

## 1.9. АНАЛИЗ ДИНАМИКИ ТРУДОВОГО ПОТЕНЦИАЛА ОТРАСЛЕЙ НА БАЗЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Огий О.Г., - к.с.н., доцент, ФГБОУ ВО «КГТУ», Калининград,  
Осипов В.Ю. – д.т.н., профессор, СПбФИЦ РАН, Санкт-Петербург

*В статье представлен оригинальный подход к анализу стратегически значимого фактора эффективной экономики – трудового потенциала. На основе анализа особенностей трудового потенциала и известных методов обоснованы требования к нейросетевому моделированию его динамики. Сформулированы концептуальные положения и предложен метод нейросетевого моделирования трудового потенциала отраслей и комплексов. Представлены многоуровневые нейросетевые модели трудового потенциала отрасли, составляющие основу этого метода. Уточнены условия обучения и рассмотрены правила применения предложенных моделей.*

### Введение

Эффективность управления отраслевыми комплексами напрямую зависит от обоснованности принимаемых управленческих решений. Для обоснования таких решений применяют различные методы, учитывающие специфику формализуемого процесса, его цели и условия реализации. В последние годы в условиях нестабильности и быстрого изменения внешней и внутренней среды меняются структура и принципы управления экономикой. Резко возросли объемы разнородных и нечетких данных, которые необходимо обрабатывать при принятии управленческих решений.

Для того, чтобы эффективно управлять отраслевыми комплексами как сложноструктурированными динамическими объектами, необходимо уметь оценивать текущие состояния и прогнозировать изменения возможностей акторов (от отдельного работника и первичного трудового коллектива до предприятия) достигать определенной результативности, индивидуальными и совокупными способностями, компетентностью, поведением; а также факторами производственной среды и качеством управления. Основными характеристиками актора, определяющими его трудовой потенциал, выступают: 1) способности, определяемые такими психофизиологическими характеристиками, как пол, возраст, функциональное состояние организма, операторская работоспособность, адаптационный потенциал здоровья, актуальное психическое состояние, особенности личности, акцентуации характера; 2) компетентность - знания, умения и навыки, в т.ч. специальные, уровень образования/ квалификация, общий трудовой стаж, компетентностная проактивность; 3) трудовое поведение, определяемое мотивацией и ценностными ориентациями.

Несмотря на значительное число работ, посвященных управлению человеческими ресурсами, эффективность такого управления остается невысокой в силу различных обстоятельств. Одним из них выступает несовершенство теории комплексного анализа способностей актора и возможностей их наиболее рационального использования в процессе труда и синтеза целесообразных управляющих воздействий на него. Трудовой потенциал как объект мониторинга и управления изучен мало.

В настоящее время в литературе отсутствует стройная система взглядов на нейросетевое моделирование динамики трудового потенциала. Большинство известных работ по нейросетевому моделированию рассматривает решение частных задач управления человеческими ресурсами без оценки влияния конкретных характеристик работника, группы или предприятия на производственные возможности и эффективность хозяйственных комплексов.

Не проработаны аспекты многоуровневого связывания разнородных свойств актора, определяющих его трудовой потенциал. Перспективные нейросетевые модели трудового потенциала должны учитывать как собственные характеристики актора, так и возможности среды его проявления.

### Материалы и методы

Из-за сложности формализации трудового потенциала традиционными подходами существенно ограничены возможности по созданию эффективных методов, алгоритмов оценки и прогнозирования его состояний в будущем. В качестве перспективного подхода к моделированию трудового потенциала выступает применение методов искусственного интеллекта и, прежде всего, искусственных нейронных сетей. Конкретная исследовательская задача в рамках этой проблемы состоит в оценке влияния совокупности факторов трудовой среды и индивидуальных качеств актора на эффективность трудовой деятельности. В качестве основного подхода предлагается использовать метод нейронных сетей как универсального аппроксиматора многомерного набора данных.

Заметим, что известные интеллектуальные системы [Masum Abdul-Kadar et al, 2018; Farrés Rocabert, 2017; Stavrou et al, 2007] поддержки решений по управлению производственным потенциалом построены на основе применения различных методов. К широко известным методам относятся [Хадасевич, 2014; Потуданская и др., 2011; Чернышова, 2020; Гейда, 2021]: метод бальной оценки компонентов; метод кластерного анализа; метод индексов; интегральный метод.

