

УДК 331.1:004.8

МЕТОДИКА МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ТРУДОВЫХ РЕСУРСОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**В.В. Акжигитов****Научный руководитель: д.э.н., профессор Санталова М.С.**

Московский городской университет управления Правительства Москвы, Москва, e-mail: 7724417@gmail.com

Аннотация. В условиях цифровой трансформации экономики традиционные подходы к оценке качества трудовых ресурсов утрачивают свою аналитическую достаточность, поскольку не учитывают динамическую составляющую трудового потенциала и возможности предиктивного моделирования. Настоящая статья посвящена разработке и обоснованию методики многокритериальной оценки качества трудовых ресурсов, интегрирующей технологии искусственного интеллекта в систему управленческих решений. В работе уточнено содержание экономической категории «качество трудовых ресурсов» как двухкомпонентной характеристики, включающей статическое состояние трудовых ресурсов и динамический аспект, выражаемый через трудовой потенциал. Предложена расширенная многокритериальная матрица оценки, дополненная предиктивным индексом ИИ (AI-prediction index), позволяющим прогнозировать траектории развития компетенций и риски снижения эффективности персонала. Разработана методика комплексной оценки качества трудовых ресурсов, основанная на системном сочетании количественных и качественных показателей, факторном моделировании и динамическом прогнозировании. Представлена интегрированная модель государственной политики в сфере управления трудовыми ресурсами с использованием искусственного интеллекта, обеспечивающая координацию цифрового регулирования, управления рынком труда и оценки качества трудовых ресурсов в единой аналитической системе. Полученные результаты обладают как теоретической значимостью в части концептуализации категории качества трудовых ресурсов в контексте цифровой экономики, так и практической применимостью на уровне организационного и государственного управления.

Ключевые слова: качество трудовых ресурсов, трудовой потенциал, искусственный интеллект, многокритериальная оценка, цифровая трансформация, факторное моделирование, AI-prediction index, государственная политика, управление персоналом, экономика знаний.

METHODOLOGY OF MULTI-CRITERIA ASSESSMENT OF LABOR RESOURCE QUALITY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES**V.V. Akzhigitov****Scientific supervisor: Doctor of Economics, Professor Santalova M.S.**

Moscow City University of Management, Moscow Government, Moscow, e-mail: 7724417@gmail.com

Abstract. The article is devoted to the development and substantiation of a multi-criteria methodology for assessing the quality of labor resources, integrating artificial intelligence technologies into the management decision-making system. The concept of "quality of labor resources" is clarified as a two-component characteristic combining static labor resource state and dynamic aspect expressed through labor potential. An extended multi-criteria assessment matrix supplemented by an AI-prediction index is proposed, enabling forecasting of competency development trajectories and personnel efficiency risk identification. The results possess both theoretical significance regarding the conceptualization of labor resource quality in the digital economy context, and practical applicability at organizational and public governance levels.

Keywords: labor resource quality, labor potential, artificial intelligence, multi-criteria assessment, digital transformation, factor modeling, AI-prediction index, public policy, personnel management, knowledge economy.

Дата поступления статьи в редакцию: 16.04.2026

Дата принятия статьи в печать: 28.05.2026

Введение

Современная экономика переживает глубинную трансформацию, связанную с ускоренным распространением цифровых технологий, алгоритмических систем управления и инструментов

искусственного интеллекта. В этих условиях трудовые ресурсы утрачивают роль исключительно количественного фактора производства и превращаются в сложный многоуровневый капитал, определяющий конкурентоспособность организаций и устойчивость национальных экономических систем. Качество трудовых ресурсов становится одним из ключевых детерминантов производительности, инновационной активности и способности экономики к адаптации в условиях технологических изменений.

Вместе с тем традиционные подходы к оценке качества трудовых ресурсов, сложившиеся в рамках классической экономики труда, всё в большей мере демонстрируют свою аналитическую недостаточность. Существующие инструментарии, как правило, ориентированы на измерение статических параметров, уровня образования, квалификации, трудового стажа, производительности, тогда как динамические характеристики, отражающие потенциал развития работника, адаптивность к новым технологиям, когнитивную гибкость и инновационную восприимчивость, остаются вне системы формализованной оценки. Подобная ограниченность методологической базы ведёт к неполноте управленческих решений, искажению кадровой диагностики и снижению эффективности государственной политики на рынке труда.

Использование технологий искусственного интеллекта открывает принципиально новые возможности для преодоления этих ограничений. Предиктивные алгоритмы, модели машинного обучения, системы обработки естественного языка и инструменты интеллектуального анализа данных позволяют перейти от статической фиксации текущего состояния трудовых ресурсов к динамическому прогнозированию траекторий их развития, выявлению латентных компетенций, моделированию рисков снижения эффективности и заблаговременному планированию кадровых интервенций. Таким образом, искусственный интеллект становится не просто вспомогательным инструментом HR-аналитики, но системообразующим элементом новой модели управления качеством трудовых ресурсов.

Актуальность данного исследования определяется рядом взаимосвязанных обстоятельств. Во-первых, реализация национальных проектов цифровой трансформации Российской Федерации, прежде всего проекта «Цифровая экономика», предполагает качественное изменение системы управления трудовыми ресурсами с широким использованием интеллектуальных технологий. Во-вторых, формирование экономики знаний требует принципиально нового понимания категории «качество трудовых ресурсов», интегрирующего цифровые, когнитивные и адаптивные компетенции. В-третьих, существующий методологический разрыв между теоретическими концепциями качества трудовых ресурсов и практическими инструментами их оценки с применением ИИ-технологий обуславливает необходимость разработки системной методики, обеспечивающей их содержательное сопряжение.

