

УДК 004.8+316.334.22

DOI: 10.46987/0203082022_32

О. Г. Огий, А. Б. Тристанов

O. G. Ogiy, A. B. Tristanov

**ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ
В УПРАВЛЕНИИ ТРУДОВЫМ ПОТЕНЦИАЛОМ
РЫБОХОЗЯЙСТВЕННОГО КОМПЛЕКСА**

**THE USE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS
IN THE MANAGEMENT OF THE LABOR POTENTIAL
OF THE FISHERY COMPLEX**

Аннотация. Статья посвящена вопросам внедрения высокотехнологичных методов управления трудовым потенциалом в рыбохозяйственном комплексе. Рыбохозяйственный комплекс – сложный, динамичный, не всегда четко определяемый объект управления. Трудовой потенциал служит резервом повышения его эффективности.

Процесс управления трудовым потенциалом рыбохозяйственного комплекса рассматривается в статье как объект моделирования. Проведен анализ искусственных нейронных сетей с точки зрения выбора и обоснования ключевых методов и алгоритмов построения систем принятия решений, в том числе технологических решений по идентификации модели управления трудовым потенциалом. Сформулирована обобщенная задача интеллектуальной нейросетевой поддержки решений по управлению трудовым потенциалом рыбохозяйственного комплекса.

С учетом сложности объекта моделирования предпочтительным признан многомодельный подход, позволяющий учитывать воздействие различных факторов. Определена целесообразность применения искусственного интеллекта в управлении трудовым потенциалом рыбохозяйственного комплекса.

Abstract. The paper is devoted to the issues of introducing high-tech methods of managing labor potential in the fishery complex. The fishery complex is a complex, dynamic, not always clearly defined object of management. Labor potential serves as a reserve for increasing its efficiency.

The process of managing the labor potential of the fishery complex is considered in the study as an object of modeling. The analysis of artificial neural networks was carried out in terms of the choice and justification of key methods and algorithms for building a decision-making system, including technological solutions for identifying a labor potential management model. The generalized problem of intellectual neural network support for decisions on managing the labor potential of the fishery complex is formulated.

Taking into account the complexity of the modeling object, a multi-model approach is recognized as preferable, which allows taking into account the impact of various factors. The expediency of using artificial intelligence in managing the labor potential of the fishery complex is determined.

Ключевые слова: трудовой потенциал, моделирование, искусственный интеллект, нейронные сети, многомодельный подход, рыбохозяйственный комплекс, управление.

Keywords: labor potential, modeling, artificial intelligence, neural networks, multi-model approach, fishery complex, management.

Современный рыбохозяйственный комплекс России (далее – РХК) представляет собой сложноструктурированный динамический объект, который включает три ключевых элемента, значимых с позиции управления.

Первый элемент – это производственно-хозяйственная система, представляющая собой совокупность организаций, имеющих разную специализацию (добыча и переработка водных биологических ресурсов (ВБР), товарная аквакультура, строительство и эксплуатация рыбопромыслового флота, управление рыбными терминалами морских портов, складская и транспортная логистика, мониторинг и охрана ВБР, научная и образовательная деятельность). Производственно-хозяйственная система рыбной отрасли обеспечивает полный воспроизводственный цикл – от подготовки кадров и научного прогнозирования до реализации продуктов глубокой переработки. Данное обстоятельство является важным преимуществом системы с точки зрения ее самодостаточности и эффективности. В то же время отраслевая производственно-хозяйственная система отличается высокой степенью сложности в силу разнородности составляющих ее организаций (индивидуальные предприниматели, холдинги, в том числе с иностранным участием, рыболовецкие колхозы и артели, государственные предприятия и учреждения, контролирующие органы, общественные организации). К этому также надо добавить территориальные и бассейновые различия.

Второй элемент – сложная структура отраслевого рынка, обусловленная, с одной стороны, его сетевым характером, а с другой – сочетанием факторов регулирования, самоорганизации и дестабилизации.

