

УДК 519.254**Разработка научно обоснованной прогноз­ной модели для оценки потребности в кадрах региона****Казаринова Наталья Леонидовна**

Доктор экономических наук, профессор,
Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет,
614990, Российская Федерация, Пермь, ул. Сибирская, 24;
e-mail: kazarinova_nl@pspu.ru

Мартынов Владимир Вадимович

Магистр,
Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет,
614990, Российская Федерация, Пермь, ул. Сибирская, 24;
e-mail: vova.martynov888@gmail.com

Кучумов Вячеслав Дмитриевич

Студент,
Пермский государственный гуманитарно-педагогический университет,
614990, Российская Федерация, Пермь, ул. Сибирская, 24;
e-mail: 65206@pspu.ru

Аннотация

Статья посвящена разработке и апробации прогноз­ной модели для оценки потребности в кадрах региона. Модель учитывает комплекс взаимосвязанных факторов, включая макроэкономические показатели, демографические данные, динамику рынка труда и информацию из образовательной системы. Для построения прогноза используются экономические методы, методы экспертных оценок и машинное обучение (нейронные сети LSTM/GRU). Предложенная методология включает сбор данных из различных источников, обработку информации и формирование датасетов для обучения модели. Результаты исследования могут быть использованы для оптимизации кадровой политики региона и повышения эффективности стратегического планирования.

Для цитирования в научных исследованиях

Казаринова Н.Л., Мартынов В.В., Кучумов В.Д. Разработка научно обоснованной прогноз­ной модели для оценки потребности в кадрах региона // Педагогический журнал. 2025. Т. 15. № 6А. С. 128-139.

Ключевые слова

Прогнозирование кадрового потенциала, модель прогнозирования, рынок труда, макроэкономические показатели, демографические данные, машинное обучение, нейронные сети LSTM/GRU, методы экспертных оценок, экономическое прогнозирование, образовательная система, кадровая политика.

Введение

Развитие общества на уровне региона или государства зависит от ресурсного обеспечения и, несомненно, чувствительно реагирует на изменения рынка труда. Дефицит кадровой обеспеченности является типичной картиной развитых стран. Действительно, недостаток квалифицированных специалистов тормозит экономический рост, а избыток кадров приводит к нерациональному использованию ресурсов. Традиционные методы прогнозирования, основанные на экстраполяции прошлых данных, часто оказываются недостаточно точными и не учитывают влияние множества факторов, способных существенно изменить ситуацию на рынке труда. В связи с этим, разработка научно обоснованной прогнозной модели, способной учитывать сложные взаимосвязи между экономическими, демографическими и социальными факторами, является актуальной задачей.

Актуальность настоящего исследования обусловлена необходимостью повышения эффективности государственного регулирования рынка труда, а также оптимизации стратегического планирования деятельности предприятий и организаций региона. Существующие методы прогнозирования часто не обеспечивают достаточной точности и не учитывают специфику регионального рынка труда, что приводит к ошибкам в планировании подготовки кадров и развитию инфраструктуры. Разработка предлагаемой модели позволит более точно предсказывать потребность в кадрах, учитывать макроэкономические показатели (структура экономики), микроэкономические показатели (динамика занятости в отдельных отраслях, уровень заработных плат). Данная модель рассматривает также формирование контрольных цифр приема в средние профессиональные образовательные учреждения и высшие образовательные учреждения на основании расчетных прогнозов кадровой потребности.

Целью настоящего исследования является разработка и апробация научно обоснованной прогнозной модели для оценки потребности в кадрах региона, учитывающей комплекс взаимосвязанных факторов и обеспечивающей точность прогноза. Модель должна позволить не только оценить общую потребность в кадрах, но и определить потребность по отдельным профессиям и специальностям, учитывая специфику регионального рынка труда.

Методика проведения расчетов основана на применении экономических методов, методов экспертных оценок, комбинированных методов, а также с учетом демографических факторов, технологических изменений, структуры и функционирования образовательной системы. В качестве исходных данных будут использованы статистические данные Росстата, данные региональных служб занятости, динамическая информация агентств по подбору персонала, данные предприятий и организаций. Выбор конкретного метода и источников данных используется с учетом доступности информации и специфики регионального рынка труда. Результаты исследования позволят разработать рекомендации по оптимизации политики занятости и планированию подготовки кадров в регионе.

Теоретические основы прогнозирования кадрового потенциала

Развитие теории прогнозирования определяется необходимостью государственного регулирования социально-экономических систем. Примерами долгосрочного планирования является план ГОЭЛГО (разработан 1920 год), который реализовал топливно-энергетический баланс страны; балансовая таблица национальной экономики, разработанная с участием В.

Леонтьева; дальнейшее совершенствование системы планирования и эффективности производства. Современное регулирования прогнозирования регулируется Федеральным законом от 20.07.1995 г. №115-ФЗ «О государственном прогнозировании и программах социально-экономического развития Российской Федерации» [Федеральный закон № 115-ФЗ, www].

