

УДК: 004.89, 331.44

1.6. Метод нейросетевого прогнозирования трудового потенциала

Огий О.Г., к.с.н., Калининград, Россия
Осипов В. Ю., д.т.н., Санкт-Петербург, Россия

Представлена многомерная модель трудового потенциала, основу которой составляет композиция свойств акторов. Модель позволяет оценивать способности, компетентность и трудовое поведение по шестнадцати индикаторам. Она применима с высокой результативностью для оценки трудового потенциала на микро-, мезо- и макроуровнях: отдельного работника, коллектива, организации, группы компаний, отрасли. Эмпирической базой послужили результаты обследования 764 респондентов в возрасте от 17 до 65 лет, занятых в организациях рыбохозяйственного комплекса. С целью формализации состояний трудового потенциала применена возрастная группировка. Для прогнозирования трудового потенциала предложен алгоритм оперативного и низкокзатратного формирования его исходных временных рядов, позволяющих быстро наделять применяемую модель опорными ассоциативными связями. На основе этих связей нейросетевая система может непрерывно обучаться в реальном времени и формировать прогнозы, а также целесообразные решения по управлению трудовым потенциалом. Раскрыты структурные особенности и правила функционирования этой системы. Приведены примеры построения исходных временных рядов и результатов прогнозирования будущих событий. Даны рекомендации по использованию предложенных решений нейросетевого прогнозирования.

Введение

Успешность решения задач развития любой организации во многом определяется наличием и правильностью использования её трудового потенциала (ТП), который постоянно меняется под воздействием большого числа различных внешних и внутренних факторов. При управлении ТП требуется учитывать большое количество различных аспектов и свойств человеческих ресурсов, условий их проявления, особенностей предприятия и других параметров [Потуданская, Трункина, 2011]. Желательно связывать эти факторы в единую систему, позволяющую обосновывать решения по управлению трудовым потенциалом из стремления достижения экстремумов целевых показателей. Однако традиционными методами [Brockwell, Davis, 2018; Timmermann, 2018; Welc, Esquardo, 2018], предусматривающими построение чисто аналитических моделей, это трудно реализовать. Проявление свойств и черт одного и того же сотрудника на различных рабочих местах предприятия может существенно различаться. Значимое влияние на это оказывают отношения между сотрудниками с разными потенциалами. Также необходимо учитывать структуру самого предприятия, логику его функционирования, реализуемые функции, обеспеченность деятельности ресурсами.

Для расширения функциональных возможностей управления ТП предлагается новый метод. Основу его составляют алгоритм оперативного формирования временных рядов свойств актора и модель нейросетевого прогнозирования целесообразных управлений ТП. Под актором может пониматься как отдельный работник, так и трудовой коллектив (например, команда проекта), а также организация, группа компаний, отраслевой комплекс. Трудовой потенциал рассматривается как комплексное свойство, включающее композицию значимых для трудовой деятельности характеристик человека и внешних по отношению к работникам факторов - условий труда.

В научном обороте широко представлены результаты исследований, которые убедительно доказывают влияние тех или иных свойств человека на результативность его профессиональной деятельности, успешность карьеры и уровень благосостояния. Так, довольно много работ выполнено с целью изучения влияния отдельных когнитивных и некогнитивных навыков на позиции работников на рынке труда, уровень заработной платы и профессиональные достижения [Borghans, Meijers, Weel, 2006; Cunha, Heckman, 2008; Cobb-Clark, Tan, 2011; Коровкин, Королев, Единак, 2015; Böhm, Letmathe, Schinner, 2023]. Установлен ряд зависимостей между состоянием здоровья работника и различными аспектами результативности труда [Zhao, Zhou, 2021; Korošec, Vrbnjak, Stiglic, 2022; Abrams, Friedman, Maestas, 2023], в том числе в индустриальном рыболовстве [Speir et al, 2020; Lupachev et al, 2023]; личностными характеристиками, мотивацией и поведением человека на рынке труда, производительностью на рабочем месте [Caliendo, Fossen, Kritikos, 2014; Llenado, Lyndon, 2022; Устинова, Терехова, 2023].

Известны работы, посвященные анализу комплексов характеристик персонала, их многомерному влиянию на качество труда или эффективность организации [Saveljev, Tan, 2019; Bode et al, 2019]. В основном эти исследования используют малопараметрические модели, которые успешно применимы для целей отбора и профориентации персонала, решения отдельных проблем дисфункциональности труда. Однако, для решения задач прогнозирования и управления трудовым потенциалом они применимы ограниченно.

Получение высокой отдачи от инвестиций в человека требует детального изучения влияния характеристик и свойств на его результативность. Сложности формализации комплекса характеристик актора в поле трудовой деятельности традиционными подходами существенно ограничивают возможности создания эффективных методов, алгоритмов оценки и прогнозирования его состояний. Перспек-

тивным подходом выступает применение искусственных нейронных сетей для моделирования и прогнозирования человеческих ресурсов [Feng, Feng, Su, 2021; Rajagopal et al, 2022], решения задач планирования и управления [Wu et al, 2022], в том числе на основе распознавания действий и настроений [Abaas, George, 2020; Sanchez-Caballero, Fuentes-Jimenez, Losada-Gutiérrez, 2022].

В настоящее время в литературе отсутствует стройная система взглядов на нейросетевое прогнозирование и управление трудовым потенциалом. Большинство известных работ рассматривает решение частных задач, связанных с отдельными характеристиками и их комплексами. Требуется поиск новых методов, учитывающих широкий спектр характеристик, определяющих ТП.

Композиция и анализ свойств актора

В интересах поставленной задачи определимся с композицией свойств, определяющих потенциальные возможности человека в процессе труда (табл. 1). Она включает три компонента: 1) способности как наличные психофизиологические ресурсы человека; 2) компетентность как комплекс навыков, опыта и склонности к саморазвитию, определяющий возможность выполнять трудовые функции; 3) поведение, выраженное в мотивации и ценностных ориентациях, определяющих уровень и характер деятельности активности в процессе труда. Эти компоненты подразделяются на 16 индикаторов (табл.1), разной степени значимости вклада (W) в ТП, рассчитанный экспертным методом анализа иерархий.