Находят применение для моделирования различных экономических ситуаций и состояний также чистые методы искусственного интеллекта, предусматривающие символическую обработку знаний, а также основанные на искусственных нейронных сетях [Farrés Rocabert, 2017; Stavrou et al, 2007]. Кроме

этого, применяют комбинацию этих методов [Masum Abdul-Kadar et al, 2018]. Основным преимуществом методов моделирования трудового потенциала на основе символьной обработки знаний выступает возможность выхода сразу на верхние уровни представления процессов, за счет формирования знаний о характеристиках экспертами. Однако, этим методам свойственны существенные ограничения по обработке низкоуровневых сигналов, пространственно-временному связыванию разнородных данных, адаптации к изменяющимся условиям. Кроме этого, для них характерна высокая вычислительная сложность и большие трудозатраты на реализацию.

Большими потенциальными возможностями в оценке и управлении трудовым потенциалом обладают искусственные нейронные сети. Частично вопросы применения нейронных сетей прямого распространения в управлении трудовой сферой, например, для решения задач подбора персонала, рассмотрены в [Савченко и др., 2020; Farrés Rocabert, 2017]. Отдельные аспекты управления человеческими ресурсами и производительностью с использованием нейронных сетей Кохенена отражены в [Stavrou et al, 2007]. Ранжирование и выбор претендентов на должности осуществимы с применением нейронечётких моделей [Sapna Singh et al, 2020]. Нейронные сети применяются и для объективизации оценок трудового потенциала [Юдина и др., 2017]. Ряд методов по нейросетевому прогнозированию различных процессов раскрыт в [Nunes da Silva et al, 2017; Perez-Campdesuner et al, 2018]. Исследованию текучести кадров с применением нейронных сетей посвящена работа [Randall et al, 2004]. Искусственные нейронные сети используют также в бизнес-аналитике и исследовании операций [Kraus et al, 2020]. С применением сверточных нейронных сетей [Akinyede et al 2013] решают задачи распознавания лиц, эмоций и динамических сцен. С применением нейронных сетей получены хорошие результаты по распознаванию и переводу речи [Cerisara et al, 2018].

Однако, для моделирования трудового потенциала на микро-, мезо- и макроуровнях экономики в многокомпонентном конструкте ранее искусственные нейронные сети не применялись. Открытыми остаются вопросы связывания разнородных многоуровневых трудовых потенциалов отраслей и комплексов, получения объективных оценок их состояний на текущие и будущие моменты времени с учетом факторов трудовой среды. Необходимы нейросетевые методы, которые позволяют оценивать многоуровневые состояния трудового потенциала и прогнозировать по ним будущие события в зависимости от планируемых управленческих решений.

Применяя искусственные нейронные сети, интегрируя взвешенные свойства элементов трудового потенциала и выстраивая их иерархию с учетом важности задач, которые они способны решать, можно получать интересующие нейросетевые модели для его глубокой оценки. При этом можно сводить проявления трудового потенциала, закрепленного за первичными трудовыми коллективами, предприятиями, заводами, научными и образовательными учреждениями, к своим, легко объединяемым однородным нейросетевым моделям. На основе этих моделей можно обосновывать целесообразность принимаемых стратегических решений.

### Результаты и обсуждение

Для построения нейросетевой модели трудового потенциала отрасли предлагается использовать искусственные нейроны (рис. 1) с сигмоидальной функцией активации,

$$y_k = \varphi(v_k) = 1/(1 + \exp(-av_k)), \quad (1)$$

где  $a$  – параметр наклона сигмоидальной функции,

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj}x_j + b_k, \quad (2)$$

$b_k$  - смещение;  $w_{kj}$  - синаптические веса.

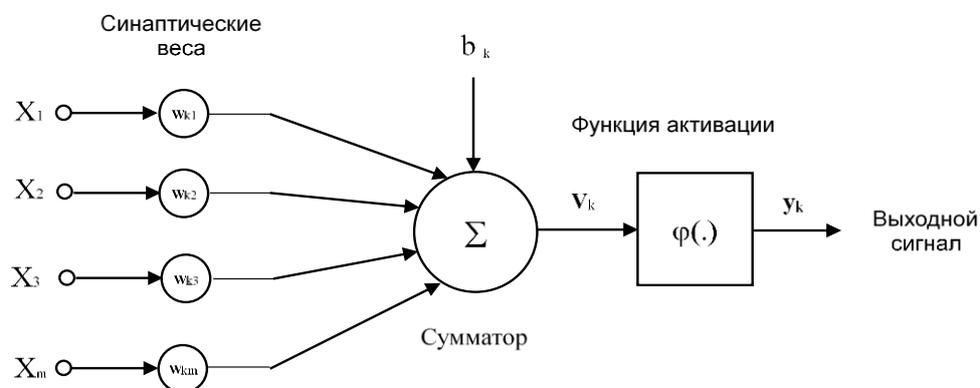


Рисунок 1. Модель нейрона

Особенность этой модели в том, что  $y_k$  может принимать множество значений от 0 до 1 в зависимости от  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_m\}$ , и синаптических весов  $\{w_{k1}, w_{k2}, w_{k3}, \dots, w_{km}\}$ . С некоторыми допущениями в ряде случаев  $y_k$  можно трактовать как вероятностную оценку соответствия входных воздействий требованиям. Эту модель также можно представлять в виде укрупненной модели, где сумматор и функция активации объединены.

