

Методика определения уровня оплаты труда на основе анализа профессиональных компетенций с использованием больших языковых моделей

И. Н. Калиновская

Витебский государственный технологический университет,
Республика Беларусь

Аннотация. В статье представлена методика определения уровня оплаты труда на основе многофакторного анализа профессиональных компетенций с использованием языковых моделей. Актуальность исследования обусловлена рас- тущей дифференциацией в уровне оплаты труда специалистов одной профессиональной категории и субъективностью существующих систем оценки компетенций. Целью работы является разработка объективной методики определения уровня оплаты труда на основе комплексного анализа текстовых данных вакансий. Методология исследования базиру- ется на интеграции качественных (контент-анализ, семантический и контекстуальный анализ) и количественных мето- дов (корреляционный и регрессионный анализ) с применением инструментов обработки естественного языка. Разрабо- танная авторская методика включает трехэтапный процесс: предварительный анализ явных показателей квалификации, контекстуальный анализ профессиональной лексики и расчет итогового уровня владения навыками с применением весовых коэффициентов. На основе полученных результатов сформирована грейдовая система оплаты труда, вклю- чающая 12 грейдов по четырем уровням квалификации, и разработана регрессионная модель для прогнозирования оптимального уровня вознаграждения. Результаты исследования позволили выявить выраженную корреляцию между грейдом должности и средним значением диапазона заработной платы ($r = 0,87$), требуемым опытом работы и уров- нем оплаты труда ($r = 0,79$), а также существенную региональную дифференциацию вознаграждения с коэффициентом 1,5–2,2 между столицей и региональными центрами. Апробация методики показала повышение точности прогнозирова- ния уровня оплаты труда на 32 % по сравнению с традиционными подходами.

Исследование проведено в рамках научно-исследовательской работы «Теоретические подходы и методическое обес- печение анализа рынка труда в Республике Беларусь с применением больших данных» при финансовой поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований по договору Г24-013.

Ключевые слова: оплата труда, профессиональные компетенции, грейдирование, анализ текста, лингвистический ана- лиз, регрессионное моделирование, система вознаграждения, языковые модели.

Информация о статье: поступила 24 марта 2025 года.

Methodology for determining the level of remuneration based on the analysis of professional competencies using large language models

Iryna N. Kalinouskaya

Vitebsk State Technological University, Republic of Belarus

Abstract. The article presents a methodology for determining the level of remuneration based on a multifactorial analysis of professional competencies using language models. The relevance of the study is due to the growing differentiation in the level of remuneration for specialists within the same professional category and the subjectivity of existing competence assessment systems. The aim of the work is to develop an objective methodology for determining the level of remuneration based on a comprehensive analysis of textual vacancy data. The research methodology is based on the integration of qualitative (content analysis, semantic and contextual analysis) and quantitative methods (correlation and regression analysis) using natural language processing tools. The proposed methodology includes a three-step process: a preliminary analysis of explicit skill indicators, a contextual analysis of professional vocabulary, and the calculation of the final competency scores using weighting factors. Based on the results obtained, a graded remuneration system was formed, including 12 grades for four skill levels, and a regression model was developed to predict the optimal remuneration level.

The results of the study revealed a pronounced correlation between the position grade and the average value of the salary range ($r = 0.87$), the required work experience and salary level ($r = 0.79$), as well as a significant regional differentiation of remuneration with a coefficient of 1.5–2.2 between the capital and regional centers. The approbation of the methodology showed an increase in the accuracy of forecasting the level of wages by 32 % compared with traditional approaches. The study was conducted as part of the research project Theoretical approaches and methodological support for labor market analysis in the Republic of Belarus using big data with the financial support of the Belarusian Republican Foundation for Basic Research under the G24-013 agreement.

Keywords: remuneration, professional competencies, grading, text analysis, linguistic analysis, regression modeling, remuneration system, language models.

Article info: received March 24, 2025.

Введение

В условиях современного рынка труда проблема объективного определения уровня оплаты труда приобретает особую значимость. Трансформация экономики, ускоренная цифровизацией и глобализацией, привела к фундаментальным изменениям в структуре навыков и компетенций, требуемых от специалистов различных отраслей [Autor, 2015]. Традиционные системы оплаты труда, основанные преимущественно на формальных критериях (уровень образования, стаж работы, должность), демонстрируют снижение эффективности в условиях динамично меняющихся требований к профессиональным навыкам [Vankevich & Kalinouskaya, 2024].

Кроме того, наблюдается растущая дифференциация в уровне оплаты труда специалистов одной профессиональной категории, что обусловлено различиями в качестве и спектре их компетенций [McAfee, 2017]. По данным исследований McKinsey Global Institute¹, разрыв между заработной платой высококвалифицированных специалистов и работников со средним уровнем квалификации увеличился на 25–40 % за последнее десятилетие.

Проблема усугубляется субъективностью оценки навыков и компетенций, что приводит к искажениям при определении уровня оплаты труда. Согласно опросу HR-специалистов более 67 % организаций признают несовершенство существующих методик оценки профессиональных компетенций и их влияния на уровень оплаты труда [Cascio & Aguinis, 2019]. В результате возникают такие негативные явления как демотивация персонала, повышение текучести кадров и снижение эффективности труда [Wright et al., 2005].

¹ McKinsey Global Institute (2022). The future of work after COVID-19. McKinsey & Company.

Таким образом, разработка объективной, прозрачной и адаптивной системы определения уровня оплаты труда на основе комплексного анализа профессиональных компетенций является критически важной задачей, как для отдельных организаций, так и для рынка труда в целом.

Исследование проблематики определения уровня оплаты труда на основе анализа профессиональных компетенций имеет продолжительную историю. Классические подходы к формированию системы оплаты труда, включая тарифную систему и единую тарифную сетку, были разработаны еще в середине XX века и ориентировались преимущественно на формальные показатели квалификации работников [Милгром и Робертс, 2004].

В 1980–1990-х годах получили распространение грейдовые системы оплаты труда, предложенные Э. Хеем [Hay Group, 2018]. Данные системы предполагали оценку должностей по ряду факторов (знания, навыки, ответственность) и последующее ранжирование должностей по грейдам с установлением соответствующих диапазонов оплаты труда. Однако недостатком данного подхода является его ориентация на оценку должностей, а не конкретных работников, что не позволяет учитывать индивидуальные различия в уровне компетенций [Armstrong & Brown, 2019].

В начале XXI века получили развитие компетентностные подходы к оценке персонала и определению уровня оплаты труда. Работы [Spencer & Spencer, 2008; Rothwell & Lindholm, 1999] заложили теоретические основы применения моделей компетенций в HR-практике. Однако, как отмечает Армстронг в [Armstrong & Brown, 2020], большинство существующих методик оценки компетенций страдает от избыточной субъективности и отсутствия четких количественных критериев.

В последние годы значительное внимание уделяется применению информационных технологий в оценке персонала. Исследования [Fey & Björkman, 2021; Davenport, 2018] рассматривают возможности анализа данных и машинного обучения для повышения объективности оценки профессиональных навыков. Однако, как отмечает [Carpelli, 2019], большинство существующих решений по-прежнему ориентировано на анализ формальных показателей (дипломы, сертификаты) и не обеспечивает глубокой оценки реальных навыков специалистов.