Таблица 1. Структура и значимость переменных трудового потенциала, относящихся к актору

Компонент	Свойство	Индикатор	W_i
Способности	Текущее физическое состояние	Индекс массы тела	0,03000
		Самооценка состояния здоровья	0,04500
	Потенциал здоровья	Наличие/отсутствие хронических заболеваний	0,03360
		Наличие/отсутствие факторов риска здоровью	0,04515
		Физическая активность и регулярность занятий физкультурой	0,02625
	Особенности личности	Субъективная оценка уровня счастья	0,01200
Личностные характеристики		0,10800	
Компетентность	Квалификационный уровень	Наивысший подтвержденный уровень образования/квалификации	0,12250
		Компетентностная проактивность	Повышение квалификации за последний год
	Владение иностранным языком		0,03150
	Использование интернета для обучения и саморазвития		0,04725
	Трудовой стаж	Опыт создания собственного дела	0,03150
Поведение	Мотивация	Количество отработанных лет и месяцев	0,07000
		Ценности	Тип трудовой мотивации
	Ценностные идеалы/представления		0,07000
Ценностный профиль личности	0,14000		

Формируя параметры обследования и структуру базы данных, мы исходили из того, что ценностный профиль работника может быть барьером в реализации трудовой функции или достижении цели и, напротив, ключом к решению проблем результативности и вовлеченности [De Silva et al, 2021]. Мотивация обследовалась с позиции типологической концепции внутренней мотивации В.И. Герчикова [Герчиков, 2005] и в дальнейшем прогнозируется как 1) зависимая переменная от «Способностей» и «Компетентности», 2) реакция на стимулы (условия труда) в формате потенциальной трудовой отдачи.

Обследование ряда свойств проводилось с использованием известных методик. Личностные характеристики оценивались при помощи Big Five Inventory-2 [McCrae, Costa, Paul, 2021]; ценности – опросником Ш. Шварца [Schwartz, Zanna, 1992]; тип мотивации - тестом Motype [Герчиков, 2005]. Остальные параметры рассчитывались на основе ответов работников на 54 вопроса специализированного опросника.

Экспериментальные данные получены при обследовании работников рыбопромышленных предприятий, а также обучающихся и научно-педагогических работников трех рыбохозяйственных университетов. Общее количество обследованных респондентов составило 764 человек в возрасте от 17 до 65 лет, из них 294 женщины, 470 мужчин. В результате получена база данных с оценкой каждого респондента по 134 показателям.

Первичная проверка связи базовых и результирующих характеристик, а также их значимости осуществлялась на основе WoE-анализа и расчёта информационного индекса (Information value).

Алгоритм формирования временных рядов трудового потенциала на основе базовых данных

Возможно формирование временных рядов трудового потенциала путем наблюдений за его состояниями в течение длительного времени. Такой подход обеспечивает получение точных оценок его состояний. Однако он требует существенных временных и материальных затрат и не всегда реализуем в силу ряда объективных причин, особенно на молодых предприятиях. Необходимо иметь возможность строить временные ряды трудового потенциала, опираясь на однократный анализ данных о свойствах

актора. Для достижения этого предлагается алгоритм, сводящийся к следующим шагам.

1. Разделение всех обследованных работников, которым поставлены в соответствие значения выделенных свойств ТП, на возрастные группы. Чем уже границы этих групп, тем точнее можно получать результаты обработки данных. Однако, сужение возрастных интервалов в ряде случаев влечет за собой неточности определения усредненных параметров из-за возможной малочисленности группы.

2. Определение $F_s(\Delta t_r)$ средних значений s -х индикаторов для выделенных r -х возрастных групп,

$$F_s(\Delta t_r) = \frac{1}{M_r} \sum_{k=1}^{M_r} F_{sk}(\Delta t_r), \quad s = \overline{1, S}; \quad r = \overline{1, R}; \quad (1)$$

где Δt_r - r -й возрастной интервал; $F_{sk}(\Delta t_r)$ - значение s -го индикатора для k -го обследованного работника, попадающего в r -й возрастной интервал; M_r - число обследованных работников в r -м возрастном интервале; S – число выделенных индикаторов для ТП; R – число рассматриваемых возрастных интервалов.

3. Построение зависимостей этих индикаторов от возрастных интервалов.

4. Установление влияния на характеристики управляющих воздействий. В частном случае это может быть сопоставление их с воздействиями и запоминание результатов.

5. Умножение зависимостей индикаторов $F_s(\Delta t_r)$ от возрастных интервалов на коэффициенты W_s важности, применительно к конкретной деятельности, $F_s^*(\Delta t_r) = W_s \cdot F_s(\Delta t_r)$.

6. Суммирование полученных зависимостей по числу выделенных индикаторов и получение интегральных показателей $F_{\Sigma}^*(\Delta t_r)$ трудового потенциала для r -х возрастных групп без учета их численности,

$$F_{\Sigma}^*(\Delta t_r) = \sum_{s=1}^S F_s^*(\Delta t_r), \quad r = \overline{1, R}. \quad (2)$$

7. Умножение полученных значений на численность Z_r сотрудников в каждой возрастной группе для конкретной организации на рассматриваемый момент времени,

$$B(\Delta t_r) = Z_r \cdot F_{\Sigma}^*(\Delta t_r), \quad r = \overline{1, R}. \quad (3)$$

8. Суммирование значений трудовых потенциалов по всем возрастным группам для конкретного распределения сотрудников, получение итоговой оценки этого потенциала на рассматриваемый момент времени (значение временного ряда для этого момента),

$$B_{\Sigma} = \sum_{r=1}^R B(\Delta t_r). \quad (4)$$

9. Дополнение итогового временного ряда трудового потенциала очередным значением.

10. Использование распределения численности сотрудников по возрастным группам, которое было характерно для предприятия на предыдущий момент времени.

11. Если длина формируемого временного ряда не превышает заданную величину, то переход к шагу 7. В противном случае итоговый временной ряд считается сформированным.

Формируемые временные ряды трудового потенциала могут быть смешанными и подразделенными в зависимости от пола работников, управленческих воздействий (стимулирования, повышения квалификации, обеспечения лучших условий труда и других условий), видов трудовой индивидуальной и коллективной деятельности, специфики организации. Для получения точных оценок трудового потенциала необходимо строго подходить к определению весовых коэффициентов для его свойств, а также нормированию исходных данных с учетом специфики предприятия.

Предлагаемый алгоритм позволяет, опираясь на общесистемные закономерности, оперативно и с малыми затратами получать приемлемые для практики временные ряды трудового потенциала организации. В данном случае учитывается, что для каждой возрастной группы характерен свой средний набор свойств. Можно брать за основу такие средние наборы и изменять их за счет планируемых управленческих воздействий.

Нейросетевая модель для прогнозирования и управления трудовым потенциалом

Наличие временных рядов трудового потенциала позволяет получать интересующие прогнозы и обосновывать целесообразные управленческие решения. В интересах этого применимы различные методы анализа временных рядов, включая методы на основе нейросетевых моделей [Auge et al, 2021; Огий, Осипов, 2022]. Применение искусственных нейронных сетей позволяет не строить аналитические зависимости для рядов трудового потенциала, а формировать их модели путем обучения этих сетей. При этом осуществим учет связей как между элементами отдельных рядов, так и самими рядами. Для такого моделирования, с учётом специфики временных рядов трудового потенциала и сопоставленных

ему рядов управленческих воздействий, а также рядов показателей результативности организаций предлагается нейросетевая система, основу которой составляет интеллектуальное нейроморфное ядро [Osipov et al, 2020a] с расширенными правилами работы. Обобщенная структура предлагаемой системы приведена на рис. 1.