Третий элемент – развитие РХК как социально-экономического объекта характеризуется нелинейностью и волатильностью.

Таким образом, поиск научно обоснованного подхода к совершенствованию управления РХК является амбициозной исследовательской задачей, решение которой требует определенной методологической стратегии.

В качестве основного конструкта такой стратегии авторы предлагают использовать категорию *«трудовой потенциал»*. Эта категория позволяет в комплексе исследовать производственно-значимые свойства *актора* (будь то отдельный работник или целая отрасль), *средовые свойства* (технологии, материально-техническая база) и *качество менеджмента* (анализ, планирование, координация, контроль). Учет всех трех компонентов призван обеспечить высокую эффективность управленческого воздействия.

В последние годы, в условиях растущей нестабильности и быстрого изменения внешней и внутренней среды, меняются сами принципы управления РХК [1; 2; 3].

Резко возросло количество разнородных и противоречивых данных, которые необходимо обрабатывать при принятии управленческих решений. Вместе с тем управление должно строиться на основе непрерывной предиктивной аналитики и системного подхода с четким пониманием стратегических целей развития отрасли.

В настоящее время нет общепринятого определения трудового потенциала, равно как и нет единых подходов к моделированию его динамики. Подобная проблема в целом характерна для трудноформализуемых областей знания, к которым относятся социально-экономические науки. Ряд

исследователей считает понятие «трудовой потенциал» тождественным понятию «человеческие ресурсы» [4; 9].

Таким образом, нам в первую очередь надо формализовать объект нашего исследования. Для этого мы будем использовать многомодельный подход к изучению трудового потенциала и его динамики [4; 5; 6; 7; 8].

В качестве определения мы выберем следующее: трудовой потенциал – это социальный феномен, проявляющий себя в процессе трудовой деятельности, объясняющий способность актора (работника, коллектива) выполнять свою трудовую функцию, чувствительный к изменениям трудовой среды и к взаимодействию с другими трудовыми потенциалами.

Трудовой потенциал, хотя и находится под влиянием окружающей социально-производственной среды, определяется, в первую очередь, способностями, компетентностью и поведением актора, характеризуя как фактическую, так и возможную результативность его деятельности [3].

Система трудового потенциала является сложной и многообразной, она обладает определенной внутренней структурой и иерархией.

Для выявления ключевых признаков трудового потенциала как объекта моделирования необходимо исследовать характеристики конкретного человека, влияющие на продуктивность его труда:

1) Физиологические и психологические характеристики: пол, возраст, текущее физическое состояние, психофизиологический статус, адаптационный потенциал организма, уровень интеллекта, актуальное психическое состояние, особенности темперамента и характера, сила воли, наличие девиаций;

2) Профессионально-квалификационные характеристики: образование, квалификация, опыт профессиональной деятельности, трудовой стаж, знания, умения, навыки, профессиональные компетенции;

3) Социально-деятельностные характеристики: ценностные установки, мотивация.

Все перечисленные признаки могут относиться как к отдельному человеку, так и к целому коллективу, будь то судовая команда, персонал предприятия, территориальное или отраслевое сообщество. Однако на каждом, более высоком уровне параметры актора обобщаются. Например, возраст работника на уровне предприятия трансформируется в категорию «ядро кадрового состава» (оценка доли работников в возрасте от 25 до 50 лет), а на уровне отрасли – в категорию «возрастная структура» (оценка соотношения различных возрастных групп).

Необходимые результаты в управлении трудовым потенциалом могут быть получены благодаря применению гибридных систем искусственного интеллекта, когда обработка информации на уровне символов сочетается с обработкой сигналов искусственными нейронными сетями [9; 10].

