

СОЦИОЛОГИЯ ТРУДА И ОРГАНИЗАЦИЙ

DOI: 10.25990/socinstras.pss-27.qrfb-h983

EDN: PUYMSI

УДК 316.334.22



Илья Викторович Ляпин

*Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Санкт-Петербург, Россия*

ПОКАЗАТЕЛИ ЗАРАБОТНОЙ ПЛАТЫ, СОСТАВ И ГЕОГРАФИЧЕСКОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ ВАКАНСИЙ В РОССИЙСКИХ ГОРОДАХ

Аннотация. В работе исследуются факторы, влияющие на уровень заработной платы в различных городах России. Основная цель — определить показатели заработной платы и установить взаимосвязь между образованием, навыками и доходами. Понимание этих факторов является ключевым для изучения динамики рынка труда и выявления потенциальных возможностей для его улучшения. Исследования показывают, что высшее образование и специальные навыки оказывают значительное влияние на уровень заработной платы. Данные были собраны с использованием hh.ru, крупнейшей платформы поиска работы в России, с применением методов веб-анализа. Сбор данных охватывал различные города и профессии, после чего проводился анализ для выявления пространственных корреляций. В качестве переменных рассматривались название вакансии, город, требуемый опыт, диапазон заработной платы, обязанности, необходимые навыки, название работодателя и тип занятости. Анализ выявил сильную корреляцию между образованием, навыками и уровнем заработной платы в разных городах. В таких регионах, как Москва и Санкт-Петербург, уровень зарплат оказался выше благодаря более благоприятным экономическим условиям, в то время как в удаленных регионах зарплат ниже из-за меньшего спроса на рабочую силу. Полученные результаты указывают на возможные направления улучшения рынка труда и предоставляют ценную информацию для соискателей и политиков.

Ключевые слова: веб-скрейпинг, распределение вакансий по городам РФ, уровень заработной платы, различия в оплате труда, соискатели, навыки, образование, профессиональное развитие, крупные города

Ссылка для цитирования: Ляпин И. В. Показатели заработной платы, состав и географическое распределение вакансий в российских городах // Петербургская социология сегодня. — 2025. — № 27. — С. 74–87. — DOI: 10.25990/socinstras.pss-27.qrfb-h983; EDN: PUYMSI

Введение

Рынок труда постоянно меняется, и для определения подходящего места работы и уровня ожидаемой зарплаты важно понимать свои перспективы занятости. Возникает вопрос: какие факторы влияют на зарплату? В данном исследовании рассматриваются такие показатели, как наличие высшего образования и личные навыки. Считается, что чем выше уровень образования и навыков, тем выше потенциальная зарплата.

Высшее образование играет ключевую роль в определении дохода. Люди с высшим образованием, как правило, имеют доступ к более высокооплачиваемым и квалифицированным должностям. Кроме того, прохождение курсов, повышение квалификации и получение сертификатов также влияет на доход. Не менее важны и личные качества: коммуникативность, лидерство, организованность, аналитическое мышление и другие способности могут существенно повлиять на успех в карьере.

Цель данного исследования — определить показатели заработной платы и выявить взаимосвязь между образованием, навыками и доходами. Актуальность темы заключается в том, что в предыдущих исследованиях не анализировалась связь указанных факторов с уровнем зарплаты с использованием методов веб-скрейпинга.

Это направление представляет интерес для изучения рынка труда и экономического развития страны, поскольку помогает выявить различия в структуре вакансий между городами, вызванные экономическими условиями, инфраструктурой, наличием промышленных предприятий и другими факторами.

Для лучшего понимания различий в вакансиях сначала проанализируем ситуацию в крупных и малых регионах. Из-за географической протяженности России экономические и социальные условия в регионах различаются. Например, Москва и Санкт-Петербург характеризуются высоким уровнем развития и потенциального дохода, что отражается в зарплатах. В отдаленных и экономически слабых регионах наблюдается нехватка инвестиций и низкий спрос на рабочую силу, что приводит к снижению уровня зарплат. В некоторых регионах, например

в Сибири, зарплаты тоже высоки, что связано с тяжелыми условиями труда и дефицитом кадров.