Цель исследования

Цель настоящей статьи состоит в разработке и научном обосновании методики многокритериальной оценки качества трудовых ресурсов, интегрирующей технологии искусственного интеллекта, а также в представлении интегрированной модели государственной политики управления трудовыми ресурсами в условиях цифровой экономики.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи: уточнение экономического содержания категории «качество трудовых ресурсов» в контексте цифровой трансформации; разработка расширенной многокритериальной матрицы оценки с включением предиктивного ИИ-индекса; обоснование методологии факторного моделирования применительно к регулированию качества трудовых ресурсов; формирование интегрированной модели государственной политики в области применения ИИ при управлении трудовыми ресурсами.

Материал и методы исследования

Теоретическую основу исследования составляют труды отечественных и зарубежных учёных в области экономики труда, теории человеческого капитала, цифровой экономики и управления персоналом: Т.В. Козловой [10], Д.В. Сапожникова [16], Э.С. Замбрицкой [16], Р.Ю. Вахланова [5], А.А. Королевой, Н.Р. Степановой [11], О.П. Вандышевой, Д.С. Меркуловой [4], Ч. Сюэ [20], С.А. Кацко [9] и других. Методологически работа опирается на системный, институциональный и структурно-функциональный подходы, а также на инструментарий факторного анализа, экспертной оценки и предиктивного моделирования.

Результаты исследования

ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ТРУДОВЫХ РЕСУРСОВ:
КОНЦЕПТУАЛЬНОЕ УТОЧНЕНИЕ КАТЕГОРИИ*Эволюция подходов к определению качества трудовых ресурсов*

Экономическая категория «качество трудовых ресурсов» имеет длительную историю теоретического осмысления, однако в условиях цифровой трансформации её традиционные интерпретации приобретают значительную аналитическую ограниченность. Классический подход, представленный в работах Т.В. Козловой и Д.В. Сапожникова, трактует качество трудовых ресурсов, прежде всего, через совокупность наблюдаемых и измеримых характеристик, уровень образования, профессиональную квалификацию, производственный опыт, состояние здоровья и производительность труда [10]. Данный подход обеспечивает высокую степень формализации оценки и сравнимость показателей, однако рассматривает качество преимущественно как статичное состояние, не учитывая динамику развития трудовых ресурсов и их потенциал в условиях меняющейся технологической среды.

Расширение аналитических рамок предпринято в исследованиях Д.М. Джураевой, Д.Ш. Мусостовой, М.Т. Фельдман, в которых трактовка качества трудовых ресурсов дополняется социальными, поведенческими и мотивационными составляющими [7, 13, 19]. Авторы акцентируют значение организационной культуры, психологической устойчивости работника, мотивации к труду и адаптивности как факторов, определяющих эффективное использование трудовых ресурсов. Несмотря на содержательное обогащение концепции, данные подходы остаются преимущественно ориентированными на организационный уровень и лишь поверхностно касаются механизмов государственного регулирования и влияния цифровых технологий на структуру трудовых компетенций.

Наиболее перспективным направлением современных исследований является включение в анализ качества трудовых ресурсов цифровых и технологических компетенций как самостоятельного аналитического измерения. Ч. Сюэ убедительно демонстрирует, что цифровизация принципиально меняет не только содержание труда, но и саму природу требований к работнику: навыки цифровой грамотности, взаимодействия с автоматизированными системами, когнитивной гибкости и управления неопределённостью из периферийных превращаются в центральные компетенции [20]. Аналогичную позицию занимают С.А. Кацко и Д.В. Сапожников, обосновывающие необходимость включения инновационной активности и динамики навыков в систему оценки эффективности трудовых ресурсов [9].

В рамках настоящего исследования обосновывается авторская трактовка качества трудовых ресурсов как интегрированной системы профессиональных, социальных, поведенческих и цифрово-технологических характеристик работников, отражающей их текущую способность эффективно участвовать в трудовой деятельности и формировать потенциал устойчивого развития организации. Принципиальная особенность данного определения состоит в двухкомпонентной структуре категории: статическая составляющая фиксирует актуальное состояние трудовых ресурсов, тогда как динамическая, воплощённая в трудовом потенциале, отражает эволюционную способность работника к развитию, адаптации и инновационной деятельности.

Трёхмерная структура качества трудовых ресурсов в цифровой экономике

Предлагаемая концептуальная модель качества трудовых ресурсов структурируется по трём взаимодополняющим измерениям, каждое из которых отражает определённый пласт характеристик работника, значимых для его эффективного функционирования в условиях цифровой экономики.

Социально-демографическое измерение охватывает показатели состояния здоровья, трудоспособного возраста, социальной стабильности и репродуктивной способности рабочей силы. Данные параметры формируют базовый физический и демографический субстрат, определяющий саму возможность участия работника в трудовых процессах и составляющий основу воспроизводства трудовых ресурсов на национальном уровне.

Профессионально-квалификационное измерение включает уровень образования, наличие специальных компетенций, производственный опыт, специализацию и достигнутые результаты профессиональной деятельности. Это измерение традиционно являлось ядром концепции качества трудовых ресурсов и сохраняет своё значение в качестве фундамента оценки, однако в

современных условиях становится недостаточным для характеристики полного спектра трудового потенциала работника.