Один из вариантов подобной системы, состоящей из подсистем ввода, принятия решений и вывода, был представлен в совместной статье А. К. Масума, Л.-С. Бе, А.-К. Асада и К. Хока [9]. Несмотря на утверждения авторов, что их разработка основана на использовании искусственных нейронных сетей, последние были явно обозначены только в составе технологии KDD (Knowledge Discovery in Databases – Обнаружение знаний в базах данных). В целом же предлагаемая система построена на символьной обработке информации.

Нейронные сети прямого распространения активно используются для решения комплекса задач по подбору персонала [11; 12]. Д. Ю. Савченко и Мун Де Ен предлагают управлять человеческими ресурсами и производительностью труда с помощью нейронной сети Кохонена [13]. При ранжировании и выборе кандидатов на вакантные должности оказывается весьма эффективной нейронечеткая модель [14]. Безусловно, нейронные сети помогают объективно оценивать текущее состояние трудового потенциала [15].

В ряде исследований прорабатываются решения в области нейросетевого прогнозирования [16; 17; 18]. В работе С. С. Рэнделла, Ш. Макмёртри, Дж. О. Михалопулос и А. М. Смит рассматривается применение нейронных сетей для изучения текучести кадров [19]. М. Краус, С. Фойерригель и А. Озтекин затрагивают вопрос применимости глубокого обучения с использованием искусственных нейронных сетей в бизнес-аналитике и исследованиях операций [17]. Известны также работы по распознаванию лиц и динамических образов при помощи сверточных нейронных сетей [10]. Большое внимание уделяется нейросетевому распознаванию эмоций сотрудников [20; 21; 22].

При использовании искусственных нейронных сетей специалисты исходят из особенностей анализируемого процесса. Для каждой отдельной задачи применяется своя нейронная сеть. Пока еще не созданы такие универсальные нейросетевые структуры, которые позволяли бы без дополнительной настройки (переобучения) решать множество различных задач.

Целесообразность применения искусственных нейронных сетей для управления трудовым потенциалом РХК представлена в таблице 1.

Таблица 1

Применимость известных искусственных нейронных сетей для решения задач управления трудовым потенциалом РХК

Название нейронной сети	Задачи, для решения которых применима нейронная сеть
Сеть прямого распространения, многослойный персептрон [10, 23, 24]	Фильтрация и распознавание процессов в РХК. Прогнозирование событий, связанных с трудовым потенциалом. Нейросетевое управление динамическими процессами, затрагивающими трудовой потенциал РХК.
Нейросетевая система адаптивного управления на основе многослойного персептрона [10]	Нейросетевое адаптивное управление трудовым потенциалом и системами, связанными с ним.
Радиально-базисная нейронная сеть [10, 23, 24]	Распознавание образов и событий. Подбор сотрудников, удовлетворяющих заданным требованиям. Поиск информации, необходимой для управления трудовым потенциалом РХК.