Рост зарплаты зависит от нескольких причин: высокий спрос на определенные профессии, высокая стоимость жизни, конкуренция на рынке труда, уровень образования и наличие специальных навыков.

Исследовательский вопрос состоит в следующем: *«Как образование и личные качества влияют на уровень заработной платы в разных городах России?»* Задачи исследования: изучить методы сбора данных с сайта hh.ru; выбрать лучший способ обработки данных и реализовать его на языке Python; протестировать алгоритм на примере одной профессии и масштабировать на другие; собрать данные по городам и профессиям; проанализировать пространственные корреляции.

Для реализации задач исследования используется крупнейшая онлайн-платформа по поиску работы hh.ru. Сайт предоставляет неструктурированные данные в формате HTML, которые затем структурируются в таблицы или базы данных с помощью методов веб-скрейпинга. Это позволяет выявить тренды и потребности рынка труда. Анализируя данные hh.ru, можно определить влияние образования и личных качеств на уровень зарплаты в различных городах, выявить закономерности и возможные направления развития.

Обзор литературы

В рамках моего исследования основное внимание уделено понятию «навыки». В настоящее время наблюдается рост взаимодополняемости между когнитивными и социальными навыками. С каждым годом работодатели ожидают от сотрудников не только высоких когнитивных способностей, но и развитых социальных компетенций. Если раньше эти аспекты рассматривались обособленно, то сейчас все чаще наблюдается их взаимодействие.

Когнитивные навыки, как правило, включают аналитическое мышление, критическое мышление и способность решать сложные задачи, а социальные — навыки коммуникации, сотрудничества, эмпатии и лидерства. Развитие этих навыков способствует карьерному росту.

Эта тема подробно рассматривается в статье Deming, Kahn (2018), где авторы делят навыки на когнитивные и социальные, определяя, какие из них более ценны для работодателей. Их вывод: на предприятиях с высокими зарплатами требуется высокий уровень как когнитивных, так и социальных навыков. Авторы классифицируют 10 основных навыков, назначают коэффициенты значимости, а затем строят регрессионную

модель с учетом средней зарплаты, квалификационных требований и доли объявлений в компании.

С усилением требований на рынке труда усиливаются требования к квалификации сотрудников (Modestino et al. 2016). В исследовании бразильского кейса (Neves et al. 2017) выявляется связь между размером города и заработной платой, с учетом различий в навыках. Было показано, что когнитивные и социальные навыки положительно влияют на зарплату в крупных городах, а моторные — несущественно. Также интересен вклад названий вакансий в определение уровня зарплаты (Marinescu, Wolthoff 2020). Авторы анализируют влияние слов в названиях вакансий, различая вертикальную и горизонтальную дифференциацию. Они регрессируют зарплаты и количество откликов на коды вакансий, затем используют фиктивные переменные для слов в названиях вакансий, обнаруживая отрицательную связь между зарплатой и числом откликов.

Что касается различий между большими и малыми городами, работа De La Roca, Puga (2017) показывает, что жители крупных городов накапливают более ценный опыт, что ведет к более высоким зарплатам даже после переезда в другой город. Причины — статические преимущества, отбор по первоначальным возможностям и динамические эффекты.

В канадском контексте исследование Beckstead et al. (2010) подтверждает, что уровень образования и квалификации является ключевым фактором, определяющим различия в доходах между городами. Однако бывают случаи, когда смена работы не ведет к росту дохода. Работа Morkutė (2019) показывает, что соискатели часто находят работу в соседних регионах, поскольку ценят знание локального рынка. Переезд не дает значительной прибавки к зарплате после учета других факторов. Также важно учитывать, что навыки устаревают. В работе (Deming, Noray 2020) подчеркивается, что быстрая смена технологий выгодна молодым специалистам, так как позволяет быстрее накапливать доход.

