

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ**  
**ЭКОНОМИКИ**

УДК 913(470.12): 910.27

**ПРЕДСТАВЛЕНИЕ И ОЦЕНКА ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СИТУАЦИИ В РЕГИОНЕ  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

**С.И. Биденко<sup>1</sup>, Г.А. Зеленков<sup>2</sup>, Д.И. Мамагулашвили<sup>3</sup>,  
Е.В. Хекерт<sup>4</sup>, И.С. Храмов<sup>5</sup>**

<sup>1,3,5</sup> Тверской государственной университет, г. Тверь

<sup>2,4</sup> Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова,  
г. Новороссийск

Цель работы – интеграция аппарата искусственных нейронных сетей в процедуры территориального анализа региональной экономической ситуации. Дана характеристика содержательных и пространственных параметров экономической категории «хозяйственная активность региона». Уточнено содержание задачи оценки экономической ситуации в регионе. Научная новизна: сформулированы требования к формализованному представлению экономической ситуации в территории региона для содержательного и пространственного анализа и оценки хозяйственной активности с помощью аппарата искусственных нейронных сетей. Определен порядок формирования целевых параметров и диапазон выходных оценок. Предложена реализация искусственной нейронной сети в формулировке «задача классификации». В качестве базовой структуры нейронной сети предложена рекуррентная нейронная сеть с архитектурой типа «многослойный перцептрон». Разработана математическая модель применения нейронной сети в виде системы дифференциальных уравнений с запаздыванием. Выполнена формализация задачи управления обучением нейронной сети в виде целевого функционала. Обоснован механизм обучения нейронной сети в виде доработанного алгоритма обратного распространения ошибки, являющийся оптимальным для задачи классификации с применением рекуррентной нейронной сети. Выполнено тестирование предложенной методики на наборах данных, описывающих динамику отдельных показателей сельскохозяйственного производства в Тверской области. Предложенная методика использования аппарата искусственных нейронных сетей отличающаяся применением спроектированных и обученных на оригинально сформированных априорных наборах данных ИНС.

**Ключевые слова:** *территориальная экономическая ситуация, пространственный анализ, оценка обстановки, искусственная нейронная сеть.*

Экономическая регионалистика в настоящее время все шире использует аппарат территориального (пространственного) анализа для решения задач поддержки управления сложными природно-социальными объектами и системами [1, с. 119; 4, с. 159; 8, с. 198]. Геоинформационная поддержка регулирования хозяйственной активностью региона подразумевает в первую очередь процедуры

отображения и оценки территориальной экономической ситуации [1, с. 27; 4, с. 159].

Сама по себе экономическая активность (хозяйственная ситуация) региона (производство, добыча, энергетика, транспорт, людские ресурсы, сельское и лесное хозяйство, рекреация, туризм), располагаясь и протекая в определенной природно-географической среде, испытывает значительное влияние физико-географических условий конкретной территории: гидроресурсов, полезных ископаемых, энергетического потенциала, климата, биоресурсов, гидрометеорологических условий и др. Являясь динамичной сама по себе, под воздействием окружающей географической среды, хозяйственная ситуация в регионе постоянно меняется.

В широком смысле, территориальная ситуация – это общее состояние региональной социально-природной геосреды, в которой протекают те или иные производственные, экономические, социальные, природные, хозяйственные, экологические и другие процессы [1, с. 18]. Оценка территориальной ситуации включает в себя изучение и анализ биотических и абиотических факторов геосреды, влияющих на решение поставленной задачи и достижение цели, а также на определение принципиальной возможности решать поставленные задачи [1, с. 21; 4, с. 160]. Схема оценки территориальной обстановки включает анализ классической триады: собственно территориальный объект (система); «противодействующие» решению поставленных задач (мешающие) социальные (экономические, политические) факторы; геосреда [там же, с. 22, с. 161].

При выполнении частных оценок определяется, какие факторы или составляющие обстановки способствуют, а какие препятствуют решению поставленных задач. Определяется также географическое положение областей, в которых территориальный объект может решать поставленные задачи.