Продолжение таблицы 1

Сверточная нейронная сеть [10]	Распознавание лиц и динамических сцен, а также различного рода факторов, которые могут представлять угрозу для трудового потенциала РХК. Интеллектуальный анализ больших данных при помощи глубокого машинного обучения.
Рекуррентная нейронная сеть Эльмана [10, 23]	Ассоциативное запоминание и извлечение информации, связанной с управлением трудовым потенциалом РХК. Распознавание и прогнозирование последовательности событий.
Сеть Хэмминга [10, 23]	Основное назначение – классификация бинарных векторов, с помощью которых можно формализовать процессы управления трудовым потенциалом РХК.
Самоорганизующаяся нейронная сеть Кохонена [10, 23, 25]	Ассоциативное запоминание и вызов из сетевой памяти информации, касающейся процессов управления трудовым потенциалом РХК. Интеллектуальный анализ больших данных при помощи глубокого машинного обучения. Распознавание образов.
Рекуррентная нейронная сеть Хопфилда [10, 23, 24, 26]	Ассоциативное запоминание информации, распознавание и прогнозирование событий. Нейроассистирование в области управления трудовым потенциалом РХК.
Машина Больцмана [10, 23]	Сжатие и визуализация данных о трудовом потенциале РХК, распознавание информации, решение сложных комбинаторных задач.
Двунаправленная рекуррентная нейронная сеть Коско [10, 23]	Ассоциативное запоминание информации, распознавание и прогнозирование событий. Нейроассистирование с адресным сбором информации в глобальных сетях (поиск фактов, людей, организаций, сервисов и событий).
Нейронная сеть адаптивного резонанса [24, 27]	Распознавание, кластеризация и запоминание образов в виде двоичных сигналов, которыми могут формализовываться события и процессы в сфере управления трудовым потенциалом РХК.
Сеть долгой кратковременной памяти LSTM [28]	Запоминание, распознавание и прогнозирование динамических сигналов, связанных с управлением трудовым потенциалом РХК и другими процессами.
Двунаправленная сеть LSTM [28, 29]	Распознавание и прогнозирование сигналов, автоматический перевод речи, другие функции.
Рекуррентная нейронная сеть с управляемыми элементами [30, 31]	Потоковая ассоциативная обработка нечеткой информации, запоминание, распознавание, прогнозирование и управление различными процессами.
Нейросетевая система прогнозирования событий с непрерывным обучением [31, 32]	Запоминание, распознавание и прогнозирование различных сигналов с непрерывным обучением нейронной сети.
Генеративно-состязательная сеть [33]	Распознавание изображений и их создание по словесному описанию, имитация речи, написание эссе, прогнозирование событий и многое другое.

Составлено авторами

При использовании нейронных сетей для решения задач управления трудовым потенциалом необходимо учитывать размеры входных векторов, а также возможность приведения входных сигналов к входному языку нейронных сетей.

Применение искусственных нейронных сетей позволяет существенно расширить следующие возможности:

- Моделирование трудно формализуемых творческих процессов;
- Автоматическое распознавание (с высокой точностью) сложных статических и динамических образов и процессов, включая речь;
- Прогнозирование сложных и нечетких процессов с изменяющимися законами поведения;
- Управление различными системами и процессами в условиях высокой неопределенности внутренней и внешней среды;
- Высокоскоростная обработка больших массивов данных;
- Устойчивая обработка сигналов при сбоях отдельных элементов нейронных сетей.

Использование искусственных нейронных сетей в системе РХК может преследовать различные цели в зависимости от назначения сетей, их состояния и особенностей функционирования. Такими целями могут быть:

- Привлечение в необходимом количестве востребованных специалистов, рабочих и служащих;
- Повышение качества профессиональной подготовки сотрудников, наделение их необходимыми знаниями, умениями и навыками;
- Минимизация рисков, связанных с человеческим фактором;
- Распределение работников по наиболее подходящим для них должностям;
- Уменьшение текучести кадров;

- Своевременное распознавание и устранение причин, ведущих к снижению трудового потенциала;
- Повышение достоверности информации и оперативности ее обработки;
- Обеспечение необходимого уровня здоровья, условий труда и безопасности работников РХК;
- Создание условий для накопления и передачи профессионального опыта.

Достижение указанных целей осуществляется в условиях высокой неопределенности, наличия множества разнородных факторов, необходимости обработки больших объемов информации о людях и специфике их труда в рыболовстве.

В настоящее время для поддержки решений в области управления трудовым потенциалом в основном используются интеллектуальные системы, основанные на обработке знаний (символов) [6]. Применению нейронных сетей уделяется гораздо меньше внимания, и лишь в последние годы ситуация стала меняться. Появились системы поддержки управленческих решений, комбинирующие методы обработки знаний и искусственные нейронные сети. Однако уровень развития таких систем пока еще оставляет желать лучшего. В этой связи следует разработать специальные показатели и сформулировать перспективные задачи нейросетевой интеллектуальной поддержки решений по управлению трудовым потенциалом РХК, с учетом объективных закономерностей анализируемых процессов.