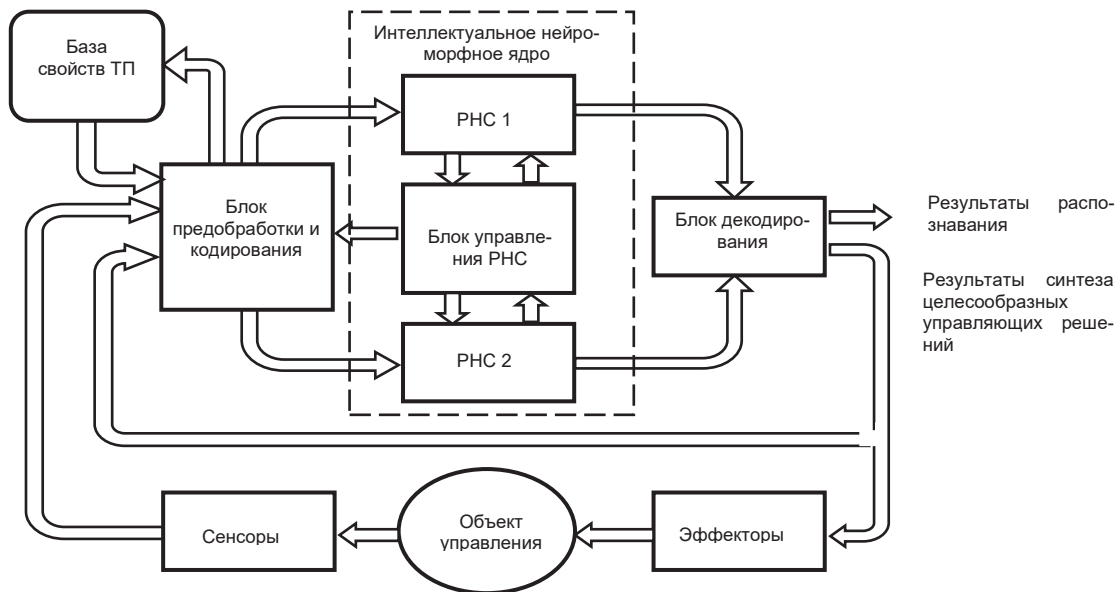


Рис. 1. Обобщенная структура используемой нейросетевой системы

Нейроморфное ядро включает две одинаковые импульсные рекуррентные нейронные сети (PHC) с управляемыми элементами, одна из которых работает в режиме непрерывного обучения, а на второй решаются творческие задачи. Особенность этой нейронной сети в том, что в ней предусмотрены пространственные сдвиги сигналов при передаче от слоя к слою. За счет реализации таких сдвигов PHC может наделяться логическими структурами с различными возможностями по ассоциативному взаимодействию и запоминанию сигналов на элементах сети. В PHC обеспечивается управление направленностью такого взаимодействия, параметрами расходимости и сходимости сигналов.

При обработке сигналов на выходе каждого i -го импульсного нейрона принимающего слоя PHC формируется единичный образ согласно правилам [Osipov et al, 2022b],

$$x_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{j=1}^N x_j(t) \cdot w_{ij}(t) \geq U_0; t_{i0} \geq T_R, \\ 0, & \text{в других случаях} \end{cases} \quad (5)$$

где $x_j(t)$ – значения сигналов на выходах j -х нейронов передающего слоя сети; N – число нейронов в каждом слое; U_0 – порог возбуждения нейрона; t_{i0} – время после предыдущего возбуждения i -го нейрона; T_R – время невосприимчивости нейронов после возбуждения; $w_{ij}(t)$ – веса синапсов, $w_{ij}(t) = k_{ij}(t) \cdot \beta_{ij}(t) \cdot \eta_{ij}(t)$; $k_{ij}(t)$ – весовой коэффициент; $\eta_{ij}(t)$ – функция ослабления сходящихся единичных импульсов; $\beta_{ij}(t)$ – функция ослабления расходящихся единичных импульсов, передаваемых от j -х нейронов к i -м нейронам, $k_{ij}(t) = th(\gamma \cdot g_{ij}(t))$;

$$th(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}; \quad (6)$$

γ – коэффициент обучаемости; $g_{ij}(t)$ – условное число импульсов, прошедших через ij -й синапс,

$g_{ij}(t) = g_{ij}(t - \Delta t) \pm \Delta g_{ij}(t)$; $\Delta g_{ij}(t)$ – приращение $g_{ij}(t)$;

$$\beta_{ij}(t) = 1 / (1 + \alpha_{ij} \cdot r_{ij}(t)), \quad r_{ij}(t) = ((\Delta x_{ij}(t) + n_{ij}(t)d)^2 + (\Delta y_{ij}(t) + m_{ij}(t)q)^2)^{1/2}; \quad (7)$$

$$n_{ij}(t) = \pm 0, 1, \dots, D-1; \quad m_{ij}(t) = \pm 0, 1, \dots, B-1; \quad (8)$$

$r_{ij}(t)$ – удаленность связываемых через синапсы нейронов (расстояние между ними на плоскости X, Y при условии, что расстояние между взаимодействующими слоями нейронной сети стремится к нулю);

$\Delta x_{ij}(t)$, $\Delta y_{ij}(t)$ – проекции связи j -го нейрона с i -м на оси X , Y без учета пространственных сдвигов; d , q – величины единичных сдвигов, соответственно, по координатам X , Y ; D , B – число, соответственно, столбцов и строк, на которые разбивается каждый слой нейронной сети за счет сдвигов; $n_{ij}(t)$, $m_{ij}(t)$ – кратность единичных сдвигов при передаче импульсов от j -х нейронов к i -м нейронам.

Произведение $d \times q$ определяет площадь рабочего поля каждого слоя сети. Эта площадь равна числу входящих в поле нейронов. Стирание информации об единичных импульсах с синапсов осуществимо за счет частичного отражения единичных импульсов от слоев сети. Управление направлениями расходимости сигналов в нейронной сети осуществимо за счет изменения параметра α_{ij} .

На входы таких РНС подаются данные, несущие информацию об анализируемых процессах, в виде последовательных совокупностей единичных образов, которые продвигаются вдоль слоев. За счет приоритетности сильных связей в РНС обеспечивается однозначное соответствие между входом и выходом.