Таким образом, на самом низком уровне иерархии трудового потенциала отрасли выход  $y_k$  такого нейрона может трактоваться, как способность отдельного работника с характерными ему формализованными свойствами  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_m\}$ , решать заданную совокупность задач в конкретных экономических условиях (доступные техника и технологии, ресурсная обеспеченность, качество рабочего места и менеджмента и др). Задание специфики совокупности задач и условий реализации трудового потенциала при ее решении осуществимо через установление значений синаптических весов конкретного нейрона и значения смещения.

С учетом этого трудовой потенциал совокупности индивидуумов, собранных в группу для решения групповых задач, под руководством одного из ее членов можно формализовать в виде нейросетевой модели (рис. 2).

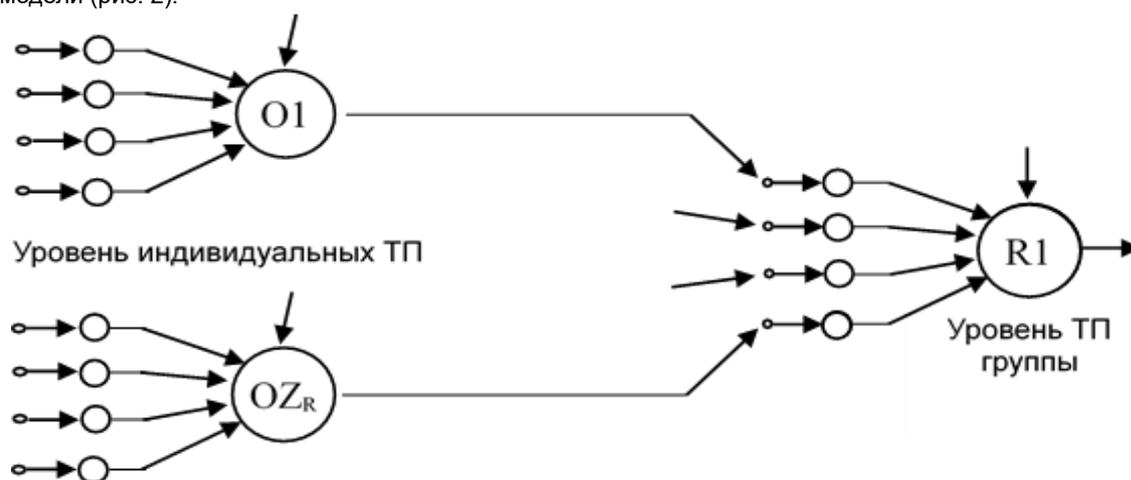


Рисунок 2. Нейросетевая модель трудового потенциала (ТП) коллектива

С использованием этой модели оценку влияния совокупности факторов трудовой среды и характеристик работника, определяющих потенциал, на эффективность трудовой деятельности группы можно оценить по приращениям  $y_{R1}$  на выходе нейрона R1,

$$\Delta y_{R1} = y_{R1}^* - y_{R1}, \quad (3)$$

где  $y_{R1}^*$  - значение выхода нейрона R1 при планируемом управляющем воздействии на трудовой потенциал группы, например путем обучения членов первичного трудового коллектива работать на современном оборудовании;  $y_{R1}$  - исходное значение выхода нейрона R1. Согласно нейросетевой модели на рис. 2

$$y_{R1} = 1 / (1 + \exp(-a_{R1}(\sum_{k=1}^{OZR} w_{R1k} y_k + b_{R1}))), \quad (4)$$

$$y_k = 1 / (1 + \exp(-a_k(\sum_{j=1}^{m_k} w_{kj} x_{kj} + b_k))), \quad (5)$$

где  $w_{kj}$  - синаптические веса нейронов на уровне индивидуальных трудовых потенциалов;  $w_{R1k}$  - синаптические веса нейронов на уровне трудового потенциала группы;  $a_k, a_{R1}$  - параметры наклонов соответствующих сигмоидальных функций;  $b_k, b_{R1}$  - смещения;  $x_{kj}$  - входные воздействия на k-й нейрон на уровне индивидуальных трудовых потенциалов. Для нейрона R1 на уровне трудового потенциала группы входными воздействиями выступают  $y_k$  - выходы нейронов предыдущего уровня.