Оценка складывающейся в регионе территориальной ситуации является предметом исследования многих научных и практических приложений: социально-экономический анализ, районная планировка, экологические мониторинги, навигация, региональная безопасность, гидрометеорологические прогнозы, экологические мониторинги, боевое планирование и др. При этом используется широкий арсенал моделей, методов и приемов: аналитические, стохастические, имитационные, вероятностные, балансовые, искусственного интеллекта и т.д. Изменчивость территориальной экономической ситуации требует повышения оперативности процедур оценки обстановки в ближней морской зоне.

Перспективным для представления и анализа быстроменяющейся пространственной обстановки является аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС) [3, с. 120; 5, с. 972; 6, с. 258].

Для применения ИНС в территориальном анализе требуется: выбрать (построить) модель нейрона; построить ИНС; разработать модель геоданных для их обработки ИНС; подготовить массив экономических региональных геопространственных данных для подачи на входы ИНС; произвести обучение ИНС [3, с. 118–119].

Для подготовки массив разнородных экономических региональных геопространственных данных на входы ИНС исходная хозяйственно-экономическая карта района отображается в картоид, представляющий нерегулярные смежные зоны, каждой из которых соответствует некоторая группа количественных и качественных параметров. Это могут быть динамика промышленного производства; коммуникации; транспортные потоки; динамика с/х производства; мелиорация; энергоснабжение; полезные ископаемые;

гидрология суши; метеорологическая информация; распределение финансов; распределение людских ресурсов и др. [8, с. 157–159].

Каждому параметру входного вектора приписываются так называемые веса, которые устанавливают их приоритет при «распространении сигнала» по нейронной сети. Возможно разбиение параметров на группы, что позволяет задавать веса не отдельно каждому параметру, а группе параметров, упрощая реализацию нейронной сети. При оценке обстановки рассматриваемые факторы могут играть как положительную, так и отрицательную роль. Кроме того, некоторые факторы будут целевыми, то есть их приоритет будет искусственно завышен. Отметим, что такое завышение требует переобучения нейронной сети с учетом расставляемых приоритетов. Целевые факторы не всегда являются положительными. Например, если необходимо оценить динамику изменения уровня безработицы, в качестве целевых факторов может быть задан соответствующий параметр, не являющийся положительным фактором при иных обстоятельствах [9, с. 128].

Таким образом, на вход нейронной сети подаются вектора, состоящие из данных параметров. Стоит отметить, что в модели используются числовые параметры, однако нейронная сеть способна работать с входными данными в диапазоне от 0 до 1, потому предварительно стоит проводить первичное преобразование данных путем деления их на  $10k$ , где  $k$  – размерность каждого параметра.

В результате работы нейронной сети получается число в диапазоне от 0 до 1. В связи с этим оценка будет представлять собой число от 0 до 10, полученное округлением результата работы НС до десятых с последующим умножением на 10. Существует возможность сделать более точную шкалу оценивания, однако это выходит за границы поставленной задачи и существенно усложняет работу программы. Будем считать, что чем выше оценка, тем хуже экономическая ситуация в рассматриваемом регионе.

В качестве архитектуры нейронной сети выбран многослойный перцептрон [2, с. 376], представляющий собой рекуррентную нейронную сеть. Рекуррентные нейронные сети являются одними из наиболее популярных и удобных нейронных сетей, используемых в основном в вопросах классификации и анализа. Принципиальным отличием выбранного многослойного перцептрона от обычной нейронной сети прямого распространения является наличие так называемых обратных связей. Это позволяет использовать обратное распространение ошибки, что значительно повышает точность в реализации, при этом усложняя структуру нейронной сети (рис. 1).

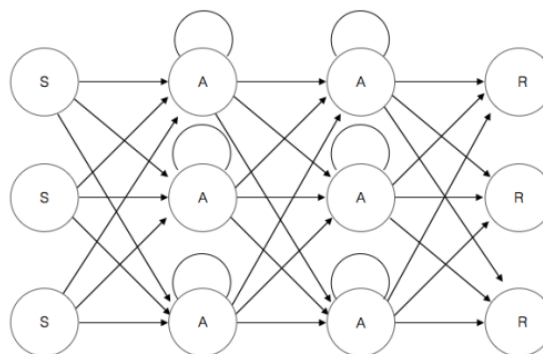


Рис. 1. Рекуррентная нейронная сеть

В качестве функции активации нейрона используется сигмовидная функцию

$$S(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}.$$

Данная функция позволяет существенно сократить вычислительную сложность метода обратного распространения ошибки, используемого для обучения нейронной сети.