Для использования нейросетевой системы в интересах прогнозирования трудового потенциала и обоснования управляющих воздействий предлагается следующий подход. Сначала в РНС 1 в ускоренном времени вводятся сформированные на основе базовых данных временные ряды, которые проходят по сети, оставляя «следы» в виде изменения весов синапсов о своем появлении. Затем РНС 1 переводится в режим непрерывного обучения в реальном времени. В этом режиме на вход РНС 1 с заданной частотой подаются сигналы о текущих состояниях трудового потенциала, управляющих воздействиях и получаемых эффектах. Текущие состояния определяются, исходя из распределений работников предприятия по возрастным группам, согласно ранее рассмотренным правилам. Заметим, что при нешироких возрастных группах, большом количестве работников на предприятии и наличии текучести кадров, частота, с которой должна поступать информация в РНС 1, может равняться один раз в сутки, а тактовая частота работы самой сети – четыре такта в сутки. Данные могут запрашиваться в автоматическом режиме из информационных систем организации. При необходимости прогнозирования и управления трудовым потенциалом информация с РНС 1 о текущих состояниях нейронов и весах синапсов оперативно считывается блоком управления в РНС 2. Эта сеть начинает функционировать в ускоренном времени с усилением вызова сигналов из ассоциативной памяти в направлении входа.

В результате формируются прогнозы ТП, управляющих воздействий и показателей эффективности предприятия. После получения этих прогнозов может осуществляться следующий цикл прогнозирования. В случаях, когда необходимо обосновать целесообразное управляющее воздействие на ТП, после считывания информации с РНС 1 в РНС 2 выполняются дополнительные действия. Блок управления дополняет память РНС 2 альтернативным вариантом управления трудовым потенциалом, и аналогично предыдущему случаю осуществляется вызов из памяти этой сети будущих событий. Затем этот результат прогноза оценивается по эффективности в блоке управления и привязывается к рассматриваемому варианту управления. Начинается новый цикл работы РНС 2 с другим вариантом управления трудовым потенциалом. При завершении заданного числа циклов работы РНС 2 через эту сеть выдается целесообразное управление трудовым потенциалом и ожидаемое его значение.

Результаты. Для подтверждения работоспособности предложенных решений проведены вычислительные эксперименты. В частности, получены распределения характеристик трудового потенциала в зависимости от возрастных интервалов обследованных работников. Отдельные примеры распределений приведены на рис. 2.

Из анализа распределения (рис. 2а) видно, что объективно число сотрудников с отличным и хорошим здоровьем снижается с возрастом. В соответствии с рис. 2в число работников с кандидатскими степенями приходится на интервал 46–50 лет, а с докторскими степенями – на интервал 56–60 лет. При этом на интервале 61–65 лет относительное число сотрудников с учеными степенями снижается. Согласно индикатору, «субъективная оценка уровня счастья», больше всего ощущают себя счастливыми молодежь и люди среднего возраста (рис. 2д). Вертикальными стрелками обозначены возможные изменения этих распределений от управляющих воздействий на ТП. При умножении зависимостей на рис. 2а, в, д на коэффициенты важности (вес фактора), применительно к деятельности организации, они преобразуются в кривые на рис. 2б, г, е.

В примерах использован следующий вес факторов. Для зависимостей на рис. 2б это 0.033 (кривая 1), 0.020 (кривая 2), 0.045 (кривая 3). Коэффициенты важности для зависимостей на рис. 2г равнялись 0.074 (кривая 1), 0.110 (кривая 2), 0.123 (кривая 3). Для распределения сотрудников на рис. 2е эти веса принимали значения 0.012 (кривая 1), 0.005 (кривая 2), 0.002 (кривая 3). На рис. 2б показано, что кривая 2 вкладывает в ТП людей со средним здоровьем ниже кривой 1. Видно (рис. 2г), что вклад (кривая 1) в ТП людей с высшим образованием снижается в сравнении с ростом вклада сотрудников с учеными степенями. Согласно рис. 2е наибольший вклад в ТП вносят счастливые люди, но с возрастом он снижается.

Суммирование полученных зависимостей по числу выделенных характеристик позволяет получить интегральные значения трудового потенциала для возрастных групп без учета их численности (рис. 3).

Даже на основе анализа трех выделенных индикаторов видно, что наибольший суммарный потенциал приходится на людей в возрасте от 31 до 50 лет.