Аналогичным образом можно построить модели трудовых потенциалов коллективов и организаций (рис. 3а), а также отрасли (корпорации, хозяйственного комплекса) (рис. 3б).

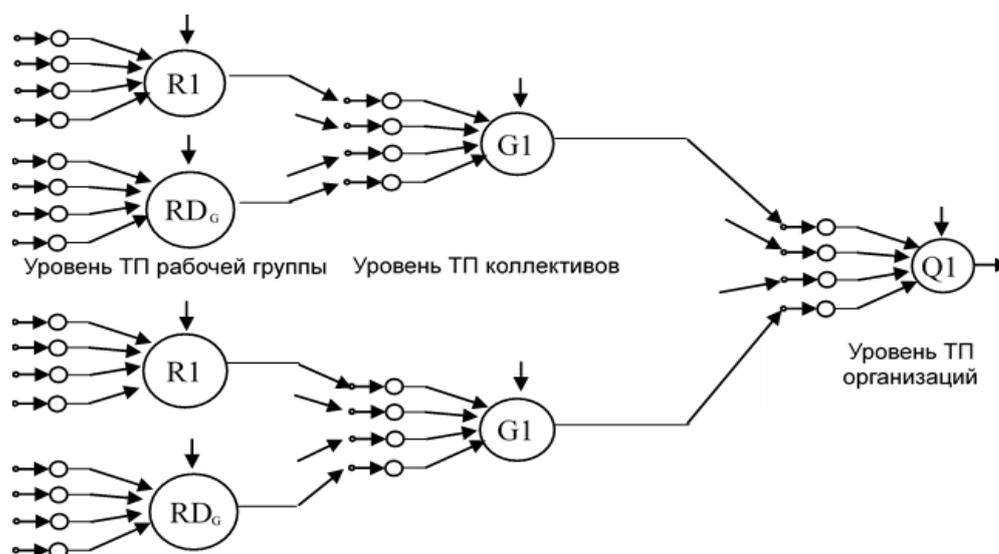


Рисунок 3а. Нейросетевая модель трудового потенциала (ТП) коллективов и организаций

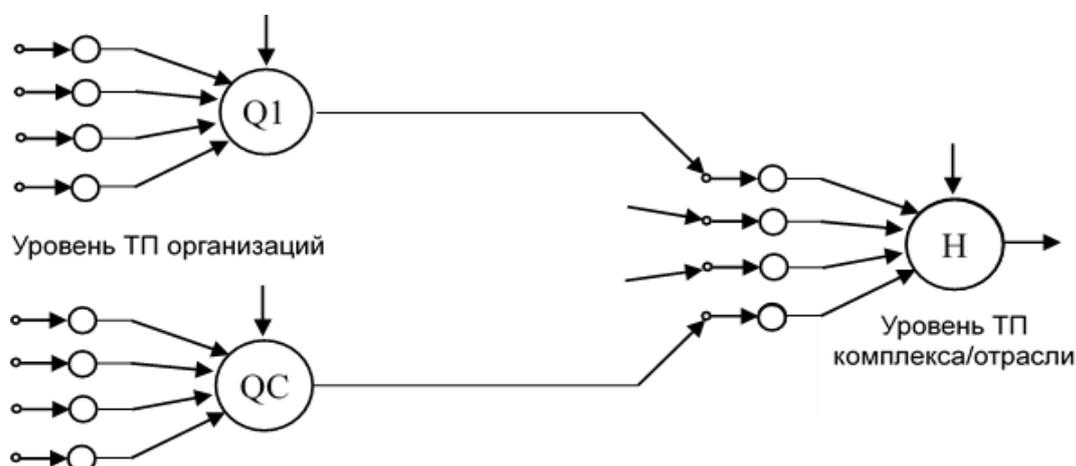
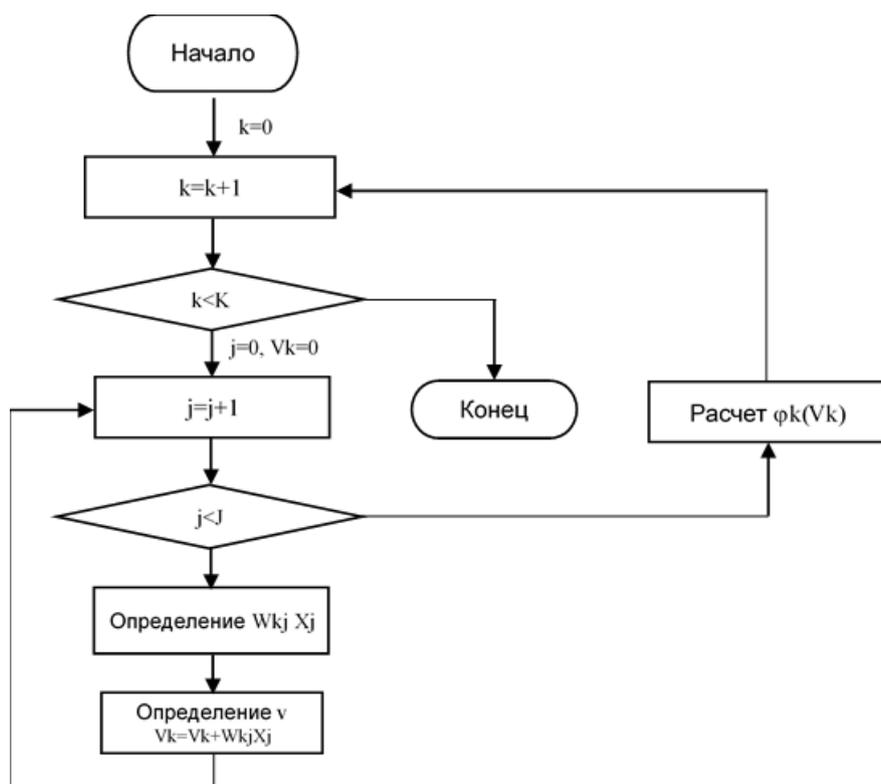


