно неизмеряемые) факторы, формирующие данную категорию, а также могут рассматриваться как результат деятельности и взаимодействия органов власти разного уровня (федерального, регионального и муниципального). Эффективность государственного управления определяется возможностью положительного воздействия соответствующих управленческих структур на экономические и организационные процессы, протекающие в регионе, что должно находить отражение в соответствующих индикаторах социально-экономического развития. В этой связи построение комплексной модели метрик, характеризующих уровень и качество жизни населения, позволит формировать научно-обоснованную экономическую и социальную политику региона.

Вопросам оценки основных индексов качества жизни населения посвящены исследования как органов государственной статистики, так и различных экспертных организаций. В этой связи необходимо отметить ежегодный сборник, публикуемый Росстатом «Социальное положение и уровень жизни населения» [8], который является наиболее полным изданием и аккумулирует сведения, полученные в ходе выборочных наблюдений, а

также данные министерств Российской Федерации. Другим таким аналитическим исследованием является ежегодный рейтинг журнала «Эксперт» и рейтингового агентства «РИА рейтинг», публикуемый с 2012 года [7]. Однако адекватное измерение этих показателей сталкивается с информационными и методологическими проблемами, к которым следует отнести: несопоставимость методик измерения советской и современной российской статистики; неполные массивы данных, связанных с различными негативными процессами, административными реформами и институциональными преобразованиями российской экономики; частичная потеря данных исторической статистики.

Это определяет невозможность использования моделей временных рядов экономических показателей для выявления основных закономерностей развития, а получаемые тенденции имеют ограниченный характер и не отличаются достаточной надежностью.

Аналогичные проблемы возникают и при построении прогнозных моделей, построенных как системы уравнений, связывающих отдельные признаки через весовые коэффициенты, или балансовые тождества, определяющие одни параметры через систему других.

Методология исследования

В настоящее время существует множество статистических методов и моделей для анализа индикаторов качества жизни населения и построения интегрального показателя. Однако большинство методов имеют границы применимости и не работают с неполными или «зашумленными» данными. Поэтому

в качестве альтернативных подходов для решения слабоструктурированных и неформализованных задач анализа уровня жизни населения, а также построения прогнозных моделей, предлагается применять нейросетевые технологии и интеллектуальные информационные системы, разработанные на их основе.

Описание качества и уровня жизни требует учета множества взаимосвязанных факторов, кроме того, входящих в данную систему исследования нелинейным образом. При решении этой проблемы предлагается использовать нейросетевые технологии. Нейронные сети применяются тогда, когда априори неизвестны виды зависимостей между входными и выходными данными. В таких ситуациях не справляются как традиционные математические, так и экспертные системы. Именно способность искусственных нейронных сетей к обобщению и выявлению скрытых зависимостей внутри элементов сети позволяет им успешно справляться с задачами прогнозирования и классификации объектов экономического анализа.

Как правило, измерение уровня и качества жизни населения проводят в направлении оценки дохода групп населения, спроса и потребления, сложившихся на региональном уровне. Отдельные исследования посвящены изучению сбережений, обеспеченности жильем, социальных характеристик населения, динамику и дифференциацию этих показателей в разрезе групп населения и региональных экономик [9].

В этих исследованиях строятся системы абсолютных и относительных индексов, которые характеризуют степень обеспеченности и удовлетворения потребностей различных категорий населения [4].

Во многих моделях уровня жизни населения используются методики, в которых отождествляются понятия «стоимость жизни» и «качество жизни». Классическая экономическая теория определяет стоимость жизни как стоимость набора предметов потребления и определяется, в первую очередь, уровнем цен на продовольственные товары и услуги, а также изменением видов доходов, структуры потребления, налогового законодательства, демографических показателей групп населения. Основными расчетными показате-

лями являются продовольственная и потребительская корзины, а также прожиточный минимум [2]. Качество жизни – это иная категория, которая требует изучения не только индикаторов его стоимости.