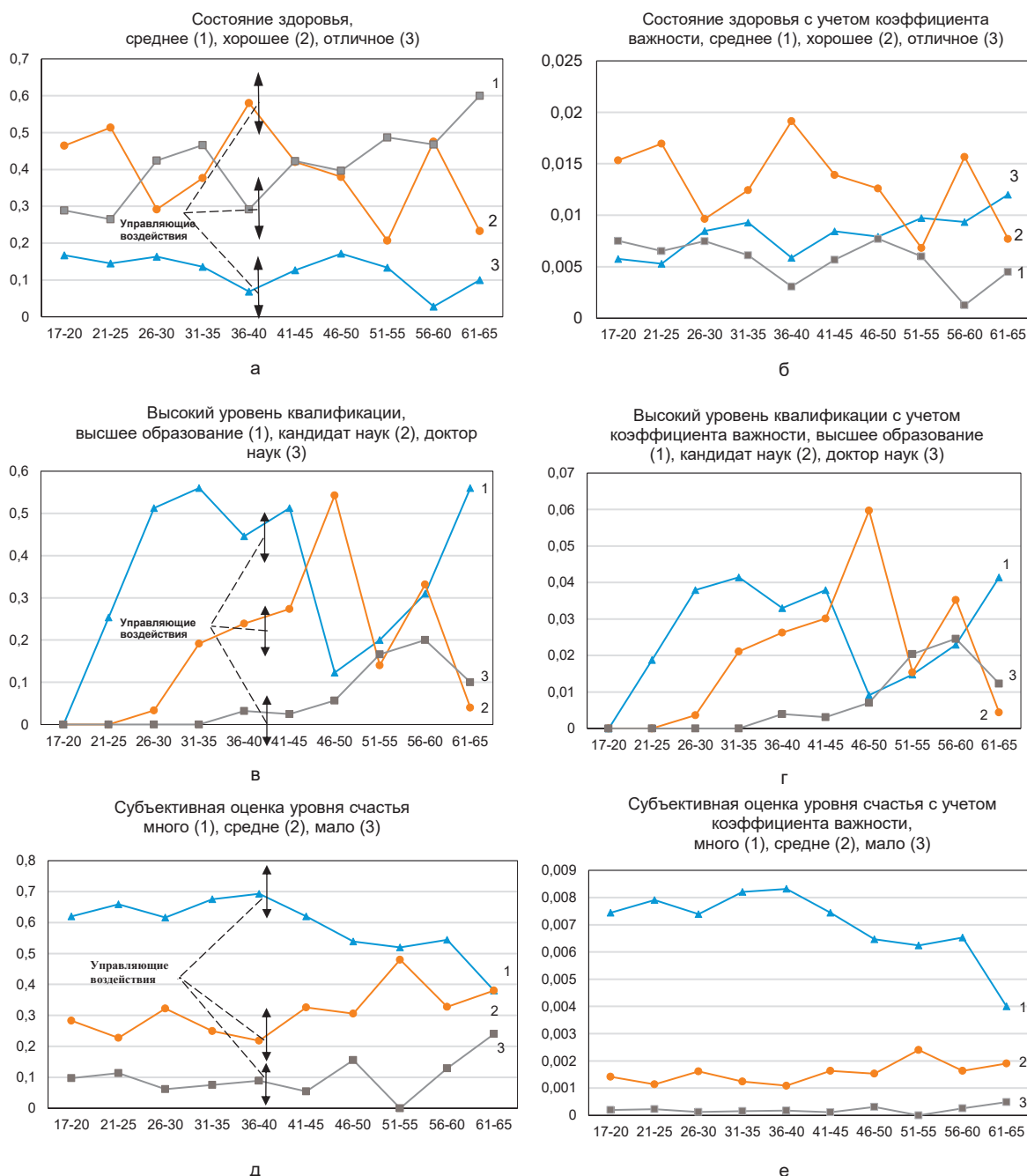


Рис. 2. Примеры распределений вклада отдельных индикаторов ТП с учетом возрастных интервалов

Умножение полученных значений на численность сотрудников в каждой возрастной группе для предприятий «А» и «Б» с распределениями сотрудников по возрастным группам, приведенными в таблице 2, отражены на рис. 4. Численность сотрудников в каждом примере одинаковая, 278 человек. Заметим, что результаты на рис. 4 получены для конкретного момента времени, которому соответствует распределение сотрудников предприятий по возрастам.

Суммируя значения трудовых потенциалов по всем возрастным группам для конкретного распределения сотрудников, получаем итоговую оценку этого потенциала на рассматриваемый момент времени. Для распределения согласно таблице 3 имеем значение трудового потенциала предприятия «А», равное 46.458, а для предприятия «Б» - 47.397. Заметим, что распределение предприятия «А» отличается от данных предприятия «Б» тем, что средний возраст сотрудников в первом распределении

равен 36.9 лет, во втором – 41.5 лет. Отсюда следует вывод, что не во всех случаях стремление снижать средний возраст сотрудников предприятия целесообразно.

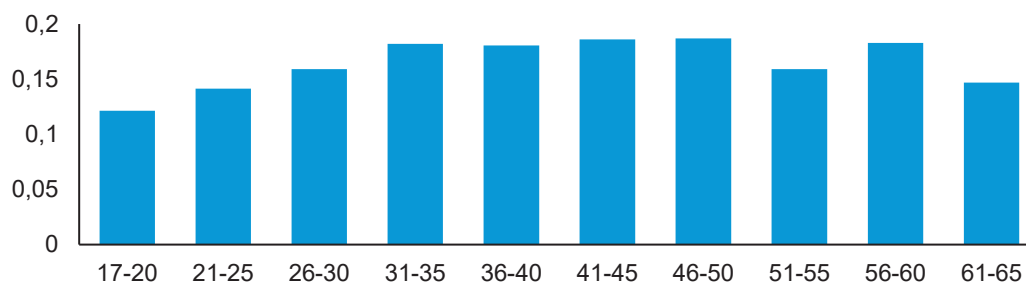


Рис. 3. Суммарное распределение свойств трудового потенциала с учетом коэффициентов важности

Таблица 2. Распределение работников предприятий «А» и «Б» по возрастным группам

Возрастные группы	17-20	21-25	26-30	31-35	36-40	41-45	46-50	51-55	56-60	61-65
Численность работников предприятия «А», чел.	20	30	50	40	30	38	25	20	15	10
Численность работников предприятия «Б», чел.	10	20	30	40	32	36	35	30	25	20

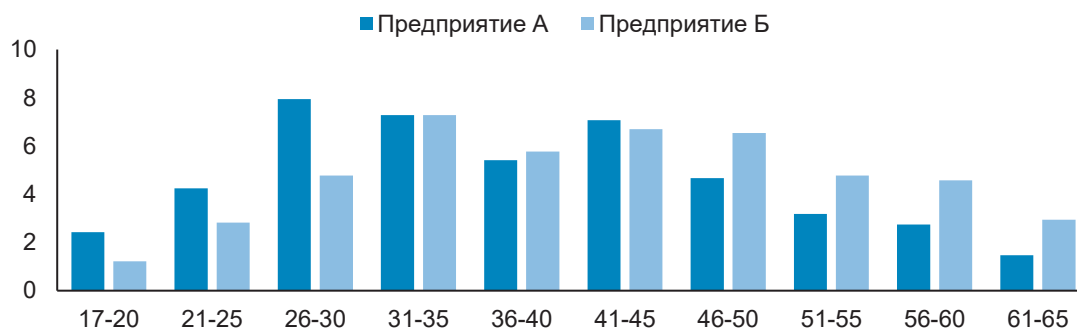


Рис. 4. Суммарное распределение свойств трудового потенциала с учетом коэффициентов важности для предприятий «А» и «Б»

Использование распределений численности сотрудников по возрастным группам, характерных для предприятия на предыдущие моменты времени, и проведение аналогичных предыдущим вычислений позволяет сформировать временной ряд состояний трудового потенциала, рис. 5.

Этому ряду ставились в соответствие ряды реализованных управлений трудовым потенциалом и достигнутых показателей эффективности предприятия. На основе этих трех рядов осуществлялось прогнозирование событий и обоснование целесообразных управляющих решений с применением рассмотренной нейросетевой системы. Эта система реализована с использованием MatLab.

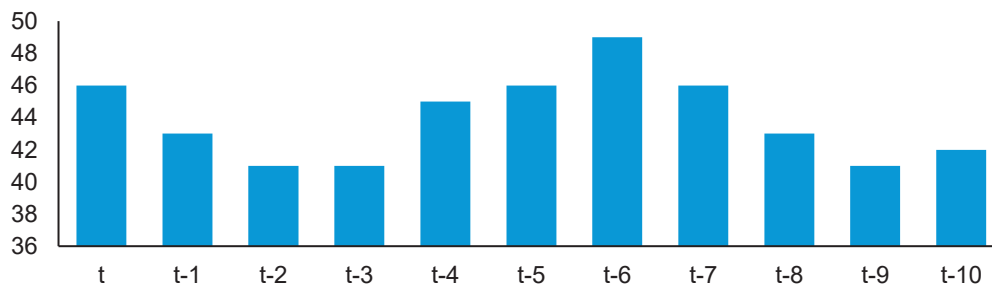


Рис. 5. Итоговый временной ряд трудового потенциала

В состав системы входили рекуррентные нейронные сети с числом нейронов в каждом слое 1890 единиц. Каждый слой за счет реализуемых пространственных сдвигов совокупностей единичных образов, передаваемых от слоя к слою, разбивался на 45 логических полей с размерами $6 * 7 = 42$ нейрона. Сами логические поля разбивались на три подполя по 14 нейронов, соотношенные с

обрабатываемыми рядами. С учетом этого, кодирование каждого значения обрабатываемых временных рядов осуществлялось своим пространственно соотносенным единичным образом. За каждым образом закреплялся свой номер во входном логическом поле. Примеры такого кодирования применительно к обрабатываемым рядам, включая ряд на рис. 5, поясняются таблицами 3, 4, 5 и рис. 6.