Рисунок 3б. Нейросетевая модель трудового потенциала (ТП) отрасли

Для использования этих моделей на практике необходимо переводить множества качественных характеристик потенциальных работников отрасли в количественную форму. Заметим, что исходные значения  $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_m\}$ , на самом нижнем уровне могут принимать как положительные, так и отрицательные величины. Требуется также обучить эти модели на распознавание наиболее приспособленных «потенциалов» для решения групп задач различных уровней отрасли. Подход к моделированию процессов управления трудовым потенциалом для рыбохозяйственного комплекса России представлен в [Огий и др., 2021].

Обучение подобных моделей и применение их для всех структурных элементов отрасли требует существенных временных и материальных затрат. Вместе с тем, необходимо стремиться, чтобы затраты на совершенствование управления экономикой отрасли были адекватны ожидаемой эффективности. В интересах снижения таких затрат можно ограничиться разработкой, обучением и применением типовых моделей трудового потенциала для всех отраслевых акторов. Снижение сложности и стоимости обучения и применения этих моделей осуществимо использованием выборки данных, и дальнейшей репрезентацией результатов.

Принимая во внимание рассмотренные модели, представим базовый алгоритм для оценки трудового потенциала отрасли на различных уровнях иерархии (рис. 4).



**Рисунок 4. Базовый алгоритм оценки трудового потенциала отрасли на различных уровнях иерархии**

На этом рисунке  $k$  – это номер элемента трудового потенциала на рассматриваемом уровне. На самом высоком уровне трудового потенциала отрасли,  $k=K=1$ ;  $J_k$  – число свойств, характерных  $k$ -му элементу трудового потенциала отрасли.

Для обучения предложенных моделей необходимо сформировать обучающие выборки с известными свойствами, позволяющими относить их к соответствующим уровням трудового потенциала в конкретных условиях среды его проявления. Это осуществимо на основе анализа реальной трудовой ситуации акторов и их индивидуальных свойств. Для обучения предлагаемых нейросетевых моделей применим известный подход [Гейда, 2021], основанный на коррекции ошибок.

#### Заключение

К особенностям применения предложенных моделей при оценивании трудового потенциала следует отнести поиск его максимального значения. Максимальное значение может быть достигнуто, если целесообразным образом будут распределены акторы и элементы по потенциальным задачам. Например, для нейросетевой модели, представленной на рис. 2, такое распределение предусматривает нахождение такого плана назначений индивидуальных акторов на решаемые задачи, соотношенные с нейронами  $O_1, \dots, O_Z$ , при котором достигается максимальное значение  $y_{R1}$  для трудового потенциала группы. Для снижения сложности решения этой задачи можно осуществлять предварительное нейросетевое распознавание элементов трудового потенциала и относить их к известным классам. В качестве нейросетевой основы такого распознавания могут выступать 2D и 3D сверточные нейронные сети. Кроме этого, могут использоваться экспертные правила, позволяющие оценить ответы на поставленные вопросы. По результатам работы систем такого распознавания также может грубо оцениваться трудовой потенциал отрасли путем суммирования полученных оценок, умноженных на веса отнесенных классов.