В России также растет спрос на цифровые навыки. В статье Gurieva, Dzhioev (2023) указывается, что развитие цифровых компетенций стимулирует рост экономики, хотя в некоторых регионах, например на Северном Кавказе, спрос на физический труд выше. Однако развитие персонала остается важным фактором. В другом исследовании (Babkin et al. 2023) подчеркивается важность цифровой трансформации предприятий, которая помогает удерживать сотрудников и повышает гибкость условий труда. Методы веб-скрейпинга помогают справляться с избытком информации на сайтах с вакансиями (Slamet et al. 2018). Авторы используют наивную байесовскую классификацию для

категоризации вакансий, достигая точности более 70%. Методологию веб-анализа использовали и другие авторы. Например, Skhvediani et al. (2019) анализировали требования к аналитикам данных в России и США, сравнивая стандарты. В статье подчеркивается необходимость адаптации образовательных программ к требованиям рынка.

Аналогично Vankevich et al. (2021) применяли искусственный интеллект и веб-скрейпинг для выявления несоответствий между компетенциями соискателей и требованиями работодателей. Максимальные расхождения выявлены в профессиях «инженер по продажам» и «разработчик ПО», особенно в категориях «знания», «коммуникация и креативность», «информационные навыки».

Методология

Первый этап анализа данных — это предварительная обработка, подробно описанная в предыдущем разделе. Была проведена очистка, стандартизация и структурирование данных, чтобы подготовить их к анализу.

Следующим этапом стало определение ключевых слов, по которым были классифицированы данные, и присвоение числовых значений различным категориям.

Для оценки качества моделей и анализа связи между переменными были применены модели линейной регрессии (OLS) и метод случайного леса (Random Forest). Это позволило оценить «доход от навыков».

Для сбора данных использовались методы веб-скрейпинга. Под веб-скрейпингом понимается автоматизированный процесс извлечения информации с сайтов. В случае платформы hh.ru это особенно эффективно, поскольку она предоставляет API с удобной документацией. Наше приложение отправляло запросы к серверу hh.ru и получало данные в формате JSON. Был разработан алгоритм, обходящий технические ограничения API, например CAPTCHA при превышении лимита запросов. При возникновении CAPTCHA приложение «засыпало» на 60 секунд, что позволило нам получить необходимый объем информации без нарушений условий использования ресурса.

Метод наименьших квадратов (OLS) позволяет установить зависимость между зарплатой (зависимой переменной) и факторами (независимыми переменными), такими как опыт работы и наличие определенных навыков. Я использовал значения скорректированного R^2 , значимость коэффициентов и критерий AIC для оценки моделей.

Для анализа описания вакансий я применил токенизацию и лемматизацию. Это позволило выделить ключевые навыки и стандартизировать их формы. Навыки были разбиты на категории: социальные, когнитивные, общие компьютерные и специализированные компьютерные навыки (табл. 1).

Таблица 1

Примеры ключевых слов

Категория	Ключевые слова
Социальные навыки	‘общен’, ‘коммуни’, ‘презен’, ‘командн’
Когнитивные навыки	‘анал’, ‘матем’, ‘статис’, ‘иссле’, ‘крити’, ‘логик’, ‘логич’
Общий знания компьютера	‘excel’, ‘word’, ‘powerpoint’, ‘компыю’, ‘outlook’, ‘office’, ‘canva’
Специфические знания компьютера	‘python’, ‘c#’, ‘c++’, ‘r’, ‘java’, ‘html’, ‘css’, ‘ml’, ‘sql’, ‘tableau’, ‘qlik’, ‘ruby’, ‘go’, ‘erp’, ‘linux’, ‘machine learning’

После классификации описаний вакансий я провел регрессионный анализ, чтобы оценить вклад каждой категории навыков в уровень заработной платы. Основываясь на предыдущих исследованиях и логике, я определил, какие слова чаще встречаются в высокооплачиваемых вакансиях.