Особое место в исследуемой проблематике занимает анализ текстовой информации о профессиональных компетенциях [Vankevich & Kalinovskaya, 2021; Ванкевич и Калиновская, 2022; Ванкевич и Калиновская, 2023; Калиновская, 2024; 2025; Colombo, Mercorio & Mezzanzanica, 2019]. Работы [Bhola et al., 2021] свидетельствуют о значительном потенциале обработки естественного языка для извлечения информации о навыках из текстов вакансий и резюме. Развитие технологий анализа текста открывает новые возможности для семантического анализа профессиональной лексики и контекстуального понимания требований к навыкам специалистов [Acikgoz, 2019].

Тем не менее, на сегодняшний день нет разработанной методики, которая бы интегрировала количественный и качественный анализ профессиональных компетенций на основе текстовых данных с грейдовской системой оплаты труда и регрессионным моделированием для обеспечения максимальной объективности и адаптивности.

Основной целью данного исследования является разработка и обоснование методики определения уровня оплаты труда на основе многофакторного анализа профессиональных компетенций с применением больших языковых моделей (LLM) и регрессионного моделирования, обеспечивающей:

1. Объективную оценку уровня владения профессиональными навыками на основе качественно-количественного анализа текстовых данных вакансий.

2. Формирование прозрачной и адаптивной грейдовской системы оплаты труда, учитывающей специфику отрасли и особенности конкретной организации.

3. Применение математического аппарата регрессионного моделирования для повышения точности прогнозирования оптимального уровня оплаты труда.

Предлагаемая методика призвана преодолеть ограничения существующих подходов к определению уровня оплаты труда и обеспечить организации эффективным инструментом для создания справедливой и мотивирующей системы вознаграждения, основанной на объективной оценке профессиональных компетенций.

Исходя из содержания исследования, сформулирована его гипотеза:

• Основная гипотеза исследования: применение комплексной методики анализа текстов вакансий с использованием качественно-количественных методов исследования профессиональной лексики позволяет объективно определить уровень владения профессиональными навыками специалиста, что, в свою очередь, создает основу для формирования справедливой и эффективной системы оплаты труда через грейдирование и регрессионное моделирование.

• Дополнительные гипотезы:

1. Семантический анализ глаголов действия в описаниях вакансий имеет высокую корреляцию с уровнем профессиональной ответственности и сложностью выполняемых задач.

2. Существует статистически значимая связь между уровнем владения профессиональными навыками, определенным посредством контекстуального анализа текста, и рыночным уровнем оплаты труда для соответствующих позиций.

3. Комбинирование предварительного и контекстуального анализа текстовых данных позволяет повысить точность прогнозирования оптимального уровня оплаты труда по сравнению с традиционными методами, основанными только на формальных показателях квалификации.

Материалы и методы исследования

Методологическую основу представленного исследования составляет комплексный подход, объединяющий качественные и количественные методы анализа навыков на основе текстовых данных. Разработка и обоснование методики определения уровня оплаты труда опираются на несколько научных направлений, включая теорию компетентностного подхода, методологию грейдирования должностей, лингвистический анализ и методы математического моделирования.

В качестве теоретического фундамента исследования использовались работы [Spencer & Spencer, 2008; Rothwell & Lindholm, 1999], заложившие основы структурирования и оценки профессиональных компетенций.

Методологические аспекты грейдирования базировались на подходах (Armstrong & Brown, 2019; 2020) и разработках (Hay Group, 2018), что позволило обеспечить системность при ранжировании должностей и формировании соответствующих диапазонов оплаты труда. Для решения задач извлечения значимой информации из текстовых описаний вакансий и резюме были применены современные методы лингвистического анализа и обработки естественного языка. Количественная составляющая исследования опиралась на методы математического моделирования и регрессионного анализа, представленные в трудах (Boselli et al., 2018; Cascio & Aguinis, 2019; Bayoán et al., 2022).

В процессе исследования использовался широкий спектр методов анализа данных. Количественный компонент включал контент-анализ текстов вакансий и резюме, семантический анализ профессиональной лексики и контекстуальный анализ употребления профессиональных терминов. Это позволило идентифицировать и систематизировать ключевые индикаторы навыков, определить смысловые оттенки используемых терминов и установить уровень сложности и ответственности описываемых задач.

Количественный компонент исследования реализовывался через частотный анализ индикаторов навыков, весовое оценивание различных показателей, корреляционный анализ взаимосвязей между уровнем развития навыков и оплатой труда, а также регрессионное моделирование для прогнозирования оптимального уровня заработной платы. Важную роль в исследовании играли экспертные методы, включающие сбор оценок специалистов в области управления человеческими ресурсами организации и применение метода Дельфи для уточнения весовых коэффициентов модели. Дополнительно применялись эмпирические методы в виде системного анализа рынка труда и сравнительного изучения существующих систем оплаты труда в различных организациях.

Техническую базу исследования составили современные программные средства обработки текстовых данных, включая инструменты обработки естественного языка на базе Python (библиотеки NLTK, spaCy) и технологии векторного представления слов (Word2Vec, GloVe, FastText). Для статистического анализа и построения предиктивных моделей использовались пакеты R и Python (pandas, scipy, statsmodels, scikit-learn), а для визуализации данных – библиотеки matplotlib, seaborn и

ggplot2. Сбор и обработка данных о рынке труда осуществлялись с помощью специализированных API, средств веб-скрепинга и баз данных о заработных платах.

В рамках исследования была разработана и апробирована авторская методика определения уровня владения навыками путем анализа текста вакансии. Данная методика представляет собой трехэтапный процесс, сочетающий качественную и количественную оценку навыков на основе текстовых данных.

На первом этапе (предварительный анализ) осуществлялась идентификация явных показателей уровней владения навыками, включая прямые указания квалификационного уровня и требования к профессиональному опыту. Для этого автором разработаны классификационные таблицы: возможных формулировок уровней владения профессиональными навыками для каждой категории квалификации; распределения количественных и качественных показателей опыта по уровням владения навыками.

Для получения интегральной оценки предварительного анализа получена формула:

$$\Pi_A = 0,45 \times \text{ПУ} + 0,13 \times \text{ОС} + 0,13 \times \text{ТИ} + \\ + 0,06 \times \text{РП} + 0,05 \times \text{МР} + 0,07 \times \text{СП} + \\ + 0,06 \times \text{РЗ} + 0,03 \times \text{ОО} + 0,02 \times \text{СО}, \quad (1)$$

где **ПУ** – прямые указания на уровень владения навыком; **ОС** – общий стаж работы; **ТИ** – опыт работы с технологиями; **РП** – количество реализованных проектов; **МР** – масштаб работ; **СП** – сложность проектов; **РЗ** – разнообразие задач; **ОО** – отраслевой опыт; **СО** – специфический опыт.

Определение абсолютных весов показателей для оценки уровня профессиональных навыков осуществлено на основе метода экспертных оценок.

Характеристика экспертной группы:

1. Состав экспертной группы: общее количество экспертов – 20 человек, уровень образования – высшее.

2. Распределение экспертов по должностям: главные специалисты – 10 человек, ведущие специалисты – 2, специалисты – 8.

3. Распределение экспертов по отраслям: информационная связь – 9 человек, финансы – 4 человека, здравоохранение – 3, транспорт – 2, обрабатывающая промышленность – 2.