В результате  $LR(t)$ - обобщенный трудовой потенциал отрасли на текущий момент времени  $t$  может быть определен как

$$LR = \sum_i^F \sum_j^J Q_j(t) \cdot R_{ij}(t), \quad (6)$$

$Q_j(t)$  - вес  $j$ -го класса трудового потенциала. Определение этих весов осуществимо экспертным путем;

$F$  - количество элементов трудового потенциала отрасли;

$R_{ij}(t)$  - относительная частота отнесения  $i$ -го элемента трудового потенциала к  $j$ -му классу;

$$R_i(t) = \sum_j^J Q_j(t) \cdot R_{ij}(t),$$

$$LR(t) = \sum_i^F R_i(t). \quad (7)$$

Применение обученных нейросетевых моделей для количественного оценивания состояний трудового потенциала на различных уровнях иерархии позволяет формировать их временные ряды. Наличие таких рядов предоставляет возможность анализа и прогнозирования его состояний на ближайшую и отдаленную перспективу с применением соответствующих методов. Результаты такого прогноза позволят своевременно обосновывать целесообразные управленческие решения. Для формирования временных рядов состояний трудового потенциала отрасли необходимо, чтобы периодически в структурных подразделениях применяли предложенные обученные нейросетевые модели и фиксировались результаты оценки с отражением среды проявления этого потенциала. Открытым, в этом плане, остается вопрос о целесообразном периоде проведения таких оценок. Слишком частые мероприятия по такому оцениванию влекут неоправданные издержки. Редкие же оценки не требуют существенных затрат, но приводят к формированию временных рядов трудового потенциала, которые не позволят получать точные прогнозы. При обосновании периода оценивания предлагается ориентироваться на сезонные изменения.

В качестве основных требований к методам нейросетевого прогнозирования временных рядов трудового потенциала отрасли можно выделить следующие:

- горизонт прогноза должен быть не меньше заданного значения;
- абсолютные, относительные и среднеквадратические ошибки не должны превышать допустимых значений;
- затраты времени на реализацию прогнозов не должны превышать требуемых значений;
- результаты прогнозов должны отражаться в удобной для восприятия форме.

В настоящее время в литературе отсутствует стройная система взглядов на нейросетевое моделирование динамики трудового потенциала отраслей и комплексов. Большинство известных работ по нейросетевому моделированию рассматривает решение частных задач без выхода на влияние отдельных характеристик на производственные результаты хозяйственных комплексов.

Не проработаны аспекты многоуровневого связывания разнородных трудовых потенциалов. Перспективные нейросетевые модели трудового потенциала должны учитывать, как собственные характеристики акторов, определяющие потенциал, так и возможности среды его проявления.

На основе сформулированных концептуальных положений предложен метод анализа трудового потенциала отрасли, предусматривающий построение многоуровневых нейросетевых моделей и оценки приращений их выходов в зависимости от планируемых управленческих решений и определенной стратегии. В качестве базовых элементов этих моделей предложено использовать нейроны с сигмоидальной функцией активации.

Новизна предложенных нейросетевых моделей состоит в их структурных особенностях, учитывающих объективные закономерности свойств многоуровневого трудового потенциала. Эти модели рекомендуется использовать для прогнозирования состояний трудового потенциала отраслей (корпораций, хозяйственных комплексов) и управления им, а также для обоснования требований к характеристикам акторов для решения будущих проблем.

#### Литература

1. Гейда А.С. Основы теории потенциала сложных технических систем: монография. – М.: РАН, 2021. – 408 с.
2. Огий О. Г., Осипов В.Ю., Тристанов А. Б., Жукова Н.А. Процесс управления трудовым потенциалом рыбохозяйственного комплекса как объект моделирования // Морские интеллектуальные технологии. – 2021. - № 3-1(53). – С. 255–261.
3. Потуданская В. Ф., Трункина Л. В. Оценка трудового потенциала персонала предприятия // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. – 2011. – № 4 (17). – С. 96–101.
4. Савченко Д. Ю., Мун Де Ен. Использование нейронных сетей в качестве инструмента карьерного развития персонала компании. «Colloquium-journal/ PHILOLOGICAL SCIENCES. – 2020. <https://doi.org/10.24411/2520-6990-2020-11437>.
5. Хадасевич Н. Р. Оценка трудового потенциала: подходы и методы. Интернет-журнал «Наукоеведение» – 2014. – № 6 (25).
6. Чернышова Л. И. К вопросу оценки трудового потенциала транспортного предприятия // Вестник Алтайской академии экономики и права. – 2020. – № 10. – С. 339–343.
7. Юдина Л. Н., Косарева Е. С. Нейронные сети как инструмент объективизации оценок трудового потенциала // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. – 2017. – № 2 (39).