Цифрово-инновационное измерение, принципиально новый элемент предлагаемой модели, который в значительной мере отсутствовал в предшествующих исследованиях. Оно включает цифровую грамотность и владение информационными технологиями, когнитивную гибкость и способность к непрерывному обучению, адаптивность к автоматизированным рабочим средам, креативность, инновационную восприимчивость и управление неопределённостью. Именно данное измерение приобретает центральное значение в экономике знаний, поскольку обуславливает способность трудовых ресурсов интегрироваться в алгоритмические производственные процессы и генерировать добавленную стоимость в условиях технологических трансформаций.

Связь между качеством и потенциалом трудовых ресурсов в рамках предложенной концепции интерпретируется не как эквивалентность, а как функциональная иерархия: качество формирует основу, из которой потенциал проявляется и раскрывается. Высокий уровень текущего качества является необходимым, но недостаточным условием высокого потенциала; последний усиливается внешними факторами, такими как инвестиции в развитие персонала, технологической средой, доступом к образованию и качеством институционального регулирования рынка труда. Включение динамической составляющей в структуру качества трудовых ресурсов существенно расширяет аналитические возможности управления: позволяет не только фиксировать текущее состояние кадрового потенциала организации, но и прогнозировать его изменение, выявлять дисбалансы между имеющимися компетенциями и перспективными требованиями экономики, планировать стратегические интервенции в области развития персонала.

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ МАТРИЦА ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ТРУДОВЫХ РЕСУРСОВ

Принципы построения расширенной матрицы

Операционализация предложенного теоретического подхода к качеству трудовых ресурсов требует разработки соответствующего инструментария оценки, способного воплотить как статическое, так и динамическое измерения в системе формализованных показателей. В рамках настоящего исследования разработана расширенная многокритериальная матрица оценки качества трудовых ресурсов, представляющая собой структурированный набор критериев, индикаторов и весовых коэффициентов, обеспечивающий комплексную диагностику кадрового потенциала организации.

В основу матрицы положен ряд принципов. Принцип полноты охвата предполагает включение показателей, характеризующих все три измерения качества трудовых ресурсов, профессиональное, социальное и цифрово-инновационное. Принцип двухкомпонентности закрепляет разграничение статических и динамических характеристик, обеспечивая отдельное отражение текущего состояния трудовых ресурсов и их потенциала развития. Принцип взвешенности реализует дифференцированную значимость отдельных критериев с учётом их вклада в формирование совокупного качества трудовых ресурсов. Принцип измеримости гарантирует возможность получения числового значения по каждому индикатору на основе объективных данных либо верифицированных экспертных оценок. Принцип управленческой ориентированности обеспечивает возможность использования результатов оценки непосредственно в принятии кадровых и стратегических управленческих решений.

Базовая матрица оценки качества трудовых ресурсов

Базовая матрица включает одиннадцать критериев, разделённых на два блока: статического качества (шесть критериев) и динамического качества, трудового потенциала (пять критериев). Каждому критерию присвоен весовой коэффициент, отражающий его относительную значимость, при условии $\sum w_i = 1$.

Интегральный показатель качества трудовых ресурсов рассчитывается по формуле [22]:

$$S_{HR} = \sum_{i=1}^n w_i \cdot s_i$$

где: s_i — оценка по i -му критерию по десятибалльной шкале;
 w_i — весовой коэффициент i -го критерия.

Таблица 1

**Базовая многокритериальная матрица оценки качества трудовых ресурсов
[составлено автором исследования]**

Критерий	Индикатор	Тип характеристики	Вес (w_i)
Образование и квалификация	Уровень образования, наличие профильных компетенций	Статическое качество	0,10
Профессиональный опыт	Стаж, успешность выполнения аналогичных задач	Статическое качество	0,10
Здоровье и работоспособность	Медицинские показатели, способность к труду	Статическое качество	0,10
Производительность труда	Средние показатели выработки или KPI	Статическое качество	0,10
Цифровая компетентность	Владение цифровыми инструментами, платформами	Статическое качество (современное)	0,10
Адаптивность в текущей деятельности	Скорость реакции на изменения требований	Статическое с элементами динамики	0,05
Нереализованные профессиональные способности	Gap-index: разрыв между компетенциями и требованиями должности	Динамическое качество (потенциал)	0,15
Потенциал карьерного продвижения	Готовность выполнять функции следующего уровня	Динамическое качество (потенциал)	0,10
Творческий и инновационный потенциал	Выраженность склонности к инновациям	Динамическое качество (потенциал)	0,07
Потенциал обучаемости (learning agility)	Скорость освоения новых навыков	Динамическое качество (потенциал)	0,08
Социально-коммуникативный потенциал	Непроявленное лидерство, влияние, наставничество	Динамическое качество (потенциал)	0,05
Итого			1,00

Структура матрицы отражает принципиальный методологический выбор: включение в оценку качества трудовых ресурсов не только традиционных профессиональных характеристик, но и показателей Gap-index, разрыва между имеющимися компетенциями и требованиями должности. Данный индикатор выполняет функцию аналитического «моста» между статической и динамической составляющими: его высокое значение сигнализирует о нереализованном потенциале работника, требующем целенаправленных управленческих усилий для его активации и использования. Наибольший весовой коэффициент (0,15) именно этого показателя отражает его ключевую роль в системе оценки.

Расширенная матрица с интеграцией предиктивной ИИ-оценки

Развитием базовой матрицы служит её расширенная версия, включающая дополнительный критерий, предиктивную ИИ-оценку потенциала трудовых ресурсов (AI-prediction index). Введение данного показателя обосновано тем, что современные информационно-аналитические системы на основе ИИ позволяют не только фиксировать текущее состояние компетенций, но и прогнозировать возможные траектории развития работника, риски снижения его эффективности, вероятность образования дефицита навыков и индивидуальный потенциал роста.