Качество жизни, в отличие от категории «уровень жизни», более сложная комплексная категория, отражающая все существенные для человека условия жизни и его развития. В этом анализе необходимо опереться на исследования С.А. Айвазяна, который показал, что интегральный показатель, характеризующий качество жизни, должен строиться на основе 5 групп индикаторов – качество населения, благосостояние населения, качество социальной сферы, качество экологической ниши, природно-климатические условия [1]. Однако остаются проблемы с отбором частных критериев по каждому блоку и проблема свертки показателей в интегральный. Построение же прогнозных моделей на основе предлагаемой системы показателей сталкивается опять же с проблемами, о которых уже говорилось выше.

Со временем термин «уровень жизни населения» вытеснил из российской научной литературы такие понятия как «народное благосостояние», «степень удовлетворения материальных и духовных потребностей», и стал употребляться чаще, чем более широкий термин «качество жизни населения». Это связано, в первую очередь, с возможностью использования количественных статистически отслеживаемых показателей, а также более широким распространением именно этого показателя в зарубежных исследованиях (см.: [13; 14; 16; 17]).

Основным методическим подходом в исследовании вопросов бедности, социального расслоения являются различного рода социологические опросы и наблюдения. Однако микроуровень этих исследований не позволяет применять их результаты к экономике региона в целом и формировать на их основе адекватную социально-экономическую политику.

Среди зарубежных практик оценки уровня жизни (или уровня благосостояния) наиболее известным и широко признанным индексом является Индекс человеческого развития (ИЧР), до 2013 г. Индекс развития человечес-

кого потенциала (ИРЧП). Индекс был создан в 1990 г. группой экономистов во главе с пакистанцем Махбубом-уль-Хаком. Однако концептуальная структура индекса была разработана благодаря работам Амартии Сена. Индекс публикуется ООН в ежегодном отчете о развитии человеческого потенциала с 1990 года.

ИЧР измеряет достижения страны с точки зрения состояния здоровья, получения образования и фактического дохода ее граждан, по трем основным направлениям, для которых оцениваются свои индексы:

1. Индекс ожидаемой продолжительности жизни: здоровье и долголетие, измеряемые показателем средней ожидаемой продолжительности жизни при рождении.

2. Индекс образования: доступ к образованию, измеряемый средней ожидаемой продолжительностью обучения детей школьного возраста и средней продолжительностью обучения взрослого населения.

3. Индекс валового национального дохода: достойный уровень жизни, измеряемый величиной валового национального дохода (ВНД) на душу населения в долларах США по паритету покупательной способности (ППС). На сайте ООН (<http://hdr.undp.org/>) доступен «Доклад о человеческом развитии 2016. Человеческое развитие для всех и каждого».

В 2010 г. семейство показателей, которые измеряют ИЧР, было расширено. В дополнение к используемому индикатору были введены три новых индикатора: Индекс человеческого развития, скорректированный с учетом социально-экономического неравенства (ИЧРН), Индекс гендерного неравенства (ИГН) и Индекс многомерной бедности (ИМБ).

Различные подходы к измерению благополучия были предприняты в разных странах на разном уровне. В некоторых странах был построен единый индекс благополучия, в других – предпочтение было отдано «приборной панели» (панели мониторинга). Каждый из этих подходов имеет свои сильные и слабые стороны [15].

Что же касается возможностей прогнозирования уровня жизни, то в этих вопросах также не сложилось однозначного научного подхода.

Наиболее перспективно применение нейронных сетей при работе с числовыми данными, лежащими в определенном ограниченном диапазоне. Это создает проблемы в случаях, когда данные имеют нестандартный масштаб, когда в них имеются пропущенные значения, и когда данные являются нечисловыми [6].

Во многих реальных задачах приходится иметь дело с не вполне достоверными данными, значения отдельных переменных могут быть искажены шумом или частично отсутствовать. Нейронные сети в целом устойчивы к шумам, что позволяет использовать их в задачах прогнозирования [5].