Таблица 3. Кодирование значений трудового потенциала

Значения ТП	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
Код	23	26	24	1	22	25	2	3	27	4

Таблица 4. Кодирование вариантов управления трудовым потенциалом

Вариант управления ТП	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Код	89	88	48	43	44	45	64	46	47	90

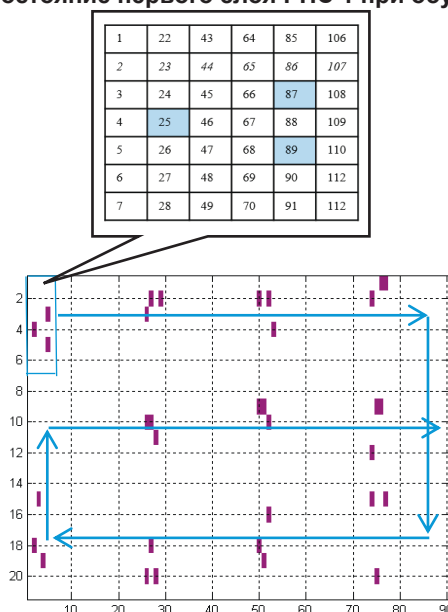
Таблица 5. Кодирование уровней эффективности предприятия

Уровень эффективности	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Код	85	66	65	67	69	86	68	87	106	107

Согласно таблице 3 значение трудового потенциала, равное 46, кодируется единичным образом, за которым во входном логическом поле закреплен номер 25. Вариант управления 1 в таблице 4 кодируется единичным образом с номером 89. Восьмой уровень эффективности предприятия в таблице 5 кодируется единичным образом с номером 87.

На рис. 6 показана привязка единичных образов, вводимых в РНС 1, к номерам нейронов во входном логическом поле. Совокупности единичных образов в РНС в рассматриваемом случае продвигаются вдоль слоев по петлевой схеме. Направления их продвижения на рис. 6 показаны стрелками.

Рис. 6. Состояние первого слоя РНС 1 при обучении



Это продвижение в РНС обеспечивается за счет пространственных сдвигов совокупностей единичных образов при передаче от одного слоя к другому слою.

Примеры результатов нейросетевого прогнозирования показаны на рис. 7а, б, в, г, д, е, ж, з. Введенные в РНС 2 совокупности обведены сплошными линиями, а результаты прогноза – штрихпунктирными линиями. Согласно рис. 7а в РНС 2 введены три совокупности единичных образов. Осуществлялось ускорение и усиление вызова сигналов из ассоциативной памяти РНС 2.

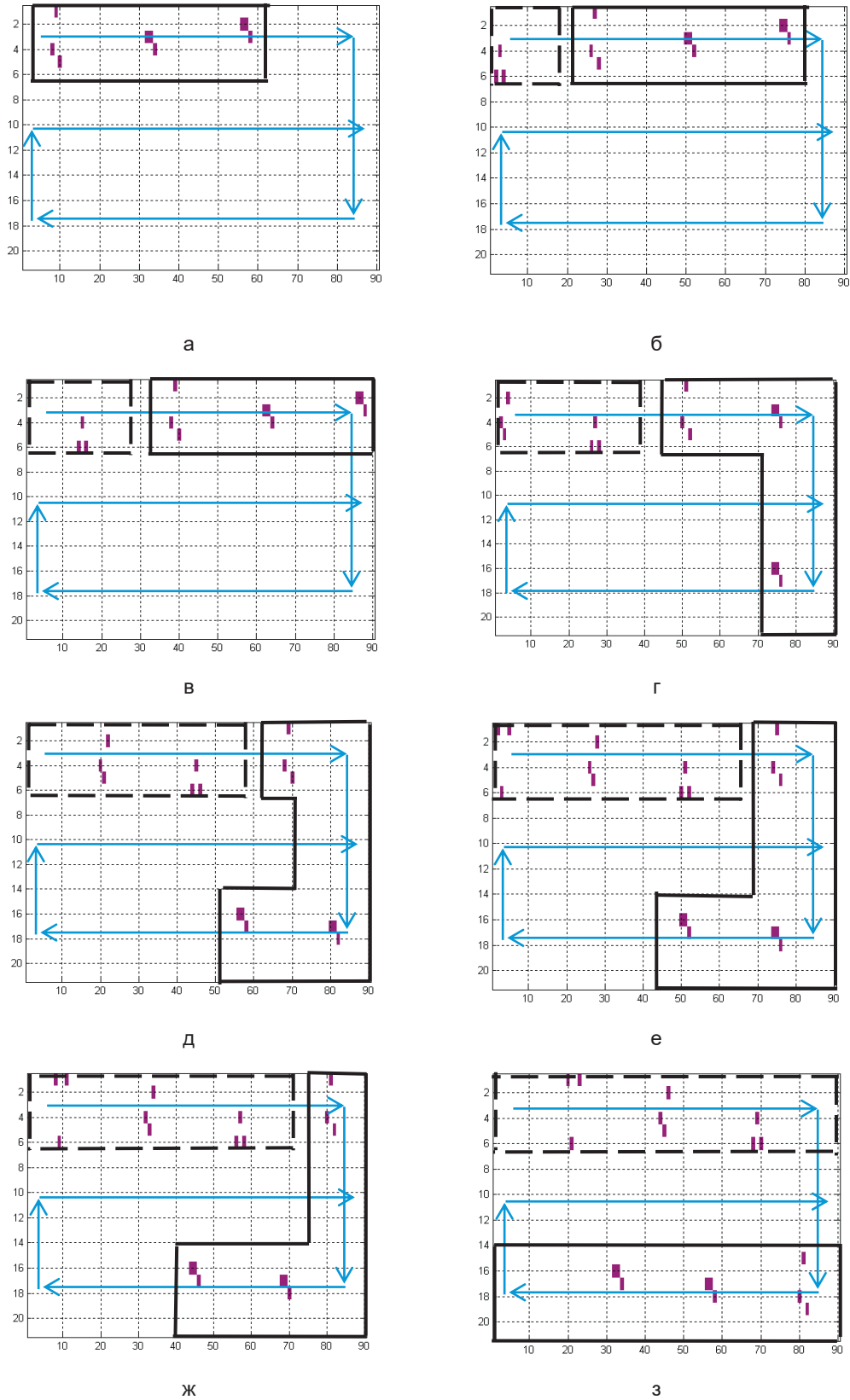


Рис. 7. Состояния первого слоя РНС при прогнозировании событий

Из этих результатов прогноза следует вывод, что на момент $t+1$ наблюдается прирост трудового потенциала. Однако если ничего не менять в стратегии управления трудовым потенциалом, то на

момент $t+3$ возможно его сокращение, что может отразиться на производительности, качестве труда, а в конечном счете способности организации достигать поставленных целей. Требуется поиск более эффективных управленческих решений, в том числе, посредством воздействия на значимые для того или иного компонента свойства актора.