8. Akinyede R. O., Daramola O. A. Neural Network Web-Based Human Resource Management System Model (NNWBHRMSM) // *International Journal of Computer Networks and Communications Security*. – 2013. Vol. 1. – No. 3. – P. 75–87.
9. Cerisara C., Kral P. & Lenc L. On the effects of using word2vec representations in neural networks for dialogue act recognition // *Computer Speech and Language*. – 2018. – No. 47. – P. 175 – 193.
10. Ivan Nunes da Silva, Danilo Hernane Spatti, Rogerio Andrade Flauzino, Luise Helena Bartocci Liboni, Silas Franco dos Reis Alves. *Artificial Neural Networks: A Practical Course*. Springer. – 2017.
11. Farrés Rocabert A. *Artificial Neural Network System Applied to Human Resource Management*. Barcelona School of Industrial Engineering. September 2017.
12. Haykin S. *Neural networks and learning machines*. Third Ed. New York, Prentice Hall. – 2008. – 938 p.
13. Kraus M., Feuerriegel S., Oztekin A. Deep learning in business analytics and operations research: Models, applications and managerial implications // *European Journal of Operational Research*. – 2020. – Vol. 281. – Issue 3. – P. 628-641.
14. Masum Abdul-Kadar, Beh Loo-See, Azad Abul-Kalam, and Hoque Kazi. Intelligent Human Resource Information System (i-HRIS): A Holistic Decision Support Framework for HR Excellence // *The International Arab Journal of Information Technology*. – 2018. – Vol. 15. – No. 1.
15. Perez-Campdesuner Reyner, De-Miguel-Guzman Margarita, Sanchez-Rodriguez Alexander, Garcia-Vidal Gelmar, and Martinez-Viva Rodobaldo. Exploring neural networks in the analysis of variables that affect the employee turnover in the organization // *International Journal of Engineering Business Management*. – 2018. – Vol. 10. – P. 1–11.
16. Randall S. Sexton, Shannon McMurtrey, Joanna O. Michalopoulos, Angela M. Smith. Employee turnover: a neural network solution // *Computers & Operations Research*. – 2004. doi:10.1016/j.cor.2004.06.022
17. Sapna Singh, Himanshu Kumar Shukla, Aditya Pratap Singh, Rohit Srivastava, Mohit Gangwar. Comparative Analysis of Neuro-Fuzzy Model for Human Resources // *International Journal of Scientific & Technology Research*. – 2020. – Vol. 9. - Issue 06.
18. Stavrou E. T., Charalambous C., Spiliotis S. Human resource management and performance: A neural network analysis // *European Journal of Operational Research*. – 2007. – No 181. – P. 453–467.

#### References in Cyrillics

10. Geyda A.S. *Osnovy teorii potentsiala slozhnykh tekhnicheskikh sistem: monografiya*. – M.: RAN, 2021. – 408 s.
11. Ogiy O. G., Osipov V.Yu., Tristanov A. B., Zhukova N.A. Protsess upravleniya trudovym potentsialom rybokhozyaystvennogo kompleksa kak ob"yekt modelirovaniya // *Morskiye intellektual'nyye tekhnologii*. – 2021. - № 3-1(53). – S. 255 –261.
12. Potudanskaya V. F., Trunkina L. V. Otsenka trudovogo potentsiala personala predpriyatiya // *Biznes. Obrazovaniye. Pravo. Vestnik Volgogradskogo instituta biznesa*. – 2011. – № 4 (17). - S. 96-101.
13. Savchenko D. Yu., Mun De Yen. Ispol'zovaniye neyronnykh setey v kachestve instrumenta kar'yernogo razvitiya personala kompanii. «Colloquium-journal/ PHILOLOGICAL SCIENCES». – 2020. <https://doi.org/10.24411/2520-6990-2020-11437>.
14. Khadasevich N. R. Otsenka trudovogo potentsiala: podkhody i metody. *Internet-zhurnal «Naukovedeniye»* – 2014. – № 6 (25).
15. Chernyshova L. I. K voprosu otsenki trudovogo potentsiala transportnogo predpriyatiya // *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*. – 2020. – № 10. – S. 339 – 343.
16. Yudina L. N., Kosareva Ye. S. Neyronnyye seti kak instrument ob"yektivizatsii otsenok trudovogo potentsiala // *Biznes. Obrazovaniye. Pravo. Vestnik Volgogradskogo instituta biznesa*. – 2017. – № 2 (39).
17. Akinyede R. O., Daramola O. A. Neural Network Web-Based Human Resource Management System Model (NNWBHRMSM) // *International Journal of Computer Networks and Communications Security*. – 2013. Vol. 1. – No. 3. – P. 75–87.
18. Cerisara C., Kral P. & Lenc L. On the effects of using word2vec representations in neural networks for dialogue act recognition // *Computer Speech and Language*. – 2018. – No. 47. – P. 175 – 193.
19. Ivan Nunes da Silva, Danilo Hernane Spatti, Rogerio Andrade Flauzino, Luise Helena Bartocci Liboni, Silas Franco dos Reis Alves. *Artificial Neural Networks: A Practical Course*. Springer. – 2017.
20. Farrés Rocabert A. *Artificial Neural Network System Applied to Human Resource Management*. Barcelona School of Industrial Engineering. September 2017.
21. Haykin S. *Neural networks and learning machines*. Third Ed. New York, Prentice Hall. – 2008. – 938 p.
22. Kraus M., Feuerriegel S., Oztekin A. Deep learning in business analytics and operations research: Models, applications and managerial implications // *European Journal of Operational Research*. – 2020. – Vol. 281. – Issue 3. – P. 628-641.
23. Masum Abdul-Kadar, Beh Loo-See, Azad Abul-Kalam, and Hoque Kazi. Intelligent Human Resource Information System (i-HRIS): A Holistic Decision Support Framework for HR Excellence // *The International Arab Journal of Information Technology*. – 2018. – Vol. 15. – No. 1.