**Расширенная многокритериальная матрица оценки качества
трудовых ресурсов с ИИ-компонентой [составлено автором исследования]**

Критерий	Индикатор	Тип характеристики	Вес (w_i)
Образование и квалификация	Уровень образования, профильные компетенции	Статическое качество	0,09
Профессиональный опыт	Стаж, результативность выполнения задач	Статическое качество	0,09
Здоровье и работоспособность	Медицинские показатели, трудоспособность	Статическое качество	0,09
Производительность труда	KPI, выработка	Статическое качество	0,09
Цифровая компетентность	Владение цифровыми инструментами	Статическое качество (современное)	0,09
Адаптивность в текущей деятельности	Скорость реакции на изменения	Статическое с элементами динамики	0,05
Нереализованные профессиональные способности	Gap-index	Динамическое качество (потенциал)	0,15
Потенциал карьерного продвижения	Готовность к функциям следующего уровня	Динамическое качество (потенциал)	0,10
Творческий и инновационный потенциал	Склонность к инновациям	Динамическое качество (потенциал)	0,07
Потенциал обучаемости (learning agility)	Скорость освоения навыков	Динамическое качество (потенциал)	0,08
Социально-коммуникативный потенциал	Лидерство, наставничество	Динамическое качество (потенциал)	0,05
Предиктивная ИИ-оценка потенциала (AI-prediction index)	Прогноз траектории развития, рисков деградации навыков, дефицита компетенций	Динамическое качество (потенциал, цифровая аналитика)	0,05
Итого			1,00

AI-prediction index формируется на основе агрегированного балла компетентности, рассчитываемого по формуле [21]:

$$ScoreComp_i = \alpha \cdot f(E_i) + (1 - \alpha) \cdot g(S_i), \alpha \in [0,1]$$

где $f(E_i)$ охватывает «явные» доказательства компетентности (сертификации, результаты тестирования), $g(S_i)$ латентную структуру навыков, выявляемую посредством NLP-анализа профессиональных текстов и карьерных историй. Вес α динамически регулируется в зависимости от индекса качества данных Q_i : при низком качестве исходных данных система сигнализирует о высокой неопределённости прогноза и ограничивает степень автоматизации принятия решений.

Совместимость работника с конкретной позицией оценивается на основе модифицированного косинусного сходства [22]:

$$Match_{ij} = \cos(S_i, R_j) - \lambda \cdot Gap_{ij}$$

где: R_j — вектор требований должности j ;

Gap_{ij} — критические разрывы в навыках (например, в области цифровой безопасности, правовых или технических компетенций);

λ — параметр, контролирующий степень штрафования за наличие критических пробелов.

Такая формулировка обеспечивает объяснимость результатов оценки: система идентифицирует конкретные недостающие навыки, сильные стороны кандидата, а также рекомендуемый план профессионального развития.

Включение предиктивной ИИ-оценки в структуру матрицы обеспечивает качественный переход от статической к динамической, прогностически ориентированной оценке качества трудовых ресурсов. Тем самым искусственный интеллект становится не просто инструментом автоматизации рутинных HR-процессов, но аналитическим механизмом выявления и измере-

ния динамической составляющей качества трудовых ресурсов, существенно усиливающим точность и проактивность кадровой диагностики.

МЕТОДИКА КОМПЛЕКСНОЙ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ТРУДОВЫХ РЕСУРСОВ

Архитектура методики

На основе разработанной теоретической базы и предложенной матрицы оценки сформирована трёхблочная методика комплексной оценки качества трудовых ресурсов, ориентированная на системное сочетание количественных и качественных показателей, динамическое моделирование и использование результатов оценки в управленческих решениях.

Первый блок, многокритериальная диагностика качества трудовых ресурсов, предполагает периодический сбор и анализ показателей по всем критериям расширенной матрицы. На основе взвешенных индикаторов формируется интегральный показатель качества S_{HR} , позволяющий получить агрегированную числовую характеристику кадрового потенциала как отдельного работника, так и подразделения или организации в целом.

Таблица 3

Методика оценки качества трудовых ресурсов [составлено автором исследования]

Критерий качества	Индикатор	Вес (w_i)	Методы оценки	Ожидаемый результат
Профессиональная квалификация и опыт	Квалификационный уровень, стаж, успешные проекты	0,25	Анализ резюме, аттестации, KPI	Определение уровня компетентности персонала
Мотивация и вовлечённость	Индекс удовлетворённости, инициативность	0,20	Опросы, интервью, оценка участия в проектах	Уровень мотивации и готовности к достижению целей
Адаптивность и обучаемость	Освоение технологий, участие в обучении	0,20	Тестирование, мониторинг курсов, оценка наставников	Способность к адаптации к изменениям
Инновационная активность	Предложения по улучшению, участие в инновациях	0,15	Анализ отчётности, показатели инициатив	Уровень генерации новых идей
Организационная и командная эффективность	Взаимодействие в командах, синергетический эффект	0,20	360°-обратная связь, наблюдение	Эффективность командного взаимодействия

Второй блок, перспективное моделирование и прогнозирование, реализуется через функцию динамики качества трудовых ресурсов P_t , описывающую его временную эволюцию с учётом процессов обучения, карьерного роста, текучести кадров и изменения организационных требований. Применение сценарного анализа позволяет оценивать возможные изменения в структуре и характеристиках трудовых ресурсов в краткосрочной (до 1 года), среднесрочной (1–3 года) и долгосрочной (3–5 лет) перспективах, планировать мероприятия по повышению квалификации и развитию адаптивных компетенций.