Само обучение нейронной сети осуществляется с помощью алгоритма обратного распространения ошибки [6, с. 218–220], который является оптимальным для задач классификации.

Нейронная сеть, используемая для экономической оценки, нуждается в длительном обучении на большом количестве обучающих наборов. Обобщенный алгоритм (последовательность) обучения сети в данном случае выглядит следующим образом: 1) прямой проход сети; 2) вычисление ошибки выходного элемента; 3) расчёт величины корректировки весов связей; 4) определение ошибки элементов первого скрытого слоя; 5) корректировка веса связей; 6) определение величины корректировки оставшихся весов; 7) завершение обратного прохода сети.

В качестве базовой архитектуры выбран перцептрон с одним скрытым внутренним слоем, состоящий из  $N$  нейронов. После обучения нейронной сети достаточным количеством обучающих наборов (более 10 000 векторов) получаем значение ошибки, близкое к заранее заданному. Для получения большей точности к архитектуре нейронной сети были последовательно добавлены еще два скрытых слоя по  $N$  нейронов. После сравнения полученных значений ошибки было выявлено, что добавление скрытых слоев начиная с третьего не имеет практического смысла ввиду незначительного улучшения значений точности при существенном росте затрат машинных мощностей и времени на работу нейронной сети.

Следующим рассмотренным вариантом улучшения нейронной сети стало увеличение нейронов в скрытых слоях. Однако, как и в случае со слоями, увеличение не несло существенных преимуществ.

По результатам тестирования данной модели определено, что для решения задачи лучше всего подходит нейронная сеть типа многослойный перцептрон с двумя скрытыми слоями по  $N$  нейронов в каждом,  $N$  входными нейронами и одним выходным нейроном.

После определения архитектуры рабочей ИНС, необходимо решить задачу получения оптимального управления, моделирующего динамику рассматриваемой искусственной нейронной сети.

Динамика сети из  $n$  нейронов описывается системой дифференциальных уравнений с запаздыванием.

$$\begin{aligned} \dot{x}_i(t) &= -y_i x_i(t) + \sum_{j=1}^n (\omega_{ij}(t) g(x_j(t)) + u_i(t)); \quad i, j = \overline{1..n}; \\ \dot{x}_i(t) &= -y_i x_i(t) + g_i(z_i(t)) + u_i(t); \quad i, j = \overline{1..n}; \\ z_i(t) &= \sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t) x_j(t-h) \end{aligned} \quad (1)$$

$$g_i(z_i(t)) = \left( 1 + \exp \left( -\lambda \sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t)x_j(t-h) \right) \right)^{-1}$$

$$\dot{x}_i(t) = -y_i x_i(t) \left( 1 + \exp \left( -\lambda \sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t)x_j(t-h) \right) \right)^{-1} + u_i(t); \quad i, j = \overline{1..n};$$

С точки зрения биологического прототипа, то есть нейронной сети, можно сказать, что уравнение описывает накапливаемый потенциал (электрический импульс) нейрона в данный момент времени, а также его изменение с течением времени.

Потенциал нейрона образуется и изменяется под воздействием многих факторов:

$x_i(t)$  – собственный потенциал нейрона в данный момент времени;

$y_i$  – собственное затухание  $i$ -го нейрона, описывает воздействие на нейрон собственных сил, которые негативно влияют на потенциал, а также затухание сигнала при передаче от одного нейрона к другим.

Сумму  $\sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t)x_j(t-h)$  можно назвать суммой потенциалов ансамбля нейронов. Эта сумма воздействия всех соседних нейронов на  $i$ -ый нейрон.

Сумма  $\sum_{j=1}^n \omega_{ij}(t)x_j(t-h)$  является главным элементом в формировании потенциала  $i$ -го нейрона, поэтому данную сумму назовем телом  $i$ -го нейрона  $\omega_{ij}(t)x_j(t-h)$ ;  $x_j(t-h)$  показывает запаздывание сигнала нейронной сети.