Среди всех интересных свойств искусственных нейронных сетей наиболее интересна их способность к обучению. Процесс обучения выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы. Предъявление на вход вектора из данного класса даст определенный выходной вектор, но до обучения невозможно предсказать, какой выход будет производиться данным классом входных векторов. Следовательно, выходы подобной сети должны трансформироваться в некоторую понятную форму, обусловленную процессом обучения, что, как правило, не является сложной задачей [3].

В настоящее время в зарубежных изданиях публикуются результаты прикладных исследований в области экономики и социологии, основанные на применении технологий нейронных сетей и машинного обучения, в том числе обсуждаются методологические и практические аспекты прогнозирования экономического роста (см.: [10–12]).

Материалы исследования и результаты

Построение нейронной сети требует тщательного отбора входных данных, влияющих на ожидаемый результат. Из исходной информации необходимо исключить все сведения, не относящиеся к исследуемой проблеме, чтобы избежать проблем с настройкой сети. Поэтому на первом этапе был проведен когнитивный анализ проблем и факторов социально-экономического развития региона.

Таким образом, при построении прогнозных моделей предлагается:

– опираться на методологический подход, предложенный С.А. Айвазяном (при построении систем показателей);

– использовать нейронные сети, как инструмент построения такой модели.

Нейронная сеть предполагает формирование двух групп показателей, которые являются входными и выходными параметрами. В качестве выхода используются показатели, описывающие уровень жизни населения. Входными параметрами выступают показатели, характеризующие факторы внутренней и внешней среды регионального развития, влияющие на уровень жизни.

Попытки построить единый интегральный показатель, аккумулирующий все перечисленные составляющие уровня жизни населения не дали положительного результата. Трудности возникли уже на этапе выбора схемы свертки – аддитивной или мультипликативной. По некоторым регионам получались отрицательные результаты, что не позволяло дать их адекватную экономическую интерпретацию. И не стоит забывать, что построение таких показателей снижает их информативность и ведет к потере информации.

Поэтому, на данном этапе исследования было предложено использовать в качестве выходного показателя – Индекс человеческого развития (ИЧР), рассчитываемый и публикуемый, с недавнего времени, и по регионам РФ.

Для описания факторов влияния использовались результаты когнитивного анализа. Однако при формировании массива данных автор столкнулся с трудностями по сбору первичных данных. Часть их практически отсутствовала в статистических сборниках Росстата, часть меняла свою методику сбора и оценки. Поэтому в итоге во вторую группу вошли 7 показателей, которые позволили построить нейронную сеть. К ним относятся: заболеваемость на 1000 человек населения; выбросы загрязняющих веществ в атмосферный воздух; число зарегистрированных преступлений на 100 000 человек населения; суммарный коэффициент рождаемости; число профессиональных образовательных организаций; число организаций высшего образования; домашние хозяйства, имевшие доступ к сети Интернет.

Для обучения сети было собрано 255 наблюдений за 3 года по 85 субъектам Российской Федерации, позже были исключены данные по некоторым регионам (Республика Крым, г. Севастополь, Ненецкий АО). Обучение сети было проведено на данных 2010–2015 годов. Проверка прогнозных возможностей сети было проведено на данных 2016 г., чтобы сравнить реальные значения и полученные теоретические данные (прогноз по сети).

Для проведения анализа использовалась аналитическая платформа Deductor. В результате построения нейронной сети программа Deductor Studio генерирует отображение нейросети в виде графа, представленного на слайде. Граф имеет вершины, которые соответствуют модулям сети, а также ребра, описывающие связи между модулями. Под графом расположена мерная шкала, соответствующая силе связи между модулями.

Диаграмма рассеивания (см. рис. 1) показывает, что прогнозные значения пяти из 255 наблюдений превышает ошибку 0,05, то есть 2 % наблюдений не входят в заданные рамки.

Особое внимание необходимо уделить инструменту «что-если», так как с помощью него возможно применить сформированную модель на данные 2014 года. Для этого были собраны данные за 2014 г. по 7 переменным.