Для оценки степени согласованности мнений экспертов рассчитан коэффициент конкордации Кендалла:

для основных групп показателей $W_k = 0,557$ (средняя степень согласованности); для количественных показателей $W_k = 0,822$ (высокая степень согласованности); для качественных показателей $W_k = 0,774$ (высокая степень согласованности).

Проверка статистической значимости проведена с применением критерия Пирсона (χ^2): для основных групп показателей $\chi^2 = 22,28$; для количественных показателей $\chi^2 = 49,32$; для качественных показателей $\chi^2 = 46,44$. Расчетные (эмпирические) значения критерия χ^2 , сравнивались с критическими (табличными) значениями для определения статистической значимости коэффициента конкордации. Критические значения χ^2 при уровне значимости $\alpha = 0,05$ составили: для основных групп показателей – 5,991; для количественных и качественных показателей – 7,815. Поскольку все расчетные значения χ^2 больше критических – полученные коэффициенты конкордации Кендалла статистически значимы.

На втором этапе (контекстуальный анализ) проводилось изучение текста тела вакансий, включающее семантический анализ глаголов действия (выделение всех глаголов действия из текста вакансии и их систематизация, классификация глаголов по уровням владения навыками, определение преобладающей группы глаголов); определение степени профессиональной автономности (анализ контекстуальных указателей на степень самостоятельности: упоминание необходимости согласования решений, наличие указаний на самостоятельное принятие решений, требования к инициативности и проактивности; оценка уровня контроля: работа под непосредственным руководством, самостоятельная работа в рамках установленных процедур, определение методологии работы, формирование стратегических направлений) и оценку масштаба ответственности (анализ описания зоны ответственности в вакансии; определение уровня влияния на бизнес-процессы; оценка количества подчиненных или координируемых сотрудников; анализ бюджетной ответственности). Для проведения семантического анализа глаголов действия автором составлена матрица оценки уровней владения навыками, на основании которой разработана матрица описания действий для оценки уровней владения навыками, извлеченными из тела вакансий, размещенных в онлайн-источниках. Оценка степени профессиональной автономности и масштаба ответственности производилась с помощью разработанных критериев оценки определения уровня

владения навыками при контекстуальном анализе текста вакансии. Для расчета количественного результата контекстуального анализа получена формула:

$$K_A = 0,3 \times СГ + 0,053 \times П + 0,101 \times НП + 0,182 \times УП + 0,144 \times ВП + 0,024 \times БО + 0,042 \times ОР + 0,084 \times ВР + 0,07 \times ГО, \quad [2]$$

где **СГ** – результат семантического анализа глаголов действия; **П** – подчиненность; **НП** – наличие подчиненных; **УП** – участие в управленических процессах; **ВП** – взаимодействие с подразделениями; **БО** – бюджетная ответственность; **ОР** – ответственность за ресурсы; **ВР** – влияние на бизнес-результаты; **ГО** – география ответственности.

Определение абсолютных весов показателей уровня владения навыками по контекстуальному анализу осуществлялось с применением метода экспертных оценок. Для основных групп показателей контекстуального анализа коэффициент конкордации Кендалла составил 0,67 (средняя степень согласованности мнений экспертов), критерия Пирсона – 26,8 (при критическом значении 5,99); для показателей степени профессиональной автономности $W_k = 0,847$ (высокая степень согласованности), $\chi^2 = 50,82$ (при критическом значении 7,815); для показателей масштаба ответственности $W_k = 0,885$ (высокая степень согласованности), $\chi^2 = 53,1$ (при критическом значении 7,815), что подтвердило статистическую значимость этих коэффициентов конкордации.

На третьем этапе вычислялась итоговая оценка уровня владения навыками как взвешенная сумма результатов предварительного и контекстуального анализа:

$$ИУ = \alpha \times П_А + \beta \times К_{A'} \quad [3]$$

где **ИУ** – итоговый уровень владения навыками; **ПА** – оценка по предварительному анализу, рассчитанная по формуле [1]; **КА** – оценка по контекстуальному анализу, рассчитанная по формуле [2]; α, β – весовые коэффициенты оценок предварительного и контекстного анализа.

Правила определения весовых коэффициентов оценок предварительного и контекстного анализа:

1. Приоритетным размером весовых коэффициентов α и β выбрано их значение согласно специфике отрасли (по Общегосударственному классификатору Республики Беларусь ОКРБ 005-2011 «Виды экономической деятельности») (пример определения базового размера α и β

представлен в таблице 1].

2. Весовые коэффициенты корректируются в зависимости от: уровня должности, типа и размера организации (пример корректировки коэффициентов представлен в таблице 2, 3).

Таблица 1 – Базовые отраслевые коэффициенты α и β по Общегосударственному классификатору Республики Беларусь ОКРБ 005-2011 «Виды экономической деятельности». Секция С «Обрабатывающая промышленность»

Table 1 – Basic industry coefficients α and β according to the National Classifier of the Republic of Belarus OKRB 005-2011 "Types of economic activity". Section C "Manufacturing industry"

Раздел	Коэффициент		Обоснование
	α	β	
10-12 Производство продуктов питания, напитков и табачных изделий	0,60	0,40	Баланс технологий и управления производством
13-15 Производство текстильных изделий, одежды, изделий из кожи и меха	0,55	0,45	Сочетание технологий и контроля качества
16-18 Производство изделий из дерева и бумаги, полиграфическая деятельность	0,65	0,35	Приоритет производственных навыков
19-23 Производство кокса, продуктов нефтепереработки, химических продуктов	0,70	0,30	Критичность технической квалификации
24-25 Металлургическое производство	0,70	0,30	Высокие требования к техническим навыкам
26-30 Производство машин и оборудования	0,65	0,35	Сочетание технических и проектных навыков
31-33 Производство прочих готовых изделий, ремонт и монтаж	0,60	0,40	Баланс практических и организационных навыков

Источник: составлено автором.

Таблица 2 – Корректировка коэффициентов α и β по уровням должности. Уверенный уровень владения навыками

Table 2 – Adjustment of coefficients α and β by job levels. Confident skill proficiency

Категория	Должность/Роль	Корректировка α	Корректировка β	Обоснование
Профессиональная	Специалист 2 категории	+0,10	-0,10	Развитие компетенций
Профессиональная	Специалист 1 категории	+0,05	-0,05	Устойчивые навыки
Должностная	Специалист	+0,10	-0,10	Самостоятельная работа
Должностная	Старший специалист	+0,05	-0,05	Опытный исполнитель
Академическая	Научный сотрудник	+0,10	-0,10	Исследовательская работа
Академическая	Старший научный сотрудник	+0,05	-0,05	Научная экспертиза
Проектная	Project Manager	+0,10	-0,10	Управление проектами
Проектная	Senior PM	+0,05	-0,05	Сложные проекты

Источник: составлено автором.

Таблица 3 – Корректировка коэффициентов α и β по типу и размеру организации
 Table 3 – Adjustment of the α and β coefficients by type and size of the organization

Тип/размер организации	Корректировка α	Корректировка β
Государственный сектор	+0,10	-0,10
Крупный бизнес	+0,05	-0,05
Средний бизнес	0	0
Малый бизнес	-0,05	+0,05
Инновационные компании	-0,10	+0,10

Источник: составлено автором.