Также была использована модель случайного леса (Random Forest) — ансамблевый метод машинного обучения, способный улавливать нелинейные зависимости. Он устойчив к шуму, справляется с большим числом предикторов и может улучшить точность модели, особенно в случае сложных зависимостей между навыками и заработной платой.

Сравнение моделей OLS и Random Forest позволило получить более полную картину и подтвердить значимость различных навыков и факторов для формирования зарплатных предложений.

Данные

В исследовании использовались данные с сайта hh.ru, крупнейшей платформы по поиску работы в России. Анализ рынка труда был вдохновлен исследованиями Lyashok, Podverbnykh (2023) и Korzh et al. (2022), где освещаются тенденции, вызванные пандемией, санкциями

и дефицитом рабочей силы. Также рассматривался hh.index, показывающий соотношение резюме и вакансий по отраслям в 2023 г.

Согласно этим источникам, в 2023 г. число вакансий выросло на 58% по сравнению с 2022 г., особенно в сферах IT, медицины, строительства и торговли. Это дает основание ожидать продолжения роста в следующем году.

Набор данных включает следующие переменные: название вакансии, город, широта и долгота, необходимый опыт работы, диапазон зарплат, описание вакансии, название работодателя, тип занятости (полная / частичная).

Что касается влияния опыта, то различают внешние и внутренние факторы, влияющие на зарплату (Nemeth 2023). Внутренние — это образование, способности, возраст, пол и т. д. В нашем исследовании основной упор сделан на внутренние факторы. Отмечается, что навыки более значимы, чем само наличие диплома, так как они демонстрируют практическое применение знаний. Работа Nurpratiwi et al. (2020) дополнительно подтверждает, что образование и опыт работы положительно влияют на доход, особенно у мужчин. У женщин опыт также имеет позитивный, но менее значимый эффект. Таким образом, можем уверенно сказать, что опыт и навыки играют ключевую роль в определении уровня заработной платы.

На начальном этапе анализа я провел базовое описание данных, чтобы получить общее представление о структуре набора. Это включало определение переменных, распределение значений и выявление особенностей, необходимых для дальнейшего анализа.

На следующем этапе были рассчитаны описательные статистики, такие как среднее значение, медиана, минимум, максимум и количество наблюдений. Эти показатели позволили глубже санвапонять свойства данных и подготовить их для применения регрессионных и машинных моделей.

Как видно, только 16 тысяч вакансий содержали данные о зарплате (табл. 2). Медианное значение составило 70 000 рублей, а среднее — около 80 000 рублей. Это говорит о наличии высокооплачиваемых вакансий, которые тянут среднее значение вверх.

Сферы, представленные в выборке, включают: IT (аналитики, разработчики, data scientists, тестировщики, менеджеры), консалтинг и аудит (консультанты, аудиторы, бухгалтеры), юриспруденция (юристы), дизайн (дизайнеры, аниматоры). Этот перечень основан на статьях, опубликованных на hh.ru.

Таблица 2

Описательная статистика для основных переменных

Показатель	Зарплата	Когнитивные навыки	Социальные навыки	Общие компьютерные навыки	Специфические компьютерные навыки
Кол-во значений	16 279	26 048	26 048	26 048	26 048
Минимум	40	0	0	0	0
Максимум	1 000 000	1	1	1	1
Медиана	70 000	0	0	0	0
Среднее значение	80 487	0,18	0,08	0,01	0,18

При очистке данных важным этапом стало исключение вакансий без указания зарплаты. Это позволило повысить достоверность результатов, так как зарплата является ключевой переменной моего анализа.