Третий блок, стратегический план действий и непрерывная корректировка, включает разработку управленческих решений на основе результатов оценки с использованием инструментов SWOT-анализа, системы SMART-показателей и ключевых индикаторов эффективности. Непрерывный мониторинг интегрального показателя через динамическую информационную панель обеспечивает оперативность управленческих реакций на изменения кадрового потенциала организации.

Факторное моделирование как инструмент регулирования качества трудовых ресурсов

Содержательной основой методики служит факторная модель, позволяющая формализовать влияние ключевых детерминант на качество трудовых ресурсов и использовать результаты моделирования при разработке и корректировке программ развития трудового потенциала на корпоративном и государственном уровнях.

В рамках исследования выделены четыре ключевых направления факторного анализа:

1. Институциональные и нормативные механизмы регулирования, стандартизация квалификаций, нормативно-правовое обеспечение, государственная политика занятости;
2. Технологическая среда и цифровая инфраструктура, доступность цифровых инструментов, уровень автоматизации производственных процессов, наличие региональных цифровых экосистем;

3. Образовательные и профессиональные программы, качество системы профессиональной подготовки, интеграция образования с реальным сектором экономики, непрерывное обучение;
4. Поведенческие и психологические характеристики, мотивация, вовлечённость, инновационная активность и способность к командному взаимодействию.

Алгоритм факторного моделирования включает пять последовательных этапов.

Этап 1. Сбор и систематизация данных о факторах с использованием количественных показателей и экспертных оценок. Каждому фактору присваивается значение на основе верифицированных источников информации.

Этап 2. Расчёт среднего значения факторов по формуле агрегирования экспертных оценок [24]:

$$S_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_{ij}$$

где X_{ij} — оценка, присвоенная j -м экспертом i -му фактору, n — общее число экспертов. Данный шаг обеспечивает минимизацию индивидуальных смещений при формировании агрегированной оценки.

Этап 3. Определение весового коэффициента W_i , отражающего относительную значимость фактора [25]:

$$W_i = \frac{S_i}{\sum S_i}$$

Этап 4. Расчёт взвешенного итогового значения F_j по каждому фактору [25]:

$$F_j = S_j \cdot W_j$$

Этап 5. Оценка согласованности экспертных суждений посредством коэффициента конкордации W : [22]

$$W = \frac{12 \sum d^2}{m^2(n^3 - n)}$$

где: d^2 — сумма квадратов отклонений рангов от среднего;

m — количество факторов;

n — количество экспертов.

Результаты факторного моделирования формируют иерархическую структуру влияния, в которой наиболее значимыми детерминантами качества трудовых ресурсов выступают институциональные и технологические факторы, обеспечивающие нормативную основу и инфраструктурные условия развития персонала. Поведенческие и мотивационные факторы занимают роль поддерживающих детерминант, значимость которых возрастает в контексте реализации корпоративной политики стимулирования профессионального роста. Важной прикладной характеристикой модели является её адаптивность к региональным условиям: структура факторных весов существенно варьируется в зависимости от концентрации специализированного персонала, уровня развития цифровой инфраструктуры и характеристик локального рынка труда.

ИНТЕГРИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ ГОСУДАРСТВЕННОЙ ПОЛИТИКИ В СФЕРЕ УПРАВЛЕНИЯ ТРУДОВЫМИ РЕСУРСАМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Концептуальные принципы модели

Эффективное применение разработанной методики оценки качества трудовых ресурсов требует соответствующей институциональной и регуляторной среды, которая обеспечивает легитимность использования алгоритмических инструментов, защиту прав работников и прозрачность принятия управленческих решений. В исследовании разработана интегрированная модель государственной политики в сфере применения ИИ при управлении трудовыми ресурсами, основанная на четырёх ключевых принципах.

Принцип комплементарности предполагает, что алгоритмические системы выступают инструментом поддержки, а не замены человеческого суждения при принятии кадровых и политиче-

ских решений. Ответственность за конечные решения в сфере управления трудовыми ресурсами остаётся за компетентными должностными лицами.

Принцип институциональной пропорциональности требует соответствия применяемых инструментов ИИ реальному уровню цифровой зрелости организации или территории. Внедрение предиктивных аналитических систем предполагает наличие зрелой информационной инфраструктуры, достаточного качества исходных данных и кадров, способных интерпретировать и использовать результаты алгоритмической оценки.

Принцип функциональной прозрачности устанавливает требование объяснимости алгоритмических решений: применяемые системы ИИ должны обеспечивать возможность содержательного разъяснения оснований оценки работнику, а также верификации результатов независимыми аудиторами.

Принцип общественной подотчётности предусматривает создание механизмов регулярного мониторинга и аудита систем ИИ, используемых в сфере управления трудовыми ресурсами, с публичным отчётом об их эффективности, точности и отсутствии систематических предубеждений в оценке отдельных категорий работников.

Трёхуровневая архитектура государственной политики

Предлагаемая модель организована в виде трёхуровневой архитектуры, согласованной с иерархией государственного управления.

Уровень А, данные и совместимость, образует информационный фундамент системы и включает: кадровые регистры (персонал, должности, траектории занятости); образовательные данные (программы подготовки, сертификаты, микронавыки); данные рынка труда (вакансии, потоки занятости, заработная плата, мобильность); административные данные (пособия, социальные трансферты, программы содействия занятости); метаданные качества (полнота, актуальность и последовательность информационных массивов). Обеспечение высокого качества данных на данном уровне является необходимым условием достоверности последующих алгоритмических расчётов.