Например, были введены данные для Волгоградской области за 2014 год. На выходе модель рассчитала значение равное 0,829. Фактическое значение Y для региона на 2014 г. составляет 0,859, то есть прогнозируемое значение отличается от фактического на 3,5 %. Для региона г. Москва прогнозируемое значение составило 0,935, а фактическое – 0,946, разница в 1,2 %.

По результатам оценки полученных данных среднее значение ошибки прогнозируемых данных составило 2,77 %, максимальное значение ошибки – 6,93 %, а минимальное 0,07 %. При этом 90 % наблюдений имеют ошибку менее 5 %. На основании этих фактов можно сделать вывод, что сеть обучена верно и модель успешно построена.

Кроме того, инструмент «что-если» имеет диаграммы зависимости показателей на выходной параметр при других равных ус-

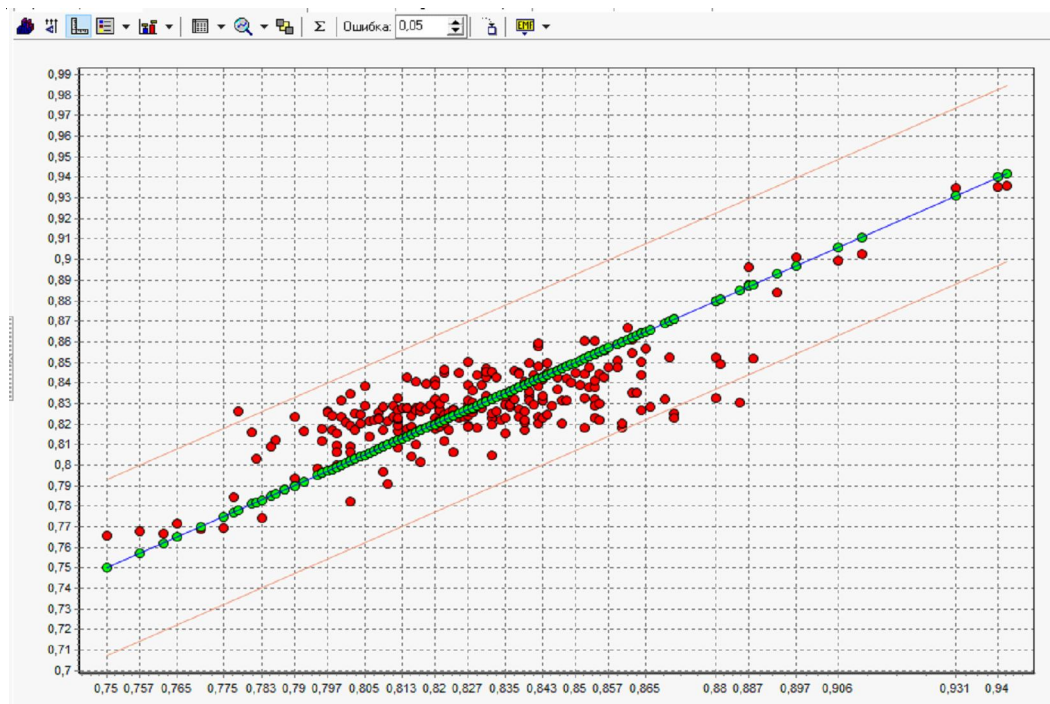


Рис. 1. Диаграмма рассеивания с заданным значением ошибки 0,05

Примечание. Составлено автором.

ловиях. Диаграммы в основном используются для того, чтобы подобрать значение одного из входных полей для получения желаемого значения выходного поля. В данном исследовании диаграммы могут показать тип зависимости выходного параметра от входных переменных.

На рисунке 2 представлен график зависимости Y (ИРЧ) от X_1 (заболеваемость на 1000 человек).