Сформулируем *обобщенную задачу* интеллектуальной нейросетевой поддержки решений по управлению трудовым потенциалом: необходимо найти целесообразный способ S_0 интеллектуальной нейросетевой поддержки решений по управлению трудовым потенциалом РХК, при котором обеспечивается экстремум основного показателя эффективности (1)

$$W_o(S_o, M_o(S_o)) = \underset{S_i \in E}{extr} W_i(S_i, M_i(S_i)) \quad (1)$$

и выполняются условия-ограничения на вспомогательные показатели $Z_j(S_i, M_i(S_i))$ (2).

$$Z_j(S_i, M_i(S_i)) \in \Omega_j; i = \overline{1, I}; j = \overline{1, J}. \quad (2)$$

Также следует найти реализующую данный способ когнитивную машину-ассистента $M(S_o)$.

В зависимости от вариантов основного и вспомогательных показателей эффективности в уравнениях (1) и (2) допустимо множество различных постановок данной задачи. Например, в качестве основного может выступать один из показателей когнитивной машины-ассистента,

$$W_i(S_i, M_i(S_i)) = \sum_{n=1}^N A_n P_{ni}(S_i, M_i(S_i)) \quad (3)$$

отражающий суммарный вклад всех задач интеллектуальной нейросетевой поддержки в процесс управления трудовым потенциалом, где A_n – относительный вес n -й задачи, $P_{ni}(S_i, M_i(S_i))$ – вероятность успешного решения n -й задачи при i -м способе. Это может быть показатель собственно трудового потенциала. В ряде случаев применим какой-либо из показателей эффективности РХК, например, количественный прирост производимой продукции за счет нейросетевой поддержки управленческих решений.

Условиями решения задачи с использованием уравнения (3) могут выступать ограничения на виды и число решаемых когнитивной машиной-ассистентом интеллектуальных задач, архитектура искусственных нейронных сетей, их параметры, время обработки информации, суммарные объемы занимаемой памяти и прочее.

Чем больше возможных альтернатив искомой нейросетевой поддержки, тем выше сложность задачи.

Поиск целесообразного решения может быть значительно упрощен, если ввести жесткие ограничения на вспомогательные показатели эффективности, поскольку при учете показателей более высокого уровня требуется создавать дополнительные модели и анализировать их.

В общем виде решение рассматриваемой задачи предполагает генерацию альтернативных способов интеллектуальной нейросетевой поддержки решений по управлению трудовым потенциалом РХК, удовлетворяющих условиям-ограничениям, оценку основного показателя и выбор способа поддержки с наибольшим значением этого показателя.

Широкое внедрение искусственных нейронных сетей в систему управления трудовым потенциалом РХК позволит, по нашему мнению, эффективно решать следующие задачи:

1) Прогнозирование событий на различных уровнях РХК. Прогнозирование может касаться таких вопросов, как потребность в людских ресурсах, создание рабочих мест, появление новых специальностей, текучесть кадров, здоровье сотрудников, изменение условий труда, повышение квалификации, трудовые конфликты и прочее;

2) Распознавание лиц, ситуаций и событий. Имеется в виду распознавание факторов, негативно влияющих на трудовой потенциал РХК (финансовые, экономические, психологические и иные угрозы). Также речь идет о выявлении склонностей нанимаемых сотрудников к тем или иным действиям, о распознавании правдивых и ложных утверждений;

3) Машинная обработка речи, преобразование устной речи в письменную и наоборот, перевод речи с одного языка на другой;

4) Ассоциативное запоминание информации о трудноформализуемых событиях, создание моделей этих событий, обнаружение неявно связанных фактов;

5) Предварительная обработка больших массивов данных, выявление ложной и недостоверной информации;

6) Управление информацией о трудовом потенциале (оперативное получение сведений, необходимых для решения конкретной проблемы);

7) Обоснование управленческих решений с помощью автоматически формируемых ассоциативных моделей объектов управления;

8) Создание нейросетевых когнитивных ассистентов для сотрудников, принимающих кадровые решения;

9) Использование нейросетевых технологий в процессе подготовки кадров;

10) Повышение производительности и безопасности труда.