Уровень В, модели ИИ (оценка и прогнозирование), включает алгоритмические инструменты непосредственного применения: NLP-системы извлечения навыков и построения профильных эмбедингов; модели оценки компетентности и сопоставления с требованиями вакансий; модели прогнозирования рисков (текучесть кадров, компетентностные несоответствия, трудоёмкие вакансии); инструменты прогнозирования дефицита квалификаций по отраслям, секторам и территориям; методы квазиэкспериментальной оценки эффективности государственных программ занятости.

Уровень С, управление, аудит и отслеживаемость, обеспечивает институциональную надёжность и легитимность системы: разработка объяснимых правил принятия решений; проведение аудитов устойчивости и корректности алгоритмических оценок; соблюдение требований защиты персональных данных и разграничения прав доступа; ведение журналов решений и механизмов корректировки алгоритмических ошибок компетентными специалистами.

Прогнозирование дефицита квалификаций с использованием ИИ

Важнейшим прикладным элементом предлагаемой модели является подсистема прогнозирования дефицита квалификаций на уровне территорий и профессиональных групп. Для территории и профессии в момент времени дефицит определяется как разность спроса и предложения на рынке труда [22]:

$$Def_{rmt} = Dem_{rmt} - Off_{rmt}$$

где Dem_{rmt} аппроксимируется совокупностью открытых вакансий, запланированных мест и замещений, обусловленных выходом на пенсию и текучестью кадров; Off_{rmt} — доступным и поступающим персоналом через систему профессиональной подготовки, внутрирегиональную мобильность и миграцию.

Для повышения прогностической точности в регрессионную модель прогнозирования дефицита включается индикатор инновационной активности территории, представляющий собой синтетический показатель институциональной способности региона поглощать решения ИИ и трансформировать систему управления трудовыми ресурсами [21]:

$$Kia_r = 0,766 + 0,0958 \cdot Dp_r - 0,0768 \cdot Chn_r$$

где: Dp_r — доля инновационных проектов в общей активности территории;

Chn_r — численность населения как фактор, отражающий сложность управления крупными агломерациями.

Полная эконометрическая модель прогнозирования дефицита имеет вид:

$$Def_{rmt} = \beta_0 + \beta_1 \cdot Vac_{rmt} + \beta_2 \cdot Ret_{rmt} + \beta_3 \cdot Wage_{rmt} + \beta_4 \cdot Train_{rmt} - \beta_5 \cdot Mobil_{rmt} - \beta_6 \cdot Kia_r + u_{rmt}$$

Данная двухуровневая структура («вложенная регрессия») позволяет превратить инновационный потенциал территории в операционализированный инструмент государственной политики: меры по наращиванию через интенсификацию квалификационных проектов и снижение институциональной фрагментации транслируются в улучшение кадровых результатов на региональном уровне.

Дифференциация функций ИИ по уровням государственного управления

Реализация предлагаемой модели предполагает дифференцированный подход к распределению функций ИИ в зависимости от уровня государственного управления.

Таблица 4

Матрица интеграции: институциональный уровень и функции ИИ
[составлено автором исследования]

Уровень	Доминирующие функции ИИ	Приоритетный ИИ (краткосрочный)	Продвинутый ИИ (среднесрочный)
Муниципальный	Операционные, ресурсные ограничения	Автоматизация, сортировка, выявление несоответствий	Сопоставление, локальное прогнозирование, оптимизация
Региональный	Пилотирование, координация, программы	Картирование навыков, мониторинг	Многотерриториальные предиктивные модели, моделирование
Федеральный	Стандартизация, платформы, стратегия	Стандарты качества данных, аудиторские рамки	Национальные экосистемы, причинно-следственные сценарии

На муниципальном уровне ИИ преимущественно обеспечивает автоматизацию кадрового учёта, первичную сортировку кандидатов и выявление несоответствий между требованиями вакансий и доступными компетенциями. Региональный уровень концентрируется на пилотировании предиктивных систем, картировании навыков в рамках конкретных отраслей и разработке территориальных программ развития трудового потенциала. Федеральный уровень отвечает за стандартизацию требований к данным и алгоритмам, создание национальных платформ управления трудовыми ресурсами и реализацию стратегических сценариев долгосрочного развития рынка труда.

Оценка эффективности государственной политики с применением ИИ

Оценка результативности государственной политики в области управления трудовыми ресурсами с применением ИИ не должна ограничиваться измерением степени технологического внедрения. Содержательная оценка требует анализа реальных последствий для качества административных решений, эффективности управления кадровым потенциалом и снижения структурных дисбалансов на рынке труда.

Для оценки дифференцированного эффекта государственных программ занятости рекомендуется применение регрессионной модели с взаимодействием переменных:

$$Y_{ipr} = \gamma_0 + \gamma_1 T_{ipr} + \gamma_2 Kia_r + \gamma_3 (T_{ipr} \times ia_r) + \Gamma X_{ipr} + \varepsilon_{ipr}$$

где: Y_{ipr} — результат p -го участника программы в регионе r ;

T_{ipr} — факт участия в программе;

Kia_r — инновационная ёмкость региона.

Коэффициент γ_3 при члене взаимодействия проверяет гипотезу о том, достигают ли регионы с высоким Kia более высоких результатов вследствие лучшего распределения ресурсов, более качественного мониторинга и таргетированного отбора участников программ.