Таким образом, на потенциал  $i$ -го нейрона достаточно сильным образом воздействует остаточный импульс нейронов в предыдущий момент времени.

Функции управления  $\omega_{ij}(t)$  описывают аксоны нейронов – электрический или химический импульс, который передается от одного нейрона к другим, тем самым изменяя потенциалы, является важнейшим связующим элементом нейронной сети, так как отвечает за взаимодействие и работоспособность всей сети. В данном случае это воздействие на  $i$ -тый нейрон  $j$ -го нейрона.

Функция активации  $g_i(z_i(t))$  преобразует накопленный потенциал нейрона согласно некоторой функциональной зависимости. Прототипом являются процессы, происходящие в теле нейрона, вызванные, например, сигналами или импульсами со стороны периферической нервной системы организма (вследствие каких-либо изменений внешней среды).

Собственный потенциал нейронов не должен выходить за рамки ограничений:

$$x_j(t) \leq B_j, \quad i = \overline{1..n} \quad (2)$$

Характеристики нейронов в начальный момент времени известны:

$$x_j(0) \leq a_j, \quad i = \overline{1..n} \quad (3)$$

$$x_j(t) = \varphi_i(t), \quad t = \overline{-h, 0};$$

Функция управления  $u_i(t)$  характеризует внешнее воздействие на  $i$ -ый нейрон. Это могут быть какие-либо изменения среды, на которые реагирует организм изменением скорости передачи электрических и химических импульсов нервной системы. Известны ограничения на управляющие функции:

$$|\omega_{ij}| \leq b, \quad |u_i| \leq c, \quad (4)$$

Целью управления динамикой нейронной сети является обучение сети, которое подразумевает следующие задачи (критерии).

В конечный момент времени характеристики нейронов должны совпадать с входными данными  $A_i$ .

Во время выполнения процесса характеристики нейронов не должны выходить за пределы заданного диапазона значений ( $B_i$ ).

Управление  $u_i(t)$  должно стремиться к минимальному значению для данного процесса.

Управление  $\omega_{ij}(t)$  также должно стремиться к минимальному значению для данного процесса.

Задачи управления можно формализовать в виде следующего целевого функционала

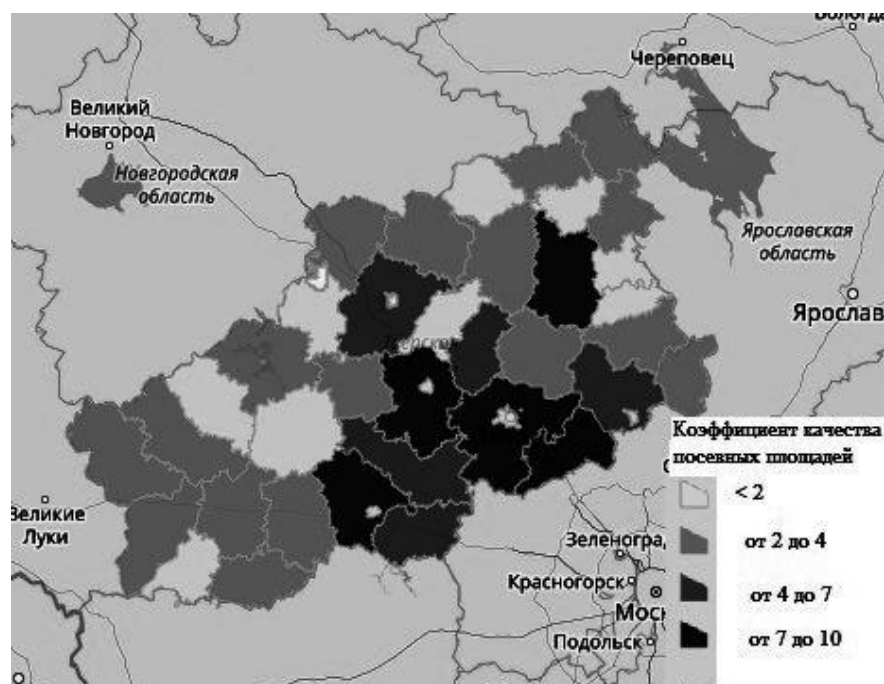
$$\begin{aligned} I([x], [\omega], [u], [t]) = \\ S \sum_{i=1}^n (x_i(T) - A_i)^2 + \sum_{i=1}^n \int_0^T M_i [\max(0; x_i(t) - B_i)]^2 dt \\ + L \sum_{i=1}^n \int_0^T u_i^2(t) dt + K \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n \int_0^T \omega_{ij}^2(t) dt \longrightarrow \inf; \quad i = \overline{1, n} \end{aligned} \quad (5)$$