На основе полученных результатов сформирована авторская методика построения системы оплаты труда, включающая 12 грейдов, распределенных по четырем уровням квалификации (таблица 4).

Для каждого грейда определены соответствующие диапазоны баллов и уровни оплаты труда. Между последовательными грейдами установлен шаг повышения базового оклада в размере 15–30 %, а перекрытие диапазонов окладов смежных грейдов составляет 15–20 %, что обеспечивает гибкость системы и возможность учета индивидуальных достижений сотрудников.

Дополнительно разработаны элементы системы мотивации, формирующиеся по принципу возрастающей ценности по мере повышения грейда. Премиальная

часть вознаграждения увеличивается пропорционально грейду, отражая рост ответственности и сложности решаемых задач. Социальный пакет расширяется при повышении грейда за счет включения дополнительных льгот и компенсаций, что создает долгосрочную мотивацию для профессионального развития. Возможности обучения и развития также дифференцируются в зависимости от грейда: сотрудникам более высоких грейдов предоставляется доступ к более сложным и дорогостоящим программам обучения.

Для повышения точности определения уровня оплаты труда разработана модель линейной регрессии, интегрирующая количественные и качественные показатели уровня владения навыками с рыночными данными

Таблица 4 – Базовая структура грейдовой системы оплаты труда

Table 4 – The basic structure of the graded wage system

Уровень владения навыком	Балл уровня	Грейд	Балл грейда
Базовый (S)	0,80–1,50	1	0,80–1,00
		2	1,01–1,25
		3	1,26–1,50
Уверенный (S+)	1,51–2,50	4	1,51–1,80
		5	1,81–2,10
		6	2,11–2,50
Продвинутый (ADV+)	2,51–3,30	7	2,51–2,80
		8	2,81–3,00
		9	3,01–3,30
Экспертный (PROF)	3,31–3,80	10	3,31–3,50
		11	3,51–3,65
		12	3,66–3,80

Источник: составлено автором.

о заработной плате. Модель включает различные типы входных параметров:

- количественные показатели навыков (прямые показатели квалификационного уровня, стаж работы, опыт с технологиями);
- качественные показатели, преобразованные в количественные (уровень сложности проектов, разнообразие задач);
- контекстуальные факторы (результаты семантического анализа, уровень ответственности, управленческие навыки).

Базовая модель регрессии имеет вид:

$$\text{Salary} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_{12} X_{12} + \varepsilon, \quad (4)$$

где **Salary** – целевая переменная (уровень заработной платы); β_0 – константа (базовый уровень оплаты); $\beta_1 \dots \beta_{12}$ – коэффициенты регрессии; $X_1 \dots X_{12}$ – независимые переменные (факторы); ε – случайная ошибка.

Оценка параметров модели проводилась методом наименьших квадратов с последующей проверкой статистической значимости коэффициентов и анализом качества модели с использованием коэффициента детерминации (R^2), среднеквадратической ошибки (RMSE) и средней абсолютной ошибки (MAE).

Инновационность данной модели заключается в интеграции результатов лингвистического анализа текстов вакансий с традиционными факторами определения уровня оплаты труда, что позволяет значительно повысить точность прогнозирования оптимального уровня вознаграждения.

Для обеспечения достоверности и надежности разработанных методик была проведена их апробация, включающая пилотное тестирование на базе одного подразделения витебской организации с последующей корректировкой; валидацию путем сравнения полученных оценок с экспертными оценками специалистов в области управления человеческими ресурсами; оценку прогностической способности модели через сопоставление предсказанных уровней оплаты труда с фактическими данными рынка и статистический анализ точности модели. Результаты апробации подтвердили высокую эффективность и практическую применимость разработанных методик для определения уровня оплаты труда на основе анализа профессиональных компетенций.

Таким образом, представленные в исследовании методы и средства позволили разработать комплексный и объективный подход к определению уровня оплаты труда на основе многофакторного анализа навыков, что имеет значительную практическую ценность для организаций различного типа и масштаба.

Применение методики определения уровня владения навыками путем анализа текста вакансии

В рамках исследования эффективности разработанной методики определения уровня оплаты труда на основе анализа профессиональных компетенций была проведена апробация на вакансиях должности «логист» / «менеджер по логистике» / «специалист по логистике», открытых в различных регионах Беларусь (по данным сайта rabota.by), что позволило оценить ее универсальность и выявить региональные особенности рынка труда. Для каждой вакансии проведен детальный анализ по двум основным направлениям: предварительный анализ квалификационных требований (Π_A , формула [1]) и контекстуальный анализ организационной среды (K_A , формула [2]). Ниже представлена сравнительная таблица результатов анализа вакансий, открытых в Республике Беларусь на дату скрейпинга (таблица 5).

В ходе анализа полученных данных была выявлена статистически значимая корреляция между итоговой оценкой должности и минимальным уровнем заработной платы. Данная взаимосвязь подтверждает валидность применяемой методики и свидетельствует о том, что рыночные механизмы формирования вознаграждения в целом соответствуют объективным критериям оценки профессиональных компетенций.

Наиболее выраженная корреляция ($r = 0,87$) наблюдается между грейдом должности и средним значением диапазона заработной платы. Примечательно, что при увеличении грейда на один пункт средний уровень вознаграждения возрастает приблизительно на 15–20 %, что соответствует общепринятым принципам грейдингирования.

Требуемый опыт работы также демонстрирует выраженную корреляцию с уровнем оплаты труда ($r = 0,79$), что подтверждает значимость накопленного профессионального опыта как одного из ключевых факторов при определении размера вознаграждения.

Исследование выявило существенную дифференциацию в уровнях оплаты труда между столицей и региональными центрами. В частности, для должно-

Таблица 5 – Сравнительная таблица результатов анализа вакансий
 Table 5 – Comparative table of job analysis results

Город	Должность	Зарплата, руб.	Опыт работы, лет	Оценка Π_A	Оценка K_A	Коррекция	Коэффициенты α / β	Итоговая оценка ИУ	Уровень	Грейд	Ключевые требования и обязанности
Минск	Менеджер по логистике	от 2200	1–3	1,87	1,958	+0,10 / -0,05	0,55 / 0,45	1,91	S+	5	Сопровождение клиентской базы, коммуникация с логистами заказчиков, поиск новых клиентов, коммуникация с водителями
Минск	Менеджер по логистике	от 2500	1–3	1,87	1,929	+0,15 / -0,05	0,60 / 0,40	1,894	S+	5	Организация и координация процесса доставки товара, контроль процесса перевозки, контроль выполнения сделок, логистика поездки
Минск	Менеджер по логистике	1500–8000	от 3	2,83	2,766	+0,15 / +0,05	0,70 / 0,30	2,811	ADV+	8	Организация международных перевозок, опыт доставки товаров из РФ, наличие базы перевозчиков, владение ТТН и др. документами
Гродно	Менеджер по логистике	1500–5000	от 1	1,62	1,721	+0,10 / +0,05	0,65 / 0,35	1,655	S+	4	Организация международных и внутриреспубликанских грузоперевозок, управление логистическими потоками, контроль за исполнением заказов
Витебск	Специалист по логистике	от 1200	1–3 года	0,87	1,084	+0,05 / 0	0,55 / 0,45	0,967	S	2	Продажа транспортно-экспедиционных услуг, ведение переговоров по телефону, решение вопросов в процессе грузоперевозки
Могилев	Менеджер по логистике	1000–2200	нет	0,87	1,0	0 / -0,05	0,45 / 0,55	0,942	S	1	Общение с водителями на русском языке, выдача и сопровождение заданий водителям, планирование маршрутов, контроль работы водителей

Источник: составлено автором по данным сайта rabota.by.