Ключевые направления оценки эффективности включают административную результативность (сокращение сроков принятия кадровых решений, точность прогнозов дефицита), качество трудоустройства (соответствие навыков требованиям занятости, стабильность занятости), социальную справедливость (выявление межгрупповых и межтерриториальных различий в результа-

тах применения ИИ-систем) и институциональную устойчивость (уровень соблюдения нормативных требований, число проведённых аудитов).

ПЕРИОДИЗАЦИЯ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ УПРАВЛЕНИЯ ТРУДОВЫМИ РЕСУРСАМИ В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Разработанная в исследовании авторская периодизация цифровой трансформации управления трудовыми ресурсами в Российской Федерации основана на комплексном учёте технологических, институциональных и правовых изменений и отражает логику эволюции от административно-учётной к интеллектуально-прогностической модели государственного регулирования рынка труда.

Первый период (конец 1990-х, 2008 г.), формирование информационной инфраструктуры. Характеризуется преимущественно вспомогательным использованием информационно-коммуникационных технологий для автоматизации статистического учёта занятости. Управление трудовыми ресурсами носило фрагментарный учётно-административный характер; роль государства сводилась к функциям регулятора и администратора.

Второй период (2009–2015 гг.), системно-информационная модель. Происходит интеграция государственных информационных систем, расширение межведомственного обмена данными, формирование электронных сервисов занятости. Управление рынком труда становится технологически более оснащённым, однако сохраняет реактивный характер, ориентированный на фиксацию текущего состояния.

Третий период (2016–2020 гг.), платформенное и аналитическое управление. Активно формируются цифровые платформы занятости, расширяется использование больших данных, появляются инструменты цифровой оценки компетенций. Государство принимает на себя функцию модератора и партнёра, координирующего взаимодействие системы образования, бизнеса и рынка труда.

Четвёртый период (с 2021 г. по настоящее время), интеллектуально-прогностическая модель. Ключевой признак, интеграция технологий ИИ и машинного обучения в процессы оценки качества трудовых ресурсов и формирования политики занятости. Управление приобретает проактивный характер на основе предиктивных моделей. Роль государства трансформируется к функции архитектора цифровой политики, обеспечивающего институциональную устойчивость и социальную ответственность применения алгоритмических решений.

Данная периодизация позволяет обосновать закономерность и необходимость предложенной методики как закономерного продукта четвёртого этапа трансформации, адекватного новой роли государства как архитектора интеллектуального управления трудовыми ресурсами.

Заключение

Проведённое исследование позволило получить ряд результатов, обладающих как теоретической, так и практической значимостью.

В теоретическом отношении уточнено содержание экономической категории «качество трудовых ресурсов» как двухкомпонентной интегрированной системы, включающей статическое состояние (профессиональные, социальные, физиологические характеристики работника) и динамический аспект, трудовой потенциал (адаптивность, обучаемость, инновационная активность, когнитивная гибкость). Данное уточнение преодолевает ограниченность традиционных трактовок и формирует концептуальную основу для разработки инструментов прогностического управления персоналом в условиях цифровой экономики.

В методологическом отношении разработана расширенная многокритериальная матрица оценки качества трудовых ресурсов, включающая двенадцать критериев, от традиционных профессиональных и квалификационных показателей до предиктивного ИИ-индекса (AI-prediction index), обеспечивающего переход от статической к динамической оценке. Предложена трёхблочная методика комплексной диагностики, прогнозирования и стратегического планирования развития трудовых ресурсов, обеспечивающая системное сочетание количественных и качественных показателей.

В прикладном отношении обоснован механизм факторного моделирования как инструмента государственного регулирования качества трудовых ресурсов, позволяющего формализовать влияние ключевых детерминант и использовать результаты моделирования в разработке региональных программ развития трудового потенциала. Разработана интегрированная трёхуровневая

модель государственной политики в области ИИ-управления трудовыми ресурсами, обеспечивающая координацию цифрового регулирования на муниципальном, региональном и федеральном уровнях при соблюдении принципов прозрачности, пропорциональности и подотчётности.

Принципиальный вывод исследования состоит в том, что искусственный интеллект выступает не автономной целью цифровой трансформации управления трудовыми ресурсами, но стратегическим инструментом модернизации государственного управления, способным повысить административную эффективность, усилить прозрачность кадровых решений и обеспечить более точное соответствие имеющихся компетенций потребностям развивающейся экономики знаний. Реализация этого потенциала возможна при условии формирования надлежащей нормативной базы, обеспечения качества данных, инвестиций в институциональный потенциал и поддержания высоких стандартов этичности алгоритмических систем в сфере труда.

Перспективными направлениями дальнейших исследований представляются эмпирическая апробация предложенной методики на данных конкретных организациях и региональных рынках труда Российской Федерации, разработка нормативных пороговых значений для AI-prediction index, а также изучение социальных и этических последствий массового применения предиктивных алгоритмов в системе государственного управления персоналом.