Оптимальные значения управлений рассматриваемого процесса  $\omega_{ij}(t)$ , при помощи которых достигается минимум целевого функционала (5), реализуются методом градиентного спуска и методом обратного распространения ошибки [5, с. 872–881].

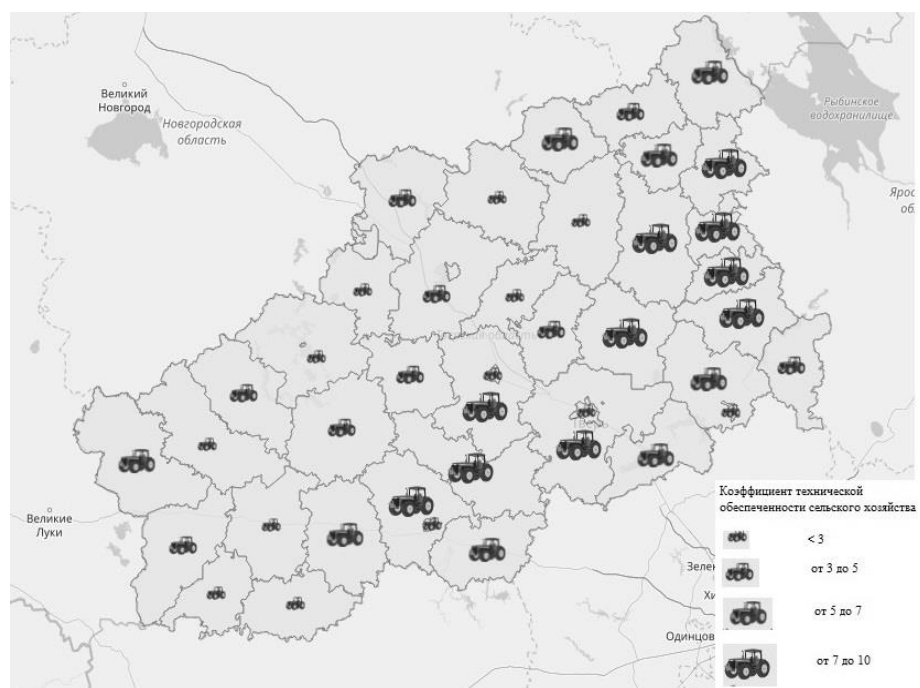
Практическая реализация предложенной модели (1) – (5) осуществлена с использованием программы STATISTICA Automated Neural Networks [7, с. 129–148].

Оценочное тестирование пространственных матриц (наборов), описывающих динамику сельскохозяйственного производства в Тверской области, включают в себя такие динамические показатели как:

– коэффициент качества посевных площадей  $K_E$ , обобщающий следующие отдельные и обобщенные априорные и мгновенные (текущие) параметры территориальной ситуации: тип почвы, увлажненность почвы, величина инсоляции, осадки, качество вспашки (кратность, глубина, тип пахотного агрегата, давление на грунт, ориентация и др.), внесение удобрений, рельеф, экспозиция склона, транспортная доступность, инфраструктурная доступность, мелиорированность, охраняемость и др. (рис. 2);



Р и с . 2. Территориальное распределение обобщенной оценки текущего состояния посевных площадей (коэффициент качества посевных площадей  $K_E$ ) Тверской области



Р и с . 3. Территориальное распределение обобщенной оценки текущего состояния сельскохозяйственной техники (коэффициент качества  $K_T$ ) Тверской области

– коэффициент качества сельхозтехники  $K_T$ , обобщающий следующие отдельные и обобщенные априорные и мгновенные (текущие) показатели по региону, району, муниципальному образованию или территориальной единице: количество с/х техники, тип с/х техники, технические характеристики с/х техники, наличие/тип навесных с/х агрегатов, квалификация водителей, операторов и обслуживающего персонала, наличие тех. осмотра, качество ГСМ, текущий пробег (срок службы) до ТО, пробег (срок) до среднего (капитального) ремонта, наличие запасных частей и т.д. (рис. 3).