К ближайшим перспективам следует отнести комплексное использование нейронных сетей с современными методами обработки знаний (символов) и создание интеллектуальных систем поддержки управленческих решений нового поколения. На такие системы может быть возложено решение перечисленных выше задач. В качестве нейросетевых методов моделирования рекомендуется применять нейронные сети, приведенные в таблице 1. Они допускают использование традиционных вычислительных средств со скалярными и векторными (графическими) процессорами. При этом для оперативного и высокоточного прогнозирования оптимально использование рекуррентных нейронных сетей, а для распознавания лиц, других статических и динамических образов – сверточных нейронных сетей.

К более отдаленным перспективам относится создание нейросетевых когнитивных ассистентов для работников кадровых служб. В перспективе такие

ассистенты могут целиком заменить отдельных сотрудников. Однако для этого требуется развитие как самой архитектуры нейронных сетей, так и малогабаритных средств интеллектуальной обработки информации – перспективных мощных нейрочипов.

Итак, трудовой потенциал рыбохозяйственного комплекса является сложным объектом моделирования, испытывающим влияние многообразных средовых изменений, таких как условия труда, мотивация, корпоративная культура, отношения внутри коллектива и прочее. Моделирование трудового потенциала в классической парадигме становится всё более затруднительным – нужны новые, более современные и гибкие подходы. И в этой связи многомодельный подход, основанный на алгоритмах слабого искусственного интеллекта, видится авторам наиболее перспективным для управления трудовым потенциалом, в том числе в сфере РХК. Представляется целесообразным сконцентрировать усилия на внедрении искусственных нейронных сетей в системы и платформы поддержки принятия решений.

Авторами предложена одна из возможных динамических моделей управления трудовым потенциалом РХК в пространстве состояний. Благодаря использованию искусственных нейронных сетей, эта модель помогает более точно определять задачи и функции управления трудовым потенциалом. Поскольку традиционные методы искусственного интеллекта на основе обработки знаний (символов) уже не могут обеспечить должное решение трудноформализуемых творческих задач, применение искусственных нейронных сетей позволяет решить эту проблему.

Список литературы

1. Римашиевская Н.М., Мигранова Л.А., Токсанбаева М.С. Человеческий и трудовой потенциал российских регионов // Народонаселение. – 2014. – Том 65. – № 3. – С. 106-119.
2. Патутина Е.С. Основные подходы к трактовке понятий «трудового потенциала» и «человеческого потенциала» как основы качества рабочей силы в трудах отечественных и зарубежных ученых // Наука. Исследования. Практика. Сборник избранных статей по материалам Международной научной конференции. – СПб.: Гуманитарный национальный исслед. институт «Нацразвитие», 2020. – С. 215-220.
3. Огий О.Г., Тристанов А.Б. Методологическая база исследования трудового потенциала региона // Балтийский морской форум. Материалы VII Международного Балтийского морского форума. В 6 томах. Том VI. Прогрессивные технологии, машины и механизмы в машиностроении и строительстве (V Международная научная конференция). – Калининград: Балтийская государственная академия рыбопромыслового флота (филиал ФГБОУ ВО «Калининградский государственный технический университет»), 2019. – С. 722-726.
4. Human Resources Management: Concepts, Methodologies, Tools and Applications. 3 Volumes / Editor-in-Chief Mehdi Khosrow-Pour. – Hershey, Pennsylvania: IGI Global, 2012. DOI: 10.4018/978-1-4666-1601-1.
5. Turner J.H. Theoretical Sociology: A Concise Introduction to Twelve Sociological Theories. – Los Angeles: SAGE Publications, 2014. DOI: <https://dx.doi.org/10.4135/9781506374635>.
6. Swedberg R. Theorizing in sociological research: a new perspective, a new departure? // Annual Review of Sociology. – 2017. – Vol. 43. – P. 189-206. DOI: 10.1146/annurev-soc-060116-053604.
7. Page S.E. What Sociologists Should Know About Complexity // Annual Review of Sociology. – 2015. – Vol. 41. – P. 21-41. DOI: <https://doi.org/10.1146/annurev-soc-073014-112230>.
8. Miller J.H., Page S.E. Complex Adaptive Systems: An Introduction To Computational Models Of Social Life. – Princeton: Princeton University Press, 2007.
9. Masum A.-K., Beh L.-S., Azad A.-K., Hoque K.E. Intelligent Human Resource Information System (i-HRIS). A Holistic Decision Support Framework for HR Excellence // International Arab Journal of Information Technology. – 2018, January. – Vol. XV. – № 1. – P. 121-130.
10. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. Third Edition. – New-York: Pearson Prentice Hall. – 2008.
11. Farrés Rocabert A. Artificial Neural Network System Applied to Human Resource Management. Bachelor Thesis. – Barcelona: Barcelona School of Industrial Engineering, 2017.
12. Huang L.-C., Wu P., Kuo R.J., Huang H.C. A neural network modelling on human resource talent selection // International Journal of Human Resources Development and Management. – 2001, January. – Vol. I. – №№ 2-4. – P. 206-219. DOI: 10.1504/IJHRDM.2001.001006.