Экономическое прогнозирование заключается в описании возможных состояний экономических объектов в будущем и получении информации для принятия корректных и обоснованных управленческих решений. Методология прогнозирования включает подходы, принципы, методы разработки и обоснования. Прогнозы рассматривают по следующим группам: социальные, экономические, демографические, научно-технические, прочее. По времени прогнозирования выделяют долгосрочные (5-15 лет), среднесрочные (1-5 лет), краткосрочные и оперативные. Наиболее часто применяют следующие методы прогнозирования: метод Делфи (анонимные эксперты); метод написания сценариев (в сложных системах) [Нугрохо, Саритас, 2011]; метод нормативно-изыскательский (горизонт 20-50 лет); SWOT-анализ; PEST-анализ (матрица 4 квадратов); методы экстраполяции (скользящей средней, экспоненциального сглаживания, метод наименьших квадратов); программно-целевой метод; Форсайт метод (делфи, скрининг) [Майсснер, Сервантес, 2010]

Термин «трудовые ресурсы» введен академиком С.Г. Струмилиным, который рассматривал трудовые ресурсы, как наиболее влиятельный параметр на хозяйственное развитие [Струмилин, 1957].

Прогнозирование кадрового потенциала предопределяет следующую систему связанной информации: учет демографических факторов (рождаемость, смертность, миграция); учет технологических изменений (автоматизация, внедрение новых технологий); учет изменений в образовательной системе количество выпускников вузов и профессиональных училищ по различным специальностям; учет региональных особенностей (структура экономики, уровень развития инфраструктуры); наличие и структура рабочих мест (балансовый метод разработан Росстатом [Методологические положения по статистике, www]);

В результате систематизации можем выделить следующие группы (Таблица 1), используемые для комплексного подхода проведения прогнозирования.

Таблица 1 - Группы, используемые для комплексного подхода проведения прогнозирования

Группа методов	Метод	Описание
1. Эконометрические методы	Регрессионный анализ	Используется для выявления зависимости между потребностью в кадрах и различными экономическими показателями (ВВП, инвестиции, темпы роста отдельных отраслей). Позволяет построить модель, прогнозирующую потребность в кадрах на основе прогнозов экономических показателей (чувствителен к выбору переменных)
	Авторегрессионные модели (ARIMA)	Применяются для анализа временных рядов данных о занятости и прогнозирования будущих значений. Учитывают автокорреляцию во временном ряду (погрешности оценки влияния внешних факторов)
	Модель input-output	Анализирует межотраслевые связи и позволяет оценить потребность в кадрах в каждой отрасли, учитывая спрос на продукцию и услуги (требует больших объемов данных)

Группа методов	Метод	Описание
2. Методы машинного обучения	Нейронные сети	Способны выявлять нелинейные зависимости между переменными и строить более сложные модели, чем эконометрические («черный ящик», сложность интерпретации результатов)
	Деревья решений и случайные леса	Просты в интерпретации и могут обрабатывать данные с различными типами переменных (чувствительны к шуму в данных)
	Метод k-ближайших соседей	Использует данные о прошлых значениях потребности в кадрах для прогнозирования будущих значений (чувствительность к выбору параметра k, вычислительная сложность)
3. Методы экспертных оценок	Дельфи-метод	Используется для сбора и обработки мнений экспертов в области рынка труда. Позволяет получить консенсус и учесть экспертную оценку качественных факторов (субъективность оценок, зависимость от квалификации экспертов)
	Метод сценариев	Разрабатываются различные сценарии развития экономики и рынка труда, для каждого из которых прогнозируется потребность в кадрах. Позволяет оценить риски и неопределенность (требует значительных временных затрат)

Методика формирования потребности региона в кадрах (выбор показателей показан на рисунке 1), методика используется в соответствии с 115-ФЗ [Федеральный закон № 115-ФЗ, www]:

- численность занятых на рабочих местах и работах;
- дополнительная потребность в работниках, необходимая для замещения рабочих мест (работ);
- виды экономической деятельности индексы физического объема валовой добавленной стоимости (А, В, С, D, E, F, G, H, I, J, L разделы Общероссийского классификатора видов экономической деятельности);
- остальные виды экономической деятельности, по которым используются демографические показатели и показатели рынка труда (К, М, N, О, Р, Q, R, S, T, U разделы Общероссийского классификатора видов экономической деятельности).

Информационная основа для формирования прогноза потребности в кадрах:

а) официальная статистическая отчетность, а также данные демографического прогноза, разрабатываемого Федеральной службой государственной статистики;

б) индексы, прогнозные макроэкономические показатели на среднесрочную и долгосрочную перспективу;

в) расчеты, основанные на прогнозах макроэкономических и демографических показателей, а также на показателях, характеризующих рынок труда;

г) результаты всероссийского опроса работодателей о перспективной потребности в кадрах (далее - опрос работодателей);

д) результаты опроса отраслевых экспертов о влиянии экономической конъюнктуры, технологического прогресса и других факторов на изменение потребности в кадрах;

е) прогнозы субъектов Российской Федерации, разработанные в соответствии с методикой определения потребности субъектов Российской Федерации, отраслей экономики и

крупнейших работодателей в профессиональных кадрах на среднесрочную и долгосрочную перспективу, утвержденной Министерством труда и социальной защиты Российской Федерации (далее - прогнозы субъектов Российской Федерации);

ж) сведения о кадровой потребности, содержащиеся в документах стратегического планирования федеральных органов исполнительной власти и исполнительных органов субъектов Российской Федерации.