24. Perez-Campdesuner Reyner, De-Miguel-Guzman Margarita, Sanchez-Rodriguez Alexander, Garcia-Vidal Gelmar, and Martinez-Viva Rodobaldo. Exploring neural networks in the analysis of variables that affect the employee turnover in the organization // *International Journal of Engineering Business Management*. – 2018. – Vol. 10. – P. 1–11.
25. Randall S. Sexton, Shannon McMurtrey, Joanna O. Michalopoulos, Angela M. Smith. Employee turnover: a neural network solution // *Computers & Operations Research*. – 2004. doi:10.1016/j.cor.2004.06.022
26. Sapna Singh, Himanshu Kumar Shukla, Aditya Pratap Singh, Rohit Srivastava, Mohit Gangwar. Comparative Analysis of Neuro-Fuzzy Model for Human Resources // *International Journal of Scientific & Technology Research*. – 2020. – Vol. 9. - Issue 06.
27. Stavrou E. T., Charalambous C., Spiliotis S. Human resource management and performance: A neural network analysis // *European Journal of Operational Research*. – 2007. – No 181. – P. 453–467.

*Оксана Геннадьевна Огий, к.с.н., доцент, первый проректор, ФГБОУ ВО «Калининградский государственный технический университет», Калининград, Россия ORCID 0000-0002-2101-9750, oksana.ogij@klgtu.ru*

*Осипов Василий Юрьевич, д.т.н., доктор технических наук, профессор, директор СПИИРАН СПб ФИЦ РАН, Санкт-Петербург, Россия, ORCID 0000-0001-5905-4415, osipov.v@iias.spb.su*

*Oksana G. Ogiy, Ph.D. (Social), Assistant Professor, First Vice-Rector, Kaliningrad State Technical University, Kaliningrad, Russia, ORCID 0000-0002-2101-9750, oksana.ogij@klgtu.ru*

*Vasily Yu. Osipov, Dr.Sci. (Eng), Professor; Director SPIIRAS St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg, Russia, ORCID 0000-0001-5905-4415, osipov.v@iias.spb.su*

#### **Ключевые слова**

Экономика отрасли, трудовой потенциал, управление, нейронные сети, актор.

***Oksana G. Ogiy, Vasily Yu. Osipov. Analysis of the dynamics of the labor potential of industries based on neural network systems***

#### **Keywords**

Industry economics, labor potential, management, neural networks, actor.

DOI: 10.34706/DE-2022-04-09

JEL classification: O 15 - Экономическое развитие: человеческие ресурсы; распределение дохода; миграция (питание, здравоохранение, образование, рождаемость, структура и формирование домохозяйства, трудовые рынки); C02 – Математические методы; C 61 – Методы оптимизации; модели программирования; динамический анализ

#### **Abstract**

*The article presents an original approach to the analysis of a strategically significant factor in an effective economy - labor potential. Based on the analysis of the features of the labor potential and known methods, the requirements for neural network modeling of its dynamics are substantiated. Conceptual provisions are formulated and a method of neural network modeling of the labor potential of industries and complexes is proposed. Multilevel neural network models of the labor potential of the industry are presented, which form the basis of this method. The training conditions are specified and the rules for applying the proposed models are considered.*