Построение указанных территориальных локаций с помощью нейронной сетевой модели (1) – (5) показало принципиальную возможность и порядок использования аппарата ИНС для многопараметрической оценки экономической ситуации в регионе, а также методические ограничения модели, связанные с необходимым большим количеством наборов для обучения нейронной сети. В ходе тестирования установлено, что значение показателя ошибки применяемой нейронной сети не превышает изначально заданного значения. Это подтверждает допустимость применения данной ИНС при анализе ситуации в регионе.

### **Список литературы**

1. Биденко С.И., Панамарев Г.Е. Геоинформационная поддержка управления сложными территориальными объектами и системами. Новороссийск: Изд-во МГА, 2011. 202 с.
2. Храмов И.С. Перспективы развития искусственного интеллекта // Актуальные направления научных исследований XXI века: теория и практика. 2015. Т. 3. № 8-1 (19-1). С. 375–377.
3. Храмов И.С. Интеграция искусственных нейронных сетей с геоинформационными системами // Вестник ТвГУ. Серия «Математические методы управления». 2017. С. 118–120.
4. Шилин М.Б., Биденко С.И., Кравченко П.Н. и др. Концепция моделирования геоэкологической ситуации // Ученые записки РГГМУ. 2015. № 39. С. 157–164.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. [Текст]: пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
6. Сигеру Омату. Нейроуправление и его приложения. Neuro-Control and its Applications. [Текст]: монография: 2-е изд. / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. М.: ИПРЖР, 2000. 272 с.
7. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / под ред. В.П. Боровикова. - 2-е изд., доп. Москва : Горячая Линия - Телеком, 2008. 392 с.
8. Коваленко Е.Г. Региональная экономика и управление: Учеб. пособие. СПб: Питер, 2005. 225 с. Мамагулашвили Д.И., Биденко С.И., Бородин Е.Л., Хренов М.М. Концепция геоинформационного моделирования экономической ситуации региона // Вестник ТвГУ. Серия «Экономика и управление», 2016. №3. С. 123–132.

### **THE DESCRIPTION AND ASSESSMENT OF THE REGIONAL ECONOMIC SITUATION THROUGH THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

**S.I. Bidenko<sup>1</sup>, G.A. Zelenkov<sup>2</sup>, D.I. Mamagulashvili<sup>3</sup>, E.V. Hekert<sup>4</sup>,  
I.S. Hramov<sup>5</sup>**

<sup>1, 3, 5</sup> Tver State University, Tver



<sup>2,4</sup> Maritime University named after Admiral F.F. Ushakov, Novorossiysk

The article investigates the integration of artificial neural networks mechanism into the process of territorial analysis of regional economic activity. The authors analyze the content and spacious data of the category of “economic activity of a region”. The article highlights the essence of the assessment of economic situation in a region. The scientific novelty consists in demands formulation relating to a formalized presentation of an economic situation on a region’s territory which helps to carry out a comprehensive analysis of economic activity through the mechanism of artificial neural networks. The authors identify the sequence of target parameters formation and the scope of output estimates. The research offers the implementation of artificial neural network according to the “classification task” formula. The authors propose recurrent neural network with the architecture of "multi-layer perceptron" as a basic structure of the neural network. The article develops a mathematical model of neural network application as a system of differential equations with a delay. The proposed method has been tested on the number of data describing the dynamics of some agricultural parameters in the Tver region.