В рассмотренном примере точность прогнозирования по отношению к реальным данным равна 100%. Она достигнута при отсутствии пересечений совокупностей единичных образов, посредством которых осуществлялось кодирование входных сигналов. В других условиях при прогнозировании аналогичных временных рядов она ниже, однако применение рассмотренной нейросетевой системы может снизить ошибки, в сравнении с использованием модели ARIMA – на 21%, а для LSTM - на 10%.

Заключение

На основе использования многопараметрической модели свойств актора и данных о действующих и будущих работниках различных организаций рыбохозяйственного комплекса предложен метод прогнозирования трудового потенциала с использованием искусственных нейронных сетей. Этот метод предусматривает первоначальное формирование временных рядов трудового потенциала на основе одноразовой оценки текущего состояния свойств. Использование этих рядов связанных управляющих воздействий и значений показателей эффективности позволяет прогнозировать события и выработать новые управленческие решения. С применением метода возможно управление трудовым потенциалом как на уровне изменения возрастных распределений сотрудников предприятия, так и изменения других свойств. Полученные результаты хорошо согласуются с объективными закономерностями, свойственными анализируемому процессу.

К основным преимуществам этого метода относятся:

- комплексный учет не только профессиональных, но и психосоциальных, поведенческих свойств, значимых для выполнения трудовых функций и интеграции в цели организации;
- низкие затраты временных и материальных ресурсов на формирование временных рядов трудового потенциала;
- возможность использования малых объемов исходных данных для прогнозирования и управления трудовым потенциалом при обученной нейронной сети;
- более полный учет пространственно-временных зависимостей между обрабатываемыми временными рядами, отсутствие необходимости строить сложные аналитические модели этих рядов.

Полученные результаты применимы как в перспективных научно-исследовательских и опытно-конструкторских работах, так и на практике, при принятии решений по управлению трудовым потенциалом организаций.

Литература

1. Герчиков В. (2005) Типологическая концепция трудовой мотивации // Мотивация и оплата труда. 2005. No 2. С. 52-62
2. Коровкин А.Г., Королев И.Б., Единак Е.А. (2015) Образовательные характеристики рабочей силы как фактор согласования спроса и предложения на российском рынке труда. Научные труды: Ин-т народнохозяйственного прогнозирования РАН / Гл. ред. А.Г. Коровкин. М.: МАКС Пресс, 2015. С. 222-239.
3. Огий О. Г., Осипов В.Ю. (2022) Анализ динамики трудового потенциала отраслей на базе нейронных сетей // Цифровая экономика. 2022. No 4(20). С. 71–78. DOI: 10.34706/DE-2022-04-09
4. Потуданская В. Ф., Трункина Л. В. (2011) Оценка трудового потенциала персонала предприятия // Бизнес. Образование. Право. Вестник Волгоградского института бизнеса. 2011. No 4 (17).
5. Устинова К.А., Теребова С.В. (2023) Мотивы и стимулы творческой трудовой активности населения // Проблемы прогнозирования. 2023. No 3 (198). С. 184-199 DOI: 10.47711/0868-6351-198-184-199
6. Abaas S., George L. (202) The Performance Differences between Using Recurrent Neural Networks and Feedforward Neural Network in Sentiment Analysis Problem // Iraqi Journal of Science. 2020. Vol. 61. No 6. Pp. 1512-1524. DOI:10.249 96/ij.s.2020.61.6.31
7. Abrams L., Friedman K., Maestas N. (2023) The role of physical and cognitive/emotional functioning in the associations between common health conditions and working // Social Science & Medicine. 2023. 322. DOI:115816. 10.1016/j.socscimed.2023.115816
8. Auge D., Hille J., Mueller E., Knoll A. (2021) A survey of encoding techniques for signal processing in spiking neural networks // Neural Processing Letters. 2021 No 53. Pp. 4693-4710. DOI:10.1007/s11063-021-10562-2
9. Bode E., Brunow S., Ott I., Sorgner A. (2019) Worker personality: Another skill bias beyond education in the digital age // German Economic Review. 2019. Vol. 20. No 4. Pp. 254-294. DOI:10.1111/geer.12165
10. Borghans L., Meijers H., ter Weel B. (2006) The Role of Noncognitive Skills in Explaining Cognitive Test Scores // IZA Discussion Paper. 2006. 2429. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.947088>