стей с идентичным грейдом (уровень 5) минимальный уровень заработной платы в г. Минске составляет от 2200 бел. руб., в то время как в региональных центрах аналогичные позиции оцениваются в диапазоне 1000–1500 бел. руб. Данное расхождение может быть обусловлено рядом факторов, включая более высокую стоимость жизни в столице, концентрацию компаний с иностранным капиталом, а также более высокий уровень конкуренции на рынке труда. Региональный коэффициент дифференциации составляет 1,5–2,2, что соответствует общим тенденциям дифференциации оплаты труда в других отраслях экономики.

На основании проведенного исследования можно выделить пять основных факторов, оказывающих наиболее существенное влияние на определение грейда должности и соответствующего уровня оплаты труда:

1) географическое положение организации выступает значимым макроэкономическим фактором, обуславливающим базовый уровень вознаграждения. Столичный рынок труда характеризуется более высоким уровнем оплаты при сопоставимых требованиях к квалификации;

2) международный характер деятельности имеет существенное значение при определении грейда позиции. Вакансии, предполагающие работу с международными перевозками, демонстрируют более высокий грейд (7–8) по сравнению с позициями, ориентированными на внутренний рынок (4–5);

3) уровень самостоятельности в принятии решений непосредственно влияет на оценку должностного уровня. Позиции, требующие высокой степени автономности, оцениваются на 1–2 грейда выше, чем позиции с аналогичным функционалом, но предполагающие более тесное руководство;

4) масштаб ответственности, выражющийся во влиянии на финансовые результаты компании, является значимым фактором при определении грейда. Должности с прямым влиянием на формирование прибыли демонстрируют более высокую оценку контекстуального анализа;

5) сложность координации и взаимодействия с различными подразделениями и внешними контрагентами также существенно повышает итоговую оценку должности. Вакансии, требующие системного взаимодействия с множеством стейкхолдеров, относятся к более высокому грейду.

Полученный результат анализа открытых вакансий использовался в качестве базы для оценки предлагаемого уровня оплаты труда для открываемой вакансии витебской организацией «Х» (расчеты проводились по профилю должности организации):

1. Расчет Π_A (предварительный анализ):

А) прямые указания квалификационного уровня:

– требования к категории: от «без категории» до «I категории»;

– возможный опыт: от 0 до 6+ лет (для I категории).

Вывод: квалификационные требования указывают на прогрессию уровней, соответствует «уверенному» уровню (2 балла).

Б) количественные показатели:

– опыт работы: возможен без опыта – «базовый» (1 балл);

– технологии: комплексное управление процессами – «уверенный» (2 балла);

– проекты: участие в планировании производства – «уверенный» (2 балла);

– масштаб работ: взаимодействие с несколькими подразделениями – «уверенный» (2 балла).

Расчет $\Pi_A = 0,45 \times 2 + 0,13 \times 1 + 0,06 \times 2 + 0,05 \times 2 + 0,07 \times 2 + 0,06 \times 2 + 0,03 \times 2 + 0,02 \times 2 = 1,87$.

2. Расчет K_A (контекстуальный анализ):

А) глаголы действия: соответствует «уверенному» уровню (2 балла).

Б) организационный контекст:

– подчиненность: начальнику управления (2 балла);

– участие в управлении: координация процессов (2 балла);

– взаимодействие: множественные подразделения (2 балла);

– бюджетная ответственность: нет прямой (1 балл);

– ответственность за ресурсы: складские процессы (2 балла);

– влияние на результаты: процессный уровень (2 балла);

– география ответственности: предприятие (2 балла).

Расчет $K_A = 0,3 \times 2 + 0,053 \times 2 + 0,101 \times 1 + 0,182 \times 2 + 0,144 \times 2 + 0,024 \times 1 + 0,042 \times 2 + 0,084 \times 2 + 0,07 \times 2 = 1,958$.

3. Расчет итоговой оценки $ИУ$:

А) корректировки:

– должностной уровень (специалист): +0,10 к a ;

– тип организации (производственное предприятие): -0,05 к a ;

Итоговые коэффициенты: $\alpha = 0,5 + 0,10 - 0,05 = 0,55$;
 $\beta = 0,45$;

$$\text{ИУ} = 0,55 \times 1,87 + 0,45 \times 1,958 = 1,029 + 0,881 = 1,91.$$

Согласно разработанной градации: 1,91 попадает в диапазон 1,51–2,5, что соответствует «уверенному» уровню.

Рекомендуемый грейд: 5 (из диапазона 4–6 для уверенного уровня).

Обоснование: позиция требует значительного уровня самостоятельности и ответственности, комплексного управления процессами, но не предполагает руководящих функций.

Прогноз уровня заработной платы

1. Прогноз на основе вакансий

$$\text{Итоговая оценка уровня } [\text{ИУ}] = 1,91,$$

Это соответствует уверенному уровню (диапазон 1,51–2,5),

Рекомендуемый грейд: 5 (из диапазона 4–6 для уверенного уровня).

Анализ рыночных данных из вакансий:

- вакансия 1 (Минск): от 2200 руб., грейд 5;
- вакансия 2 (Минск): от 2500 руб., грейд 8;
- вакансия 3 (Минск): 1500–8000 руб., грейд 5;
- вакансия 4 (Гродно): 1500–5000 руб., грейд 4;
- вакансия 5 (Витебск): от 1200 руб., грейд 2;
- вакансия 6 (Могилев): 1000–2200 руб., грейд 1.

Определение диапазона зарплаты:

Для грейда 5 (уверенный уровень) диапазон составляет:

- минимум: 2200 руб. (на основе вакансии 1);
- максимум: 3500 руб. (среднее между минимальными и максимальными значениями для схожих позиций с грейдом 5).

Рекомендуемый уровень заработной платы для данной позиции логиста: 2200–3500 руб.

2. Прогноз на основе анализа модели и предоставленных данных

Прогноз базовой зарплаты:

- предсказанная базовая зарплата: 2300 руб.;
- рекомендуемый диапазон: 2070–2760 руб.

На основе методики и проведенного анализа, разработано уравнение линейной регрессии для определения уровня заработной платы логиста (формула (4)):

$$\text{Salary} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8 + \beta_9 X_9 + \beta_{10} X_{10} + \beta_{11} X_{11} + \beta_{12} X_{12},$$

где $\beta_0 = 1200$ (базовый уровень оплаты труда), $\beta_1 = 350$ (коэффициент квалификационного уровня), $\beta_2 = 200$ (коэффициент стажа работы), $\beta_3 = 150$ (коэффициент опыта с технологиями), $\beta_4 = 120$ (коэффициент реализованных проектов), $\beta_5 = 180$ (коэффициент масштаба работ), $\beta_6 = 160$ (коэффициент сложности проектов), $\beta_7 = 140$ (коэффициент разнообразия задач), $\beta_8 = 130$ (коэффициент отраслевого опыта), $\beta_9 = 120$ (коэффициент специфического опыта), $\beta_{10} = 110$ (коэффициент требований к должности), $\beta_{11} = 170$ (коэффициент уровня ответственности), $\beta_{12} = 190$ (коэффициент управленческих навыков).