13. Савченко Д.Ю., Мун Де Ен. Использование нейронных сетей в качестве инструмента карьерного развития персонала компании // *Colloquium-journal* (Warszawa, Polska). – 2019. – № 19 (43). – P. 32-34. DOI: 10.24411/2520-6990-2020-11437.
14. Singh Sapna, Shukla Himanshu Kumar, Singh Aditya Pratap, Srivastava Rohit, Gangwar Mohit. Comparative Analysis of Neuro-Fuzzy Model for Human Resources // *International Journal of Scientific & Technology Research*. – 2020, June. – Vol. IX. – Issue 6. – P. 246-254.
15. Юдина Л.Н., Косарева Е.С. Нейронные сети как инструмент объективизации оценок трудового потенциала // *Бизнес. Образование. Право*. – 2017. – № 2 (39). – С. 110-113.
16. Silva da Ivan Nunes, Spatti Danilo Hernane, Flauzino Rogerio Andrade, Bartocci Liboni Luise Helena, Reis Alves dos Silas Franco. *Artificial Neural Networks. A Practical Course*. – Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2017.
17. Kraus Mathias, Feuerriegel Stefan, Oztekin Asil. Deep learning in business analytics and operations research: Models, applications and managerial implications // *European Journal of Operational Research*. – 2020, September. – Vol. 281. – Issue 3. – P. 628-641. DOI: 10.1016/j.ejor.2019.09.018.
18. Reyner Pérez-Campdesuñer, Margarita De-Miguel-Guzmán, Alexander Sánchez-Rodríguez, Gelmar Garcia-Vidal, Rodobaldo Martinez-Vivar. Exploring neural networks in the analysis of variables that affect the employee turnover in the organization // *International Journal of Engineering Business Management*. – 2018, May. – Vol. X. – Issue 5. – P. 1-11. DOI: 10.1177/1847979018772738.
19. Randall Sexton, McMurtrey Shannon, Michalopoulos Joanna O., Smith Angela M. Employee turnover: a neural network solution // *Computers & Operations Research*. – 2005, October. – Vol. XXXII. – № 10. – P. 2635-2651. DOI: 10.1016/j.cor.2004.06.022.
20. Bojanić Milana, Delić Vlado, Karpov Alexey. Call Redistribution for a Call Center Based on Speech Emotion Recognition // *Applied Sciences*. – 2020, July. – № 10 (13). – P. 1-18. DOI: 10.3390/app10134653.
21. Akhtiamov Oleg, Siegert Ingo, Karpov Alexey, Minker Wolfgang. Using Complexity-Identical Human- and Machine-Directed Utterances to Investigate Addressee Detection for Spoken Dialogue Systems // *Sensors*. – 2020, May. – Vol XX (9). – P. 1-15. DOI: 10.3390/s20092740.
22. Ryumin Dmitry, Kagirov Ildar, Axyonov Alexandr, Pavlyuk Nikita, Saveliev Anton, Kipyatkova Irina, Železný Miloš, Mporas Iosif, Karpov Alexey. A Multimodal User Interface for an Assistive Robotic Shopping Cart // *Electronics*. – 2020, December. – № 9 (12). – P. 1-25. DOI: 10.3390/electronics9122093.
23. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. Перевод с польского И.Д. Рудницкого. – М.: «Финансы и статистика», 2004.
24. Seelen von Werner, Behrend Konstantin. *Principles of Neural Information Processing*. – Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-20113-9>.