Этот график показывает, что в регионах, где заболеваемость на 1 000 человек

больше, чем в остальных регионах, уровень жизни лучше. На первый взгляд это нелогичное предположение, но, возможно, данная зависимость связана с тем фактом, что в регионах с высоким уровнем жизни много экологических факторов, таких как заводы, предприятия и автомагистрали, малое количество парковых зон. Кроме того, темп жизни в таких регионах быстрее и люди меньше следят за своим здоровьем, что приводит к увеличению числа заболеваемости на 1 000 человек.

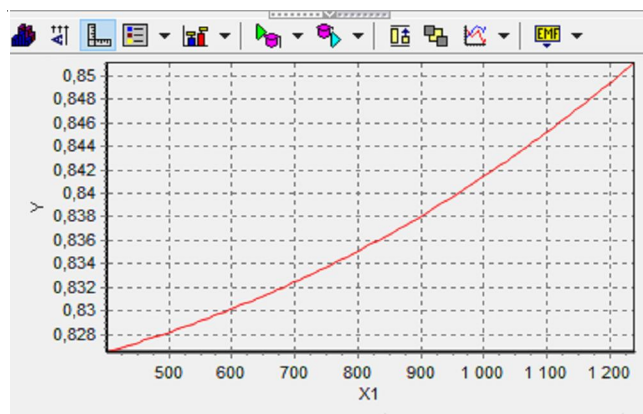


Рис. 2. График зависимости Y от X_1 (заболеваемость на 1 000 человек)

Примечание. Составлено автором.

График на рисунке 3 показывает, что в регионах с большим уровнем жизни населения больше выбросов в атмосферный воздух, что объясняется наличием в развитых регионах производственных предприятий. При этом график имеет не линейный характер. Однако интересно, что форма такой зависимости несколько иная, чем в предыдущем случае.

На рисунке 4 отображена обратно пропорциональная зависимость уровня жизни и показателя «Число зарегистрированных преступлений на 100 000 человек населения». Данная зависимость понятна, в регионах с большим значением уровня жизни происходит меньше преступлений.

Интересные зависимости получены по показателю число домохозяйств, имеющих доступ к Интернету.

На рисунке 5 зависимость уровня жизни от переменной выглядит в виде параболы, до определенного момента (в данном примере до 60) зависимость является прямой, а затем обратной. Таким образом, можно сделать выводы, что в регионах с высоким уровнем жизни число домохозяйств, имеющих доступ к Интернету, достигнув определенного уровня (в данном случае – 60), в дальнейшем уже не влияет на качество жизни.

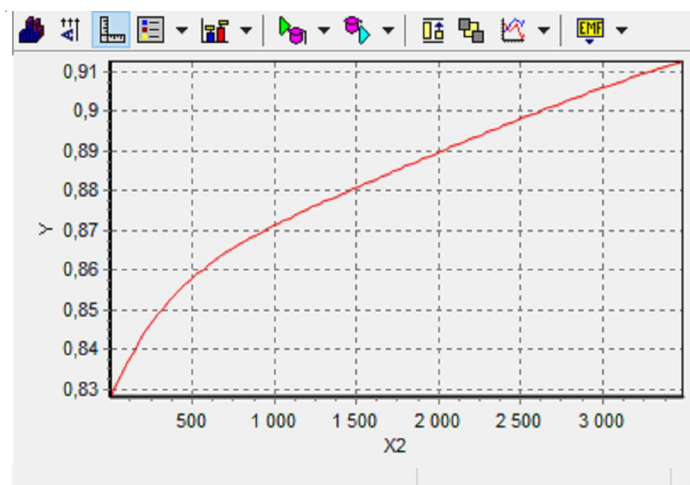


Рис. 3. График зависимости Y от X₂ (выбросы загрязняющих веществ в атмосферный воздух, отходящих от стационарных источников)

Примечание. Составлено автором.