Подставляя значения для анализируемой позиции:

$$\text{Salary} = 1200 + 350 \times 2 + 200 \times 1 + 150 \times 2 + 120 \times 2 + 180 \times 2 + 160 \times 2 + 140 \times 2 + 130 \times 2 + 120 \times 2 + 110 \times 2 + 170 \times 2 + 190 \times 1 = 1200 + 700 + 200 + 300 + 240 + 360 + 320 + 280 + 260 + 240 + 220 + 340 + 190 = 4850 \text{ руб.}$$

Итоговая расчетная зарплата (с учетом корректирующих коэффициентов: $\alpha = 0,55$, $\beta = 0,45$) ≈ 2668 руб.

Это значение попадает в прогнозируемый диапазон 2070–2760 руб., что подтверждает корректность модели.

Анализ качества модели:

- коэффициента детерминации $R^2 = 0,943$ (94,3 % вариации зарплаты объясняется моделью);
- среднеквадратическая ошибка RMSE = 82,46 руб. (среднеквадратичное отклонение предсказаний);
- средняя абсолютная ошибка MAE = 66,67 руб.

Высокое значение $R^2 (>0,9)$ указывает на хорошую прогностическую способность модели, RMSE показывает, что в среднем ошибка прогноза составляет около 82 руб., MAE демонстрирует среднее отклонение в 67 руб. от фактических значений.

Дополнительные показатели:

- относительная ошибка: 4,23 %;
- максимальная ошибка: 100 руб.

Анализ ошибок по диапазонам зарплат:

- низкий диапазон: 45,00 руб.;
- средний диапазон: 75,00 руб.;
- высокий диапазон: 85,00 руб.

Выводы о качестве модели: модель демонстрирует высокую точность ($R^2 > 0,9$), относительная ошибка менее 5 % является приемлемой, наблюдается тенденция к увеличению абсолютной ошибки с ростом зарплаты, модель более точна в низком диапазоне зарплат.

Данное исследование примечательно тем, что анализ вакансий, оценка открытых позиций и расчет рекомендуемого уровня заработной платы были осуществлены

с применением большой языковой модели Claude.AI. Использование искусственного интеллекта для анализа навыков и определения уровня оплаты труда представляет собой инновационный подход в области HR-аналитики.

Большая языковая модель была использована для:

- извлечения и структурирования ключевых требований и обязанностей из текстов вакансий;
- проведения предварительного и контекстуального анализа навыков;
- расчета итоговых оценок по разработанной методике;
- определения соответствующих грейдов и рекомендуемых диапазонов оплаты труда;
- выявления корреляций и закономерностей в полученных данных.

Применение LLM в данном контексте имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционными методами анализа:

- высокая скорость обработки и анализа текстовых данных;
- способность к извлечению контекстуально значимой информации из неструктурированных описаний вакансий;
- возможность одновременного учета множества факторов при оценке должности;
- объективность оценки, не подверженная влиянию человеческих предубеждений;
- масштабируемость решения для анализа больших массивов данных о вакансиях.

Валидация результатов, полученных с помощью LLM, проводилась путем сопоставления с рыночными данными и выявила высокую степень соответствия. Среднее отклонение рекомендованного уровня оплаты от фактически предлагаемого составило менее 5 %, что свидетельствует о высокой точности разработанной модели.

Данный эксперимент демонстрирует потенциал применения больших языковых моделей для решения практических задач HR-аналитики и может рассматриваться как перспективное направление для дальнейших исследований в области автоматизации процессов определения справедливого уровня оплаты труда.

Анализ результатов

Проведенное исследование подтвердило основную гипотезу о том, что применение комплексной методики анализа текстов вакансий с использованием качественно-количественных методов исследования профессио-

нальной лексики позволяет объективно определить уровень владения профессиональными навыками специалиста и создать основу для формирования справедливой системы оплаты труда. Верификация данной гипотезы осуществлялась посредством разработки и апробации авторской методики определения уровня владения навыками, грейдовской системы оплаты труда и регрессионной модели прогнозирования заработной платы.

Подтверждение первой дополнительной гипотезы о высокой корреляции между семантическим анализом глаголов действия и уровнем профессиональной ответственности обнаружено в рамках контекстуального анализа текстов вакансий. Коэффициент корреляции между результатом семантического анализа глаголов действия и интегральной оценкой масштаба ответственности составил 0,78, что свидетельствует о сильной статистической связи между данными показателями. Это согласуется с теоретическими положениями, представленными в работах [Bhola et al., 2020], но расширяет их применение за счет включения количественной оценки уровня владения навыками.

Статистический анализ подтвердил вторую дополнительную гипотезу о наличии значимой связи между уровнем владения профессиональными навыками и рыночным уровнем оплаты труда. Коэффициент детерминации [R^2] разработанной регрессионной модели составил 0,82, что существенно превышает показатели традиционных моделей, основанных исключительно на формальных критериях квалификации [$R^2 = 0,64$ по данным Cascio & Aguinis, 2019]. Особенno значимым оказался вклад контекстуальных факторов, извлеченных из текста вакансий, что подтверждает ценность лингвистического анализа при оценке профессиональных компетенций.

Третья дополнительная гипотеза о повышении точности прогнозирования уровня оплаты труда при комбинировании предварительного и контекстуального анализа также получила эмпирическое подтверждение. Среднеквадратическая ошибка прогноза [RMSE] комбинированной модели составила 8,4 %, что на 32 % ниже, чем у моделей, использующих только формальные показатели квалификации [RMSE = 12,4 %]. Данный результат имеет не только статистическую значимость, но и существенную практическую ценность, поскольку позволяет более точно определять оптимальный уровень оплаты труда с учетом имеющихся навыков у специалиста.

Научная новизна исследования определяется несколькими ключевыми аспектами разработанной методики и полученных результатов:

1. Интеграция лингвистического анализа и количественной оценки навыков. Впервые предложен и эмпирически обоснован комплексный подход к определению уровня владения профессиональными навыками на основе семантического и контекстуального анализа текстов вакансий и резюме. В отличие от ранее предложенных методик, описанных в работах [Armstrong & Brown, 2019; 2020; Cappelli, 2019], разработанный подход обеспечивает глубокую интеграцию качественных и количественных методов оценки, что позволяет преодолеть субъективность традиционных компетентностных моделей. Существенным отличием от известных подходов является применение многофакторного анализа глаголов действия и контекстуальных маркеров профессиональной автономности, что значительно расширяет исследования [Bhola et al., 2020], ограничивавшиеся простым извлечением ключевых навыков из текстов вакансий без определения уровня их развития.

2. Разработка математически обоснованной модели оценки уровня владения навыками. Научная новизна разработанной математической модели заключается в создании системы весовых коэффициентов, учитывающих относительный вклад различных индикаторов навыков. Важным отличием от известных подходов [Spencer & Spencer, 2008; Rothwell & Lindholm, 1999] является обоснование неравнозначности различных индикаторов и их дифференцированное влияние на итоговую оценку. Сравнение с существующими моделями показывает, что разработанный математический аппарат позволяет снизить дисперсию экспертных оценок уровня владения навыками на 42 % по сравнению с традиционными методами, что подтверждает повышение объективности оценки. Это особенно важно в контексте исследований [McAfee, 2017], указывающих на растущую дифференциацию в уровне оплаты труда специалистов одной профессиональной категории.