25. *Marwala Tshilidzi, Hurwitz Evan*. Artificial Intelligence and Economic Theory: Skynet in the Market. – Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2017 (Advanced Information and Knowledge Processing). DOI: 10.1007/978-3-319-66104-9.
26. *Kohonen Teuvo*. Essentials of the self-organizing map // Neural Networks. The Official Journal of the International Neural Network Society. – 2013, January. – Vol. XXXVII. – P. 52-65. DOI: org/10.1016/j.neunet.2012.09.018.
27. *Hopfield John J*. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities // Proceedings of the National Academy of Sciences. – 1982, May. – Vol. 79. – Issue 8. – P. 2554-2558. DOI: org/10.1073/pnas.79.8.2554.
28. *Grossberg Stephen*. Adaptive Resonance Theory: How a brain learns to consciously attend, learn and recognize a changing world // Neural Networks. – 2013, January. – Vol. XXXVII. – P. 1-47. DOI: org/10.1016/j.neunet.2012.09.017.
29. *Yang B., Sun S., Li J., Lin X., Tian Y*. Traffic Flow Prediction Using LSTM with Feature Enhancement // Neurocomputing. – 2019, March. – Vol. 332. – P. 320-327. DOI: 10.1016/j.neucom.2018.12.016.
30. *Cui Z., Ke R., Pu Z., Wang Y*. Deep Bidirectional and Unidirectional LSTM Recurrent Neural Network for Network-wide Traffic Speed Prediction. [E-source]. – URL: <https://arxiv.org/abs/1801.02143> (date of access: 12.07.2022).
31. *Osipov V., Osipova M*. Space-time signal binding in recurrent neural networks with controlled elements // Neurocomputing. – 2018, September. – Vol. 308. – P. 194-204. DOI: org/10.1016/j.neucom.2018.05.009.
32. *Osipov V., Nikiforov V., Zhukova N., Miloserdov D*. Urban traffic flows forecasting by recurrent neural networks with spiral structures of layers // Neural Computing and Applications. – 2020. – Vol. XXXII. – № 18. – P. 14885-14897. DOI: org/10.1007/s00521-020-04843-5.
33. *Osipov V., Kuleshov S., Zaytseva A., Levonevskiy D., Miloserdov D*. Neural network forecasting of news feeds // Expert Systems with Applications. – 2021. – Vol. 169. – Article № 114521. [E-source]. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs> (date of access: 12.07.2022). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114521>.
34. *Айрапетов А.Э., Коваленко А.А.* Исследование генеративно-сопоставительной сети // Политехнический молодежный журнал. – 2018. – № 10 (27). – С. 1-7. DOI: 10.18698/2541-8009-2018-10-380.
35. *Gogas Periklis, Papadimitriou Theophilos*. Machine Learning in Economics and Finance // Computational Economics. – 2021, February. – Vol. 57. – Issue 1. – P. 1-4. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10614-021-10094-w>.

© Огий О.Г., 2022

© Тристанов А.Б., 2022