Результаты

В данном разделе представляются и обсуждаются результаты моего исследования. Одним из ключевых результатов является оценка информационной ценности, содержащейся в текстах вакансий. Как показало большинство моделей, опыт работы наряду с навыками формирует статистически значимую модель. В среднем нам удалось объяснить до 20% дисперсии зависимой переменной (зарплаты).

Следует отметить, что регрессия не работает одинаково эффективно для всех городов, так как в некоторых регионах представлено относительно небольшое количество вакансий.

Включение бинарных переменных, отражающих наличие навыков, улучшило качество моделей примерно на 7–10%, что свидетельствует о том, что навыки действительно влияют на уровень заработной платы.

Интересным оказался факт, что результаты регрессий для разных городов не слишком сильно отличаются. Каждый дополнительный год опыта работы увеличивает зарплату во всех городах. Однако

между крупнейшими городами, такими как Москва и Санкт-Петербург, и остальными регионами сохраняется разрыв — в среднем около 5000 рублей. Например, в Казани каждый дополнительный год опыта дает прибавку в 11 000 рублей, а в Санкт-Петербурге — 10 000 рублей. Если не различать вакансии по сферам деятельности, то наличие специфических компьютерных навыков (Python, Java и другие языки программирования) увеличивает зарплату в Санкт-Петербурге на 6856 рублей, а в Москве — на 8834 рубля.

Общие компьютерные навыки, напротив, оказывают отрицательное влияние на уровень зарплаты. Это может объясняться тем, что такие базовые навыки, как владение Microsoft Office, стали настолько обыденными, что работодатели часто не указывают их в описании вакансий. И наоборот, если такие навыки все же указаны, это может свидетельствовать о том, что вакансия предполагает низкоквалифицированную работу, не требующую более продвинутых компетенций.

Модель случайного леса (Random Forest) не показала существенного отличия по результатам, однако позволила повысить точность предсказаний на 8% в ряде случаев, особенно при анализе аналитиков в Санкт-Петербурге. Как и в модели OLS, наиболее значимой переменной оказался опыт работы, с важностью переменной в модели 0,74, т. е. опыт объясняет большую часть колебаний зарплаты.

Для аналитиков оказалось, что многие навыки теряют статистическую значимость, но знаки коэффициентов сохраняются. Так, общие компьютерные навыки оказывают негативное влияние на зарплату, а наличие хотя бы одного специфического навыка повышает зарплату на 30 000 рублей (в Санкт-Петербурге). В Москве — всего на 6000 рублей, но эта переменная в столице оказалась незначимой статистически, что может объяснять расхождение.

Также исследование подтвердило значимость социальных навыков, таких как коммуникация, командная работа и лидерство. Позиции, требующие развитых когнитивных способностей — критическое мышление, аналитика, решение проблем, — также ассоциируются с более высокими зарплатами. Это говорит о том, что рынок труда высоко ценит сбалансированный профиль кандидата, сочетающий как технические, так и «мягкие» навыки.

Интересным выводом стало то, что навыки, значимые в одном городе, могут быть незначимыми в другом. Например, социальные навыки среди менеджеров оказались значимыми в Москве, где они увеличивают зарплату в среднем на 12 000 рублей, а в Санкт-Петербурге эти же навыки не являются статистически значимыми и прибавляют только

6000 рублей. Возможно, это связано с тем, что модель не смогла уловить эту зависимость из-за ограниченности данных или других скрытых факторов.

Заключение

В рамках исследования было рассмотрено влияние когнитивных и социальных навыков на уровень заработной платы. Анализ показал, что эти навыки различаются: когнитивные помогают человеку эффективно обрабатывать информацию, принимать сложные решения, абстрактно мыслить и использовать другие высшие психические функции. Социальные — это способность к взаимодействию с людьми, построению отношений, сотрудничеству, разрешению конфликтов и проявлению эмоционального интеллекта и эмпатии. Обе группы навыков играют ключевую роль в жизни человека, особенно при поиске работы.