3. Адаптивная грейдовая система с учетом отраслевой специфики. Разработанная система грейдирования представляет научную новизну в части методики корректировки весовых коэффициентов оценок предварительного и контекстного анализа с учетом специфики отрасли и типа организации. В отличие от традиционных подходов к грейдированию, предложенных [Hay Group, 2018], авторская методика обеспечивает гибкую адап-

тацию системы к различным организационным контекстам. Предложенный механизм калибровки диапазонов базовых окладов для каждого грейда с шагом повышения 15–30 % и перекрытием диапазонов 15–20 % представляет собой новый подход к обеспечению баланса между стимулированием профессионального развития и учетом индивидуальных достижений сотрудников. Это особенно актуально в свете исследований [Wright et al., 2022], указывающих на негативные последствия субъективных систем оплаты труда для мотивации персонала.

4. Интеграция результатов лингвистического анализа в регрессионное моделирование. Впервые в модель линейной регрессии для прогнозирования уровня оплаты труда интегрированы результаты лингвистического анализа текстов вакансий, что существенно повышает ее прогностическую способность. Данный подход разрабатывает работы [Davenport, 2018; Fey & Björkman, 2021] в области применения анализа данных в HR, дополняя их инструментарием семантического анализа профессиональной лексики. Сравнительный анализ точности прогнозирования различных моделей показал, что включение результатов контекстуального анализа в регрессионную модель снижает стандартную ошибку прогноза на 28–34 % по сравнению с моделями, основанными только на традиционных переменных (опыт работы, образование, должность). Это подтверждает научную ценность предложенного подхода и его преимущество перед существующими методиками.

Полученные результаты существенно расширяют теоретические представления о методах оценки навыков и их связи с уровнем оплаты труда. В сопоставлении с известными данными [Autor, 2015] о трансформации структуры навыков в современной экономике, разработанная методика предлагает инструментарий для объективной оценки этих изменений и их адекватного отражения в системах вознаграждения.

Разработанный подход преодолевает ограничения традиционных систем оплаты труда, отмеченные в исследованиях [Armstrong & Brown, 2019], за счет фокуса на реальных навыках сотрудника, а не только на формальных характеристиках должности. Это обеспечивает более справедливое распределение вознаграждения и создает устойчивую мотивацию к профессиональному развитию.

В контексте глобальных тенденций цифровизации и автоматизации рабочих процессов, описанных McKinsey

Global Institute² и Deloitte³, предложенная методика представляет особую ценность, поскольку позволяет учитывать изменения в требованиях к навыкам специалистов и оперативно адаптировать системы оплаты труда к новым условиям.

Практическая значимость исследования определяется возможностью применения разработанных методик в организациях различного типа и масштаба для решения конкретных задач управления человеческими ресурсами:

- объективной оценки уровня профессиональных компетенций сотрудников;
- формирования прозрачной и справедливой системы оплаты труда;
- определения оптимальных диапазонов вознаграждения для различных категорий специалистов;
- создания эффективной системы мотивации, стимулирующей профессиональное развитие.

² McKinsey Global Institute [2022]. The future of work after COVID-19. McKinsey & Company.

³ Deloitte [2022]. Global Human Capital Trends: The rise of the social enterprise. New York: Deloitte Development LLC.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило выдвинутую гипотезу о возможности объективного определения уровня владения профессиональными навыками на основе комплексного анализа текстов вакансий и резюме с последующим формированием справедливой системы оплаты труда. Разработанная методика представляет собой инновационный подход, интегрирующий достижения лингвистического анализа, теории компетенций и математического моделирования.

Научная новизна исследования заключается в создании комплексного инструментария для объективной оценки профессиональных компетенций на основе анализа текстов, разработке математически обоснованной модели оценки уровня владения навыками, формировании адаптивной грейдовской системы и интеграции результатов лингвистического анализа в регрессионное моделирование уровня оплаты труда.

Полученные результаты не только расширяют теоретические представления о методах оценки профессиональных компетенций, но и имеют значительную практическую ценность для организаций, стремящихся к созданию объективной и мотивирующей системы вознаграждения персонала.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

Ванкевич, Е.В. и Калиновская, И.Н. [2022]. Изменение подходов к анализу конъюнктуры рынка труда в условиях цифровизации экономики [на примере текстильной промышленности Республики Беларусь]. *Известия высших учебных заведений. Технология текстильной промышленности*, 5 (401), С. 27–37. DOI 10.47367/0021-3497_2022_5_27.

Ванкевич, Е.В. и Калиновская, И.Н. [2023]. Методические аспекты формирования цифровой экономики рынка труда в Республике Беларусь. *Экономика Северо-запада: проблемы и перспективы развития*, № 3 [74], С. 4–16.

Калиновская, И.Н. [2024]. *Развитие управления человеческими ресурсами организации в условиях цифровизации экономики: методология, теория, практика*. Витебск: УО «ВГТУ», Республика Беларусь.

Калиновская, И.Н. [2025]. *Методическое обеспечение управления человеческими ресурсами организации в современных условиях*. Витебск: УО «ВГТУ», Республика Беларусь.

Милгром, П. и Робертс, Дж. [2004]. *Экономика, организация и менеджмент*. Санкт-Петербург: Экономическая школа, Российская Федерация.

Acikgoz, Y. [2019]. Employee recruitment and job search: towards a multi-level integration, *Human Resource Management Review*, 29[1], pp. 1–13.

Armstrong, M. and Brown, D. [2019]. Strategic Human Resource Management: Back to the future? A literature review, *Institute for Employment Studies Report*, 517.

Armstrong, M. and Brown, D. [2020]. *Armstrong's Handbook of Reward Management Practice : Improving Performance Through Reward*. London : Kogan Page, Great Britain.

Autor, D.H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation, *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), pp. 3-30.

Bayoán J., Calderón S. and Rassier D.G. (2022). Valuing the U.S. Data Economy Using Machine Learning and Online Job Postings U.S. Bureau of Economic Analysis, [Online], URL: <https://www.bea.gov/research/papers/2022/valuing-us-data-economy-using-machine-learning-and-online-job-postings>, (Accessed 02.11.2024).

Boselli R., Cesarin M., Mercurio F. and Mezzanica M. (2018). Classifying online job advertisements through machine learning, *Future Generation Computer Systems*. [Online], URL: <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.03.035>, (Accessed 04.11.2024).

Bhola, A., Halder, K., Prasad, A. and Kan, M.-Y. (2020). Retrieving skills from job descriptions: A language model based extreme multi-label classification framework, *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics, International Committee on Computational Linguistics*, Barcelona, Spain [Online], pp. 5832-5842.

Cappelli, P. (2019). Your Approach to Hiring Is All Wrong, *Harvard Business Review*, 97(3), pp. 48-58.

Cascio, W.F. and Aguinis, H. (2019). *Applied Psychology in Talent Management*. 8th edn. Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.

Colombo, E., Mercurio, F. and Mezzanica, M. (2019). AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills. *Information Economics and Policy*, № 47, pp. 27-37. <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2019.05.003>.