Литература

1. Акжигитов В.В., Санталова М.С., Сергеева С.А. и др. Экономические аспекты проблематики использования искусственного интеллекта вместо трудовых ресурсов // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2024. Т. 14. № 5-1. С. 15-22. EDN: ZRXPLG.
2. Акжигитов В.В. Практика применения искусственного интеллекта в государственном управлении трудовыми ресурсами в России: состояние и перспективы // Управленческий учет. 2026. № 2. С. 17-26. EDN: TVHAJO.
3. Акжигитов В.В. Роль искусственного интеллекта в управлении городской средой // Конкурентоспособность в глобальном мире: экономика, наука, технологии. 2025. № 3. С. 113-116. EDN: UMUOCC.
4. Вандышева О.П., Меркулова Д.С. Инвестиции в человеческий капитал и качество трудовых ресурсов в условиях цифровизации экономики // Вопросы экономики и управления. 2023. № 4. С. 45-53.
5. Вахланов Р.Ю. Оценка состояния трудовых ресурсов российской Федерации // Прогрессивная экономика. 2024. № 6. С. 227-237. DOI: 10.54861/27131211_2024_6_227 EDN: NFNYKN.
6. Горкуша О.А., Кондратьев М.С. Анализ динамики уровня развития кадрового потенциала работников сельхозорганизаций с использованием метода его интегральной эстимации // Криминологический журнал. 2024. № 1. С. 218-225. DOI: 10.24412/2687-0185-2024-1-218-225 EDN: AOGCIQ.
7. Джураева Д.М. Поведенческие и мотивационные аспекты управления качеством трудовых ресурсов // Управление персоналом. 2023. № 8. С. 34-41.
8. Ильина И.Ю., Минасян Л.А. Современные подходы к определению кадрового потенциала IT-отрасли в условиях становления цифровой экономики // Вестник РГГУ. Серия «Экономика. Управление. Право». 2025. № 2. С. 23-38. DOI: 10.28995/2073-6304-2025-2-23-38 EDN: ROCWRS.
9. Кацко С.А. и др. Методические подходы к оценке эффективности использования трудовых ресурсов // Естественно-гуманитарные исследования. 2024. № 4 (54). С. 150-155. EDN: DPLIVJ.
10. Козлова Т.В., Сапожников Д.В. Показатели качества трудовых ресурсов предприятий химико-металлургического комплекса // Прикладные экономические исследования. 2024. № 3. С. 104-113. DOI: 10.47576/2949-1908.2024.3.3.012 EDN: VOOASZ.
11. Королева А.А., Степанова Н.Р. Социально-психологические барьеры внедрения инновационных технологий в организации // Российские регионы в фокусе перемен: сборник докладов. 2023. С. 75-79. EDN: TUZEVC.
12. Морозенко А.А., Швец Н.С. Разработка системы оценки кадрового потенциала строительного предприятия на основе индивидуальных показателей работников предприятия // XVI Международная конференция «Безопасность АЭС и подготовка кадров»: Тезисы докладов (г. Обнинск, 26-27 октября). 2023. С. 126. EDN: WDNFOJ.
13. Мусостова Д.Ш., Мизаев С.И., Мусостов З.Р. Роль и значение кадрового потенциала предприятия в современных условиях // Стратегии устойчивого развития: социальные, экономические и юридические аспекты: материалы III Всероссийской научно-практической конференции. Чебоксары: Среда. 2024. С. 156. EDN: CVFNKB.

14. Санталова М.С., Акжигитов В.В., Плиев У.И. Оценка системы обучения персонала в компании // Вестник Академии управления и производства. 2024. № 3. С. 414-421. EDN: XAVDXH.
15. Санталова М.С., Плиев У.И., Акжигитов В.В. Показатели эффективности логистической системы // Вестник Академии управления и производства. 2024. № 2. С. 205-215. EDN: JTHAKW.
16. Сапожников Д.В., Замбрицкая Е.С. Матричный подход для моделирования взаимосвязей показателей качества трудовых ресурсов в условиях предприятий химико-металлургического комплекса // Инновационная экономика: информация, аналитика, прогнозы. 2025. № 2. С. 17-26. DOI: 10.47576/2949-1894.2025.2.2.002 EDN: WDIKAM.
17. Указ Президента Российской Федерации от 7 мая 2018 г. № 204 «О национальных целях и стратегических задачах развития Российской Федерации на период до 2024 года».
18. Указ Президента Российской Федерации от 21 июля 2020 г. № 474 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года».
19. Фельдман М.Т. Управление качеством трудовых ресурсов на рынке труда Камчатского края // Развитие теории и практики управления социальными и экономическими системами. 2025. № 14. С. 66-70. EDN: XYAEIM.
20. Xue H. Research on the Mechanism of the Impact of Digital Economy on the Re-Employment of Rural Surplus Labor Force Under the Background of New Quality Product // Journal of Economics and Management Sciences. 2025. Т. 8. № 6. DOI: 10.30560/jems.v8n6p77 EDN: XJKUOO.
21. Zhou X., Min M., Zhang Z. Research on the social capital, knowledge quality and product innovation performance of knowledge-intensive firms in China // Frontiers in Psychology. 2022. V. 13. P. 946. DOI: 10.3389/fpsyg.2022.946062 EDN: WEVZNR.
22. Wei M. et al. Evaluation of high quality and full employment based on CRITIC-entropy-TOPSIS multi-criteria framework // International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics. 2024. V. 17. № 3. P. 465-485. DOI: 10.1108/ijicc-11-2023-0342 EDN: XHJDOW.
23. Rogers E.M. Diffusion of Innovations. 5th ed. New York: Free Press, 2003. 576 p.
24. Venkatesh V., Morris M.G., Davis G.B., Davis F.D. User acceptance of information technology: toward a unified view // MIS Quarterly. 2003. V. 27. № 3. P. 425-478. EDN: EABIEZ.
25. Goodhue D.L., Thompson R.L. Task-technology fit and individual performance // MIS Quarterly. 1995. V. 19. № 2. P. 213-236. EDN: BZGKPH.