В качестве основного источника данных был использован сайт hh.ru — платформа для поиска вакансий и подбора персонала. С него я собрал информацию по следующим переменным: название вакансии; город; координаты (широта и долгота); требуемый опыт и диапазон зарплаты; описание вакансии; имя работодателя; тип занятости (полная / частичная).

Анализ распределения вакансий показал, что Москва лидирует по количеству предложений. Это может быть связано с тем, что даже при выборе удаленной работы соискатели предпочитают работодателей, находящихся в столице. Средняя зарплата по России составляет около 70 000 рублей. В методологической части были рассмотрены теоретические аспекты связи между навыками, образованием и доходом. Было установлено, что наличие высшего образования и стремление к дополнительному обучению значительно повышают шансы на получение более высокой зарплаты. На основе анализа научной литературы можно уверенно сказать, что среди работников, стремящихся к профессиональному развитию, наблюдаются существенные различия в доходах.

Затем я применил модель обыкновенной линейной регрессии (OLS) совместно с методами обработки естественного языка (NLP), чтобы извлекать и классифицировать навыки из описания вакансий. Комбинация этих подходов показала высокую эффективность в анализе рынка труда и позволяет принимать обоснованные решения при поиске работы.

Далее были реализованы методы токенизации и лемматизации, необходимые для выделения ключевых слов, отражающих нужные навыки. Эти слова критически важны для классификации вакансий и сопоставления требований с навыками кандидатов. В результате были

выделены четыре категории: социальные, когнитивные, общие компьютерные и специализированные компьютерные навыки. В дополнение к OLS была использована регрессия случайного леса (Random Forest). Этот метод позволяет выявлять нелинейные зависимости, устойчив к выбросам и способен более точно предсказывать уровень зарплаты. Сравнение двух моделей показало, что их совместное применение дает более полное и точное представление о структуре заработной платы.

Центральным элементом исследования стало применение веб-скрейпинга, который связал воедино все этапы анализа. Его уникальность заключалась в применении к изучению структуры вакансий, требований к навыкам и адаптации образовательных программ. Веб-скрейпинг упрощает поиск работы, позволяет анализировать спрос и выявлять дефицит навыков. Он также дает возможность проводить сравнительный анализ между регионами (например, Москва и Санкт-Петербург), а также помогает адаптировать обучение под нужды рынка труда. Более того, веб-скрейпинг позволяет выявлять несоответствия между предложением и спросом на навыки, а также дефицит компетенций по конкретным профессиям. Это делает его мощным инструментом в руках исследователей, работодателей и соискателей.

Источники

Корж Н. В., Шкатова К. В., Суников В. Н. Современные тенденции развития российского рынка труда // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Общественные науки. — 2022. — № 2. — С. 40–51.

Babkin A., Shkarupeta E., Igolkin S., Rodionova V., Shchegoleva T., Antonov I. Factors and models of economic security of industrial enterprises in a depressed region in the context of digital transformation // E3S Web of Conferences. — 2023. — Vol. 420. — P. 8–10.

Beckstead D., Brown W. M., Guo Y., Newbold K. B. Cities and Growth: Earnings Levels Across Urban and Rural Areas: The Role of Human Capital (January 25, 2010) // The Canadian Economy in Transition. — URL: <https://ssrn.com/abstract=1600333>; <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1600333>.

De La Roca J., Puga D. Learning by working in big cities // The Review of Economic Studies. — 2017. — Vol. 84, no. 1. — P. 106–142.

Deming D. J., Noray K. Earnings dynamics, changing job skills, and STEM careers // The Quarterly Journal of Economics. — 2020. — Vol. 135, no. 4. — P. 1965–2005.

Deming D., Kahn L. B. Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals // Journal of Labor Economics. — 2018. — Vol. 36, no. S1. — P. 337–369.

Gurieva L., Dzhioev A. Digital skills supply and demand on the Russia regional labor markets // E3S Web of Conferences. — 2023. — Vol. 413. — P. 5–17.