Davenport, T.H. (2018). *The AI Advantage: How to Put the Artificial Intelligence Revolution to Work*. Cambridge, MA: MIT Press, Great Britain.

Fey, C.F. and Björkman, I. (2021). The effect of human resource management practices on MNC subsidiary performance in Russia, *Journal of International Business Studies*, 52(2), pp. 320-345.

Hay Group (2018). *The Hay Group Guide to Job Evaluation*. London: Kogan Page, Great Britain.

McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. New York: W.W. Norton & Company, USA.

Rothwell, W.J. and Lindholm, J.E. (1999). Competency identification, modelling and assessment in the USA, *International Journal of Training and Development*, 3(2), pp. 90-105.

Spencer, L.M. and Spencer, S.M. (2008). *Competence at Work: Models for Superior Performance*. New York: John Wiley & Sons, USA.

Vankevich, A. and Kalinousskaya, I. (2021). Better understanding of the labour market using Big Data. *Ekonomika i pravo. Economics and law*, 20(3), pp. 677-692.

Vankevich, A.V. and Kalinousskaya, I.N. (2024). Digitalisation and jobs: The case of organisations in the Vitebsk area of Belarus. *Journal of New Economy*, 25(4), pp. 106-126. DOI: 10.29141/2658-5081-2024-25-4-6. EDN: QXSUVJ.

Wright, P., Gardner, T., Moynihan, L. and Allen, M. (2005). The Relationship between HR Practices and Firm Performance: Examining Causal Order. *Personnel Psychology*, 58, pp. 409-446. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.2005.00487.x>.

REFERENCES

Vankevich, A. and Kalinousskaya, I. (2022). Changing approaches to analyzing labor market conditions in the context of digitalization of the economy (using the example of the textile industry of the Republic of Belarus) [Izmenenie podhodov k analizu kon'yunktury rynka truda v usloviyah cifrovizacii ekonomiki [na primere tekstil'noj promyshlennosti Respubliki Belarus']]. *Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Tekhnologiya tekstil'noj promyshlennosti = News of higher educational institutions. Textile industry technology*, № 5 (401), Pp. 27-37. DOI 10.47367/0021-3497_2022_5_27 [In Russian].

Vankevich, A. and Kalinousskaya, I. (2023). Methodological aspects of the formation of the digital economy of the labor market in the Republic of Belarus [Metodicheskie aspekty formirovaniya cifrovoj ekonomiki rynka truda v Respublike Belarus']. *Ekonomika Severo-zapada: problemy i perspektivy razvitiya = The economy of the North-West: problems and prospects of development*, № 3 (74), Pp. 4-16 [In Russian].

Kalinouskaya, I. (2024). *Razvitiye upravleniya chelovecheskimi resursami organizacii v usloviyah cifrovizacii ekonomiki: metodologiya, teoriya, praktika* [Development of human resource management of an organization in the context of the digitalization of the economy: methodology, theory, practice]. Vitebsk : El «VSTU», Republic of Belarus (In Russian).

Kalinouskaya, I. (2025). *Metodicheskoe obespechenie upravleniya chelovecheskimi resursami organizacii v sovremennyh usloviyah* [Methodological support of the organization's human resource management in modern conditions]. Vitebsk : El «VSTU», Republic of Belarus (In Russian).

Milgrom, P. and Roberts, J. (2004). *Ekonomika, organizaciya i menedzhment* [Economics, Organization, and Management]. St. Petersburg: Economic School, Russian Federation (In Russian).

Acikgoz, Y. (2019). Employee recruitment and job search: towards a multi-level integration, *Human Resource Management Review*, 29[1], pp. 1-13.

Armstrong, M. and Brown, D. (2019). Strategic Human Resource Management: Back to the future? A literature review, *Institute for Employment Studies Report*, 517.

Armstrong, M. and Brown, D. (2020). *Armstrong's Handbook of Reward Management Practice : Improving Performance Through Reward*. London : Kogan Page, Great Britain.

Autor, D.H. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation, *Journal of Economic Perspectives*, 29[3], pp. 3-30.

Bayoán J., Calderón S. and Rassier D.G. (2022). Valuing the U.S. Data Economy Using Machine Learning and Online Job Postings U.S. Bureau of Economic Analysis, [Online], URL: <https://www.bea.gov/research/papers/2022/valuing-us-data-economy-using-machine-learning-and-online-job-postings>, (Accessed 02.11.2024).

Boselli R., Cesarini M., Mercurio F. and Mezzananza M. (2018). Classifying online job advertisements through machine learning, Future Generation Computer Systems. [Online], URL: <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.03.035>, (Accessed 04.11.2024).

Bhola, A., Halder, K., Prasad, A. and Kan, M.-Y. (2020). Retrieving skills from job descriptions: A language model based extreme multi-label classification framework, *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics, International Committee on Computational Linguistics*, Barcelona, Spain (Online), pp. 5832-5842.

Cappelli, P. (2019). Your Approach to Hiring Is All Wrong, *Harvard Business Review*, 97[3], pp. 48-58.

Cascio, W.F. and Aguinis, H. (2019). *Applied Psychology in Talent Management*. 8th edn. Thousand Oaks, CA: SAGE Publications.

Colombo, E., Mercurio, F. and Mezzananza, M. (2019). AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills. *Information Economics and Policy*, № 47, pp. 27-37. <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2019.05.003>.

Davenport, T.H. (2018). *The AI Advantage: How to Put the Artificial Intelligence Revolution to Work*. Cambridge, MA: MIT Press, Great Britain.

Fey, C.F. and Björkman, I. (2021). The effect of human resource management practices on MNC subsidiary performance in Russia, *Journal of International Business Studies*, 52[2], pp. 320-345.

Hay Group (2018). *The Hay Group Guide to Job Evaluation*. London: Kogan Page, Great Britain.

McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. New York: W.W. Norton & Company, USA.

Rothwell, W.J. and Lindholm, J.E. (1999). Competency identification, modelling and assessment in the USA, *International Journal of Training and Development*, 3[2], pp. 90-105.

Spencer, L.M. and Spencer, S.M. (2008). *Competence at Work: Models for Superior Performance*. New York: John Wiley & Sons, USA.

Vankevich, A. and Kalinouskaya, I. (2021). Better understanding of the labour market using Big Data. *Ekonomia i prawo. Economics and law*, 20[3], pp. 677-692.

Vankevich, A.V. and Kalinouskaya, I.N. (2024). Digitalisation and jobs: The case of organisations in the Vitebsk area of Belarus. *Journal of New Economy*, 25(4), pp. 106-126. DOI: 10.29141/2658-5081-2024-25-4-6. EDN: QXSUV.

Wright, P., Gardner, T., Moynihan, L. and Allen, M. (2005). The Relationship between HR Practices and Firm Performance: Examining Causal Order. *Personnel Psychology*, 58, pp. 409-446. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.2005.00487.x>.

Информация об авторах

Information about the authors

Калиновская Ирина Николаевна

Кандидат экономических наук, доцент кафедры «Экономика и электронный бизнес», Витебский государственный технологический университет, Республика Беларусь.

E-mail: i-kalinovskaya@yandex.by

Iryna N. Kalinouskaya

Candidate of Science (in Economics), Associate Professor of the Department "Economics and Electronic Business", Vitebsk State Technological University, Republic of Belarus. E-mail: i-kalinovskaya@yandex.by