11. Böhm R., Letmathe P., Schinner M., (2023) The monetary value of competencies: A novel method and case study in smart manufacturing // *Technological Forecasting and Social Change*. 2023. Vol.189. 122331. DOI: 10.1016/j.techfore.2023.122331
12. Brockwell P. J., Davis R. A. (2016) *Introduction to Time Series and Forecasting*, Springer. 2016. 425p.
13. Caliendo M., Fossen F., Kritikos A. *Personality (2014) Characteristics and the Decision to Become and Stay Self-employed // Small Business Economics*. 2014. No 42. Pp. 787–814. DOI:10.1007/s11187-013-9514-8
14. Cobb-Clark D.A., Tan M. (2011) Noncognitive skills, occupational attainment, and relative wages // *Labour Economics*. 2011. 18(1). Pp.1–13. DOI:10.1016/j.labeco.2010.07.003
15. Cunha F., Heckman J. *Formulating, (2008) Identifying and Estimating the Technology of Cognitive and Noncognitive Skill Formation // Journal of Human Resources*. 2008. Vol. 43. No 4. Pp.738-782. DOI:10.2307/40057370
16. De Silva M., Gokhberg L., Meissner D., Russo M. (2021) Addressing societal challenges through the simultaneous generation of social and business values: A conceptual framework for science-based co-creation // *Technovation*. 2021. No 104. DOI: 10.1016/j.technovation.2021.102268
17. Feng Q., Feng Z., Su X. (2021) Design and simulation of human resource allocation model based on double-cycle neural network // *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2021. DOI:10.1155/2021/7149631
18. Korošec D., Vrtnjak D., Stiglic G. (2022) Health Conditions and Long Working Hours in Europe: A Retrospective Study // *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2022. No 19. DOI:10.3390/ijerph191912325
19. Llenado H., Lyndon, A. (2022) Mediating Effect of Employee Accountability on the Relationship between Working Condition and Organizational Health // *American Journal of Multidisciplinary Research and Innovation*. 2022. No1. Pp. 228-243. DOI:10.54536/ajmri.v1i4.722
20. Lupachev V., Koubassov R., Popov V., Demin D., Kubasova E. (2023) The structure of morbidity of fishermen working in different geographical regions // *Marine Medicine*. 2023. No 8, Pp. 44-51. DOI:10.22328/2413-5747-2022-8-4-44-51
21. McCrae Robert R., Costa Jr. Paul T. (2021) Understanding persons: From Stern's personalistics to Five-Factor Theory. *Personality and Individual Differences*. 2021.169 p. DOI:10.1016/j.paid.2020.109816
22. Osipov V., Nikiforov V., Zhukova N., Miloserdov D. (2020) Urban traffic flows forecasting by recurrent neural networks with spiral structures of layers // *Neural Computing and Applications*. 2020. No 32. Pp. 14885-14897. DOI:10.1007/s00521-020-04843-5
23. Osipov V., Osipova M, (2018) Space-time signal binding in recurrent neural networks with controlled elements // *Neurocomputing*. 2018. No 308. Pp. 194–204. DOI:10.1016/j.neucom.2018.05.009
24. Rajagopal N.K., Saini M., Huerta Soto R., Vílchez-Vásquez R., Kumar J.N., Gupta S.K., Perumal S. (2022) Human Resource Demand Prediction and Configuration Model Based on Grey Wolf Optimization and Recurrent Neural Network // *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022. DOI:10.1155/2022/5613407
25. Sanchez-Caballero A., Fuentes-Jimenez D., Losada-Gutiérrez C. (2022) Real-time human action recognition using raw depth video-based recurrent neural networks // *Multimedia Tools and Applications*. 2022. Vol. 82. Pp. 16213-16235. DOI:10.1007/s11042-022-14075-5
26. Savelyev P., Tan K. (2019) Socioemotional skills, education, and health-related outcomes of high-ability individuals // *American Journal of Health Economics*. 2019. Vol. 5. No 2. Pp. 250-280. DOI:10.1162/ajhe_a_00116
27. Schwartz, S. Zanna, M. (1992) Universals in the content and structure of values: Theory and empirical tests in 20 countries // *Advances in experimental social psychology*. 1992. No 25, Pp.1-65. DOI:10.1016/S0065-2601(08)60281-6
28. Speir C., Ridings C., Marcum J., Drexler M., Norman K. (2020) Measuring health conditions and behaviours in fishing industry participants and fishing communities using the Behavioral Risk Factor Surveillance Survey (BRFSS) // *ICES Journal of Marine Science*, 2020, Vol. 77, Pp. 1830-1840. DOI:10.1093/icesjms/fsaa032
29. Timmermann A. (2018) Forecasting methods in finance // *Annual Review of Financial Economics*. 2018. No. 10. Pp. 449–479. DOI: 10.1146/annurev-economics-080315-015346
30. Welc J., Esquerdo P. J. R. (2018) *Applied Regression Analysis for Business*. Cham, Springer Nature Switzerland AG, 2018. 286 p. DOI: 10.1007/978-3-319-71156-0
31. Wu Y., Wang S., Wang X., Wang Z. (2022) Application research of particle swarm algorithm in bank human resource management // *Security and Communication Networks*. 2022. Vol. 2. DOI:10.1155/2022/8788894
32. Zhao J., Zhou N. (2021) Impact of human health on economic growth under the constraint of environment pollution // *Technological Forecasting and Social Change*. 2021. 169. 120828. DOI:10.1016/j.techfore.2021.120828

References in Cyrillics

1. Gerchikov V. (2005) Tipologicheskaya koncepciya trudovoj motivacii // Motivaciya i oplata truda. 2005. No 2. С. 52-62
2. Korovkin A.G., Korolev I.B., Edinak E.A. (2015) Obrazovatel'nye karakteristiki rabochej sily kak faktor soglasovaniya sprosа i predlozheniya na rossijskom rynke truda. Nauchnye trudy: In-t narodnohozyajstvennogo prognozirovaniya RAN / Gl. red. A.G. Korovkin. M.: MAKS Press, 2015. S. 222-239.
3. Ogij O. G., Osipov V.YU. (2022) Analiz dinamiki trudovogo potentsiala otraslej na baze nejronnyh setej // Cifrovaya ekonomika. 2022. No 4(20). S. 71 – 78. DOI: 10.34706/DE-2022-04-09
4. Potudanskaya V. F., Trunkina L. V. (2011) Ocenka trudovogo potentsiala personala predpriyatiya // Biznes. Obrazovanie. Pravo. Vestnik Volgogradskogo instituta biznesa. 2011. No 4 (17).
5. Ustinova K.A., Terebova S.V. (2023) Motivy i stimuly tvorcheskoj trudovoj aktivnosti naseleniya // Problemy prognozirovaniya. 2023. No 3 (198). S. 184-199 DOI: 10.47711/0868-6351-198-184-199.

Ключевые слова

Прогнозирование, трудовой потенциал, свойства актора, нейронные сети.

*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., профессор,
директор СПИИРАН СПб ФИЦ РАН, Санкт-Петербург, Россия,
ORCID 0000-0001-5905-4415, osipov.v@iias.spb.su*

*Oksana G. Ogij, 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*

Oxana Ogij, Vasily Osipov. Method of neural network forecasting of labor potential**Keywords**

Forecasting, labor potential, actor properties, neural networks.

DOI: 10.34706/DE-2023-05-06

JELclassification – O 15 - Экономическое развитие: человеческие ресурсы; распределение дохода; миграция; С 45 - Нейронные сети и относящиеся к ним темы

Abstract

The article presents a multidimensional model of labor potential, which is based on the composition of the properties of actors. The model makes it possible to assess abilities, competence and labor behavior by sixteen indicators. It is applicable with high efficiency for assessing labor potential at the micro, meso and macro levels: an individual employee, a team, an organization, a group of companies, an industry. The empirical base is the results of a survey of 764 respondents aged 17 to 65, employed in organizations of the fishery complex. In order to formalize the states of the labor potential, an age grouping has been applied. To predict the labor potential, an algorithm for the rapid and low-cost formation of its initial time series has been proposed, which allows quickly endowing the applied neural network system with supporting associative links. Based on these connections, the neural network system can continuously learn in real time and generate forecasts, as well as appropriate decisions for managing labor potential. The paper shows structural features and rules of this system functioning. Examples are given of constructing the initial time series and the results of predicting future events. Recommendations are given on the use of the proposed solutions for neural network forecasting.