Lyashok V., Podverbnykh U. Labor Market Dynamics in Russia in 2022. — Available at SSRN. — 2023. Working Paper. No. 4512825.

Marinescu I., Wolthoff R. Opening the black box of the matching function: The power of words // Journal of Labor Economics. — 2020. — Vol. 38, no. 2. — P. 535–568.

Modestino A. S., Shoag D., Ballance J. Downskilling: changes in employer skill requirements over the business cycle // Labour Economics. — 2016. — Vol. 41. — P. 333–347.

Morkutė G. Location-specific knowledge in spatial job search and its outcomes: An empirical investigation // Papers in Regional Science. — 2019. — Vol. 98, no. 3. — P. 1373–1396.

Németh J. S. What affects wages? // Proceedings of the International Scientific Conference Strategic Management and Decision Support Systems in Strategic Management. — 2023. — P. 140–148.

Neves E. C., Azzoni C. R., Chagas A. Skill wage premium and city size. — University of São Paulo (FEA-USP), 2017. — Working Paper No. 2017_19.

Nurpratiwi I., Ak S., Yunisvita. Factors that influence wages differences in formal sector on male and female workers in Palembang City // Theoretical & Applied Economics, Asociatia Generala a Economistilor din Romania. Editura Economica. — 2020. — Vol. 622. — P. 147–158.

Skhvediani A., Arteeva V., Sviridenko M. Comparative Analysis of the Framework of Skills of a Data Analyst Job in Russia and the USA // Proceedings of the 34th International Business Information Management Association Conference (IBIMA). — 2019. — P. 8895–8902.

Slamet C., Andrian R., Maylawati D. S. A., Suhendar, Darmalaksana W., Ramdhani M. A. Web scraping and Naïve Bayes classification for job search engine // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. — 2018. — Vol. 288. — P. 012038.

Vankevich A., Kalinouskaya I., Zaitseva O., Korabava A. Equilibrium of labor market: New security instruments in the context of digitalization // SHS Web of Conferences. — 2021. — Vol. 93. — P. 3–17.

Сведения об авторе

Ляпин Илья Викторович, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Санкт-Петербург, Россия
ivlyapin@edu.hse.ru

Статья поступила в редакцию: 09.03.2025;
поступила после рецензирования и доработки: 15.04.2025;
принята к публикации: 15.04.2025.

ILYA V. LYAPIN*HSE University**St. Petersburg, Russian Federation*

SALARY INDICATORS, JOB POSTING COMPOSITION ACROSS CITIES IN RUSSIA

Abstract. This paper examines the factors affecting the level of wages in various cities of Russia, with an emphasis on higher education and personal qualities. The study addresses a gap in previous research by analyzing these factors based on salary levels using web analysis techniques. The main goal is to determine wage indicators and establish the relationship between education, skills and income. This understanding is crucial for understanding the dynamics of the labor market and identifying potential opportunities for improvement. The next section is a literature review that highlights the growing complementarity of cognitive and social skills. Research shows that higher education and special skills have a significant impact on wages, with higher wages in urban areas due to greater opportunities and experience accumulation. Next, the methodology of the study is considered. The data was collected using hh.ru, Russia's largest job search platform, using web analysis methods. The data collection covered various cities and professions, followed by analysis to identify spatial correlations. Variables included the job title, city, required experience, salary range, responsibilities, required skills, employer name, and type of employment. The analysis revealed a strong correlation between education, skills and salary levels in different cities. In regions such as Moscow and St. Petersburg, wages were higher due to improved economic conditions, while in remote regions wages were lower due to lower demand for labor. This study contributes to an understanding of the Russian labor market by highlighting the significant impact of education and professional skills on wages. The findings point to potential areas for improvement in the labor market and provide valuable information to job seekers and policy makers.