**Keywords:** *territorial economic situation, spatial analysis, situation assessment, artificial neural network.*

*Об авторах:*

БИДЕНКО Сергей Иванович – доктор технических наук, профессор, проректор по материально-техническому развитию, старший научный сотрудник управления научных исследований, Тверской государственной университет, г. Тверь, e-mail: [sibidenko@mail.ru](mailto:sibidenko@mail.ru)

ЗЕЛЕНКОВ Геннадий Анатольевич – доктор физико-математических наук, доцент, профессор кафедры системного анализа и управления процессами на водном транспорте, Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова, г. Новороссийск, e-mail: [mathshell@mail.ru](mailto:mathshell@mail.ru)

МАМАГУЛАШВИЛИ Давид Ильич – кандидат экономических наук, доцент, зав. кафедрой экономики и управления производством, директор института экономики и управления, Тверской государственной университет, г. Тверь, e-mail: [mamagulashvili-tvgu@yandex.ru](mailto:mamagulashvili-tvgu@yandex.ru)

ХЕКЕРТ Евгений Владимирович – доктор технических наук, профессор, проректор, Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова, г. Новороссийск, e-mail: [zheny71@mail.ru](mailto:zheny71@mail.ru)

ХРАМОВ Игорь Сергеевич – аспирант, Тверской государственной университет, г. Тверь, e-mail: [igorhramov@yahoo.com](mailto:igorhramov@yahoo.com)

*About the authors:*

BIDENKO Sergey Ivanovich – doctor of technic sciences, professor, vice rector for material-technical development, senior researcher for management of scientific research, Tver State University, Tver, e-mail: [sibidenko@mail.ru](mailto:sibidenko@mail.ru)

ZELENKOV Gennadi Anatolyevich – doctor of physical-mathematical sciences, Associate Professor, Professor, Department of system analysis and process control on water transport, State Marine University named after admiral F.F. Ushakov,

Novorossiysk, e-mail: mathshell@mail.ru

MAMAGULASHVILI David Il'ich – Philosophy Doctor in Economics, Associate Professor, Head of Economics and Production Management Department, Director of Economic and Control Institute, Tver State University, Tver, e-mail: [mamagulashvili-tvgu@yandex.ru](mailto:mamagulashvili-tvgu@yandex.ru)

HEKERT Evgenij Vladimirovich – doctor of technical sciences, professor, vice rector, State Maritime University named after admiral F.F. Ushakov, Novorossiysk, e-mail: zheny71@mail.ru

KHRAMOV Igor Sergeevich, graduate student of Tver State University, Tver, e-mail: [igorhramov@yahoo.com](mailto:igorhramov@yahoo.com)

### References

1. Bidenko S.I., Panamarev G.E. Geoinformation support of management of complex territorial objects and systems. - Novorossiysk: MGA Publishing House, 2011. 202 p.
2. Temples I.S. Prospects for the development of artificial intelligence // Actual directions of scientific research of the XXI century: theory and practice. 2015. Vol. 3. No. 8–1 (19–1). Pp. 375–377.
3. Temples I.S. Integration of artificial neural networks with geographic information systems. Vestnik TvGU. Series "Mathematical Methods of Control". 2017. p. 118–120.
4. Shilin MB, S. Bidenko, P. Kravchenko et al. The concept of modeling the geoecological situation // Uchenye zapiski RSGMU. 2015. № 39. p. 157–164.
5. Khaikin, S. Neural networks: a full course, 2nd edition. [Text]: Per. from English. M. : Publishing house "Williams", 2006. 1104 p.
6. Shigeru Omatu. Neuromanagement and its applications. Neuro-Control and its Applications. [Text]: monograph: 2nd ed. / Shigeru Omatu, Marzuki Khalid, Rubiya Yusof / - Moscow: IPRZhR, 2000. 272 p.
7. Neural networks. STATISTICA Neural Networks: Methodology and technologies of modern data analysis / ed. V.P. Borovikov. - 2nd ed., Ext. - Moscow: Hotline - Telecom, 2008. 392 p.
8. Kovalenko EG Regional Economics and Management: studies. Manual. St. Petersburg: Peter, 2005. 225 p.
9. Mamagulashvili D.I., Bidenko S.I., Borodin E.L., Khrenov M.M. The concept of geoinformation modeling of the economic situation of the region. Vestnik TvGU. Series "Economics and Management", 2016. №3. Pp. 123–132.