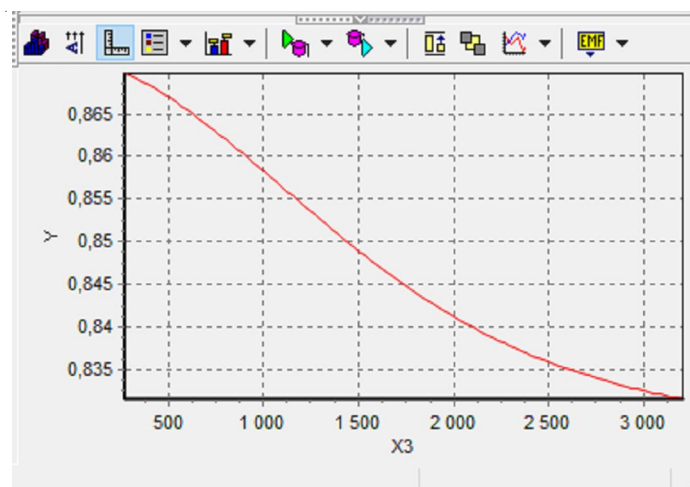


Рис. 4. График зависимости Y от X₃ (число зарегистрированных преступлений на 100 000 человек населения)

Примечание. Составлено автором.

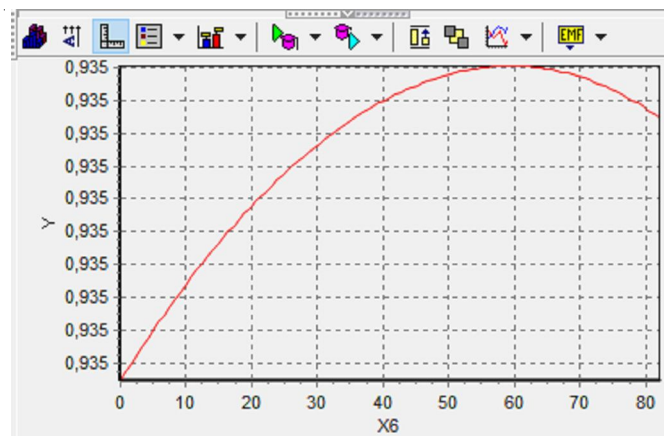


Рис. 5. График зависимости Y от X6 (удельный вес домашних хозяйства, имеющих доступ к сети Интернет)
Примечание. Составлено автором.

Заключение

Таким образом, полученная нейронная сеть позволяет не только получать прогнозные значения, но и исследовать полученные зависимости между выходным параметром и параметрами, влияющими на уровень выходного параметра.

Однако представленные результаты требуют дальнейшего исследования и ставят новые вопросы. Так, например, не совсем обоснован выбор одного выходного параметра – ИРЧ в качестве параметра, описывающего уровень жизни населения.

Предполагается в дальнейшем исследовании не ограничиваться только одним выходным параметром, а построить интегральные показатели по предложенным 5 блокам.

Требуется уточнения и набор входных параметров. Настройка систем показателей предполагается проводить с помощью метода канонических корреляций, который позволяет оценивать силу связи между группами индикаторов.

Но даже в таком несколько усеченном виде полученная модель показала довольно неплохие прогнозные свойства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Айвазян, С. А. Сравнительный анализ интегральных характеристик качества жизни населения субъектов Российской Федерации / С. А. Айвазян. – М. : ЦЭМИ РАН, 2001. – С. 7.

2. Горелов, Н. А. Политика доходов и качество жизни населения / Н. А. Горелов. – СПб. : Питер, 2013. – 352 с.

3. Дмитриенко, В. Д. Нейронные сети Хемминга и Хебба, способные дообучаться / В. Д. Дмитриенко, А. Ю. Заковоротный, В. А. Бречко // Вестник Национального технического университета Харьковский политехнический институт. Серия: Информатика и моделирование. – 2013. – № 19. – С. 57.

4. Елисеева, И. И. Социальная статистика / И. И. Елисеева. – М. : Финансы и статистика, 2012. – 558 с.

5. Илларионов, М. Г. Прогнозирование на основе аппарата нейронных сетей / М. Г. Илларионов, А. П. Кирпичников, Р. Р. Латыпова // Вестник Казанского технологического университета. – 2012. – № 1. – С. 15.

6. Качановский, Ю. П. Предобработка данных для обучения нейронной сети / Ю. П. Качановский, Е. А. Коротков // Фундаментальные исследования. – 2012. – № 12. – С. 34.

7. Рейтинг регионов по уровню жизни семей. – 2017. – Электрон. текстовые дан. – Режим доступа: <http://riarating.ru/regions/20170515/630062559.html>. – Загл. с экрана.

8. Социальное положение и уровень жизни населения России. 2017 : стат. сб. – М. : Росстат, 2017. – 332 с. – Электрон. текстовые дан. – Режим доступа: http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/publications/catalog/doc_1138698314188. – Загл. с экрана.

9. Суворов, А. В. Методологические проблемы прогнозирования уровня жизни населения / А. В. Суворов // Проблемы прогнозирования. – 2000. – № 1. – С. 22–38.

10. Agarwal, A. Multi-method approach to wellness predictive modeling / A. Agarwal, C. Baechle, R. Behara // Journal of Big Data. – 2016. – Electronic

text data. – Mode of access: <https://doi.org/10.1186/s40537-016-0049-0>. – Title from screen.

11. Bang, J. *New Tools for Predicting Economic Growth Using Machine Learning: A Guide for Theory and Policy* / J. Bang, T. Sen, A. Basuchoudhary. – 2015.

12. Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty / J. Neal, B. Marshall, M. Xie [et al.] // *Science*. – 2016. – № 353. – P. 790–794. – Electronic text data. – Mode of access: 10.1126/science.aaf7894. – Title from screen.

13. Dolan, P. *Measuring Subjective Wellbeing for Public Policy: Recommendations on Measures* / P. Dolan, R. Layard, R. Metcalfe. – London : CEP Special Reports. Centre for Economic Performance. London School of Economics, 2011.

14. Eger, R. J. A statistical meta-analysis of the wellbeing literature / R. J. Eger, J. H. Maridal // *International Journal of Wellbeing*. – 2015. – № 5 (2). – P. 45–74.

15. Kroll, C. *Measuring Progress and Well-Being Achievements and Challenges of a New Global Movement* / C. Kroll. – London : Friedrich – Ebert – Stiftung, 2011.

16. Shakin, V. V. *Global Environmental Assessment, Sustainable Development Criteria and Mathematical Modeling of Living Systems under Extreme Conditions* / V. V. Shakin // *Proceedings of the International Conference on Environmental Indices/System Analysis Approach (INDEX-97)*. – London, U.K. : Encyclopedia of Life Support Systems Publisher, Ltd., 1998. – P. 202–220.

17. Stiglitz, J. E. *The Measurement of Economic Performance and Social Progress Revisited* / J. E. Stiglitz, A. Sen, J.-P. Fitoussi // *Documents de Travail de l'OFCE / Observatoire Français des Conjonctures Économiques (OFCE)*. – 2009. – Dec. – № 2009-33.

REFERENCES

1. Ayvazyan S.A. *Sravnitelnyy analiz integralnykh kharakteristik kachestva zhizni naseleniya subyektov Rossiyskoy Federatsii* [Comparative Analysis of Integral Characteristics of the Populations' Life Quality in the Subjects of the Russian Federation]. Moscow, TsEMI RAN Publ., 2001, p. 7.

2. Gorelov N.A. *Politika dokhodov i kachestvo zhizni naseleniya: Ucheb. posobie* [Policy of Incomes and Living Standards of the Population]. Saint Petersburg, Piter Publ., 2013. 352 p.

3. Dmitrienko V.D., Zakovorotnyy A. Yu., Brechko V.A. *Neyronnyye seti Khemminga i Khebbba, sposobnye doobuchatsya* [The Hamming and Hebb Neural Networks Able to Learn]. *Vestnik Natsionalnogo tekhnicheskogo universiteta*

Kharkovskiy politekhnicheskiiy institut. Seriya: Informatika i modelirovaniye, 2013, no. 19, p. 57.

4. Eliseeva I. I. *Sotsialnaya statistika: uchebnik* [Social Statistics: Textbook]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2012. 558 p.

5. Illarionov M.G. *Prognozirovaniye na osnove apparata neyronnykh setey* [Forecasting Based on the Apparatus of Neural Networks]. *Vestnik Kazanskogo tekhnologicheskogo universiteta*, 2012, no. 1, p. 15.

6. Kachanovskiy Yu.P. *Predobrabotka dannykh dlya obucheniya neyronnoy seti* [Preprocessing Data for Training a Neural Network]. *Fundamentalnye issledovaniya*, 2012, no. 12, p. 34.

7. *Reyting regionov po urovnyu zhizni semey – 2017* [Ranking of Regions by Families' Living Standards – 2017]. URL: <http://riarating.ru/regions/20170515/630062559.html/> (accessed March 23, 2018).

8. *Sotsialnoye polozheniye i uroven zhizni naseleniya Rossii. 2017: Stat. sb.* [Social Status and Living Standards of the Population of Russia. 2017: Statistical Collection]. Moscow, Rosstat Publ., 2017. 332 p. URL: http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat_main/rosstat/ru/statistics/publications/catalog/doc_1138698314188 (accessed March 23, 2018).

9. Suvorov A.V. *Metodologicheskiye problemy prognozirovaniya urovnya zhizni naseleniya* [Methodological Problems of Forecasting the Population's Living Standards]. *Problemy prognozirovaniya*, 2000, no. 1, pp. 22–38.

10. Agarwal A., Baechle Ch., Behara R.S., Rao V. *Multi-method approach to wellness predictive modeling*. *Journal of Big Data*, 2016, no. 3, pp. 1–23. URL: <https://doi.org/10.1186/s40537-016-0049-0>.

11. Bang J., Sen T., Basuchoudhary A. *New Tools for Predicting Economic Growth Using Machine Learning: A Guide for Theory and Policy*. Springer, 2017. 97 p.

12. Jean N., Burke M., Xie M., Matthew Davis W., Lobell D. B., Ermon S. *Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty*. *Science*, 2016, vol. 353, pp. 790–794. DOI: 10.1126/science.aaf7894.

13. Dolan P., Layard R., Metcalfe R. *Measuring Subjective Wellbeing for Public Policy: Recommendations on Measures*. Special paper no. 23. London, CEP Special Reports; Centre for Economic Performance. London School of Economics, 2011. 23 p.

14. Eger R.J., Maridal J.H. *A statistical meta-analysis of the wellbeing literature*. *International Journal of Wellbeing*, 2015, no. 5 (2), pp. 45–74.

15. Kroll C. *Measuring Progress and Well-Being Achievements and Challenges of a New Global Movement*. London, Friedrich–Ebert–Stiftung, 2011.

16. Shakin V.V. *Global Environmental Assessment, Sustainable Development Criteria and Mathematical*

Modeling of Living Systems under Extreme Conditions. Encyclopedia of Life Support Systems Publisher, Ltd. *Proceedings of the International Conference on Environmental Indices/System Analysis Approach (INDEX-97)*. London, 1998, pp. 202-220.

17. Stiglitz J.E., Sen A., Fitoussi J.-P. The Measurement of Economic Performance and Social Progress Revisited. *Documents de Travail de l'OFCE / Observatoire Français des Conjonctures Economiques (OFCE)*, 2009 December, no. 2009-33.

Information about the Author

Elena A. Petrova, Doctor of Sciences (Economics), Professor, Head of Department of Applied Informatics and Mathematical Methods in Economics, Volgograd State University, Prosp. Universitetsky, 100, 400062 Volgograd, Russian Federation, ea_petrova@mail.ru, ea_petrova@volsu.ru.

Информация об авторе

Елена Александровна Петрова, доктор экономических наук, профессор, заведующая кафедрой прикладной информатики и математических методов в экономике, Волгоградский государственный университет, просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация, ea_petrova@mail.ru, ea_petrova@volsu.ru.