Keywords: web scraping, job distribution by cities of the Russian Federation, salary level, wage difference, job seekers, skills, education, professional development, big cities

For citation: Lyapin I. V. Salary indicators, job posting composition across cities in Russia. *St. Petersburg Sociology Today*. 2025. No. 27. P. 74–87. DOI: 10.25990/socinstras.pss-27.qrfb-h983; EDN: PUYMSI

References

Babkin A., Shkarupeta E., Igolkin S., Rodionova V., Shchegoleva T., Antonov I. Factors and models of economic security of industrial enterprises in a depressed region in the context of digital transformation. *E3S Web of Conferences*, 2023, vol. 420, pp. 8–10.

Beckstead D., Brown W. M., Guo Y., Newbold K. B. Cities and Growth: Earnings Levels Across Urban and Rural Areas: The Role of Human Capital (January 25, 2010). The Canadian

Economy in Transition, Forthcoming, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1600333> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1600333>

De La Roca J., Puga D. Learning by working in big cities. *The Review of Economic Studies*, 2017, vol. 84, no. 1, pp. 106–142.

Deming D. J., Noray K. Earnings dynamics, changing job skills, and STEM careers. *The Quarterly Journal of Economics*, 2020, vol. 135, no. 4, pp. 1965–2005.

Deming D., Kahn L. B. Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals. *Journal of Labor Economics*, 2018, vol. 36, no. S1, pp. 337–369.

Gurieva L., Dzhioev A. Digital skills supply and demand on the Russia regional labor markets. *E3S Web of Conferences*, 2023, vol. 413, pp. 5–17.

Korzh N. V., Shkatova K. V., Supikov V. N. Modern trends in the development of the Russian labor market. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Obshchestvennye nauki*, 2022, vol. 2, pp. 40–51. (In Russ.)

Lyashok V., Podverbykh U. Labor Market Dynamics in Russia in 2022. Available at SSRN. 2023, working paper, pp. 263–270.

Marinescu I., Wolthoff R. Opening the black box of the matching function: The power of words. *Journal of Labor Economics*, 2020, vol. 38, no. 2, pp. 535–568.

Modestino A. S., Shoag D., Ballance J. Downskilling: changes in employer skill requirements over the business cycle. *Labour Economics*, 2016, vol. 41, pp. 333–347.

Morkutė G. Location-specific knowledge in spatial job search and its outcomes: An empirical investigation. *Papers in Regional Science*, 2019, vol. 98, no. 3, pp. 1373–1396.

Németh J. S. What affects wages? *Proceedings of the International Scientific Conference Strategic Management and Decision Support Systems in Strategic Management*, 2023, pp. 140–148.

Neves E. C., Azzoni C. R., Chagas A. Skill wage premium and city size. University of São Paulo (FEA-USP), 2017, working Paper No. 2017_19.

Nurpratiwi I., Ak S., Yunisvita. Factors that influence wages differences in formal sector on male and female workers in Palembang City. *Theoretical & Applied Economics, Asociatia Generala a Economistilor din Romania*. Editura Economica, 2020, vol. 622, pp. 147–158.

Skhvediani A., Arteeva V., Sviridenko M. Comparative Analysis of the Framework of Skills of a Data Analyst Job in Russia and the USA. *Proceedings of the 34th International Business Information Management Association Conference (IBIMA)*, 2019, pp. 8895–8902.

Slamet C., Andrian R., Maylawati D. S. A., Suhendar, Darmalaksana W., Ramdhani M. A. Web scraping and Naïve Bayes classification for job search engine. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, vol. 288, pp. 12–38.

Vankevich A., Kalinouskaya I., Zaitseva O., Korabava A. Equilibrium of labor market: New security instruments in the context of digitalization. *SHS Web of Conferences*, 2021, vol. 93, pp. 1–7.

Information about the author

Lyapin Ilya V., HSE University,
St. Petersburg, Russian Federation
ivlyapin@edu.hse.ru

Received: 09.03.2025;

revised after review: 15.04.2025;

accepted for publication: 15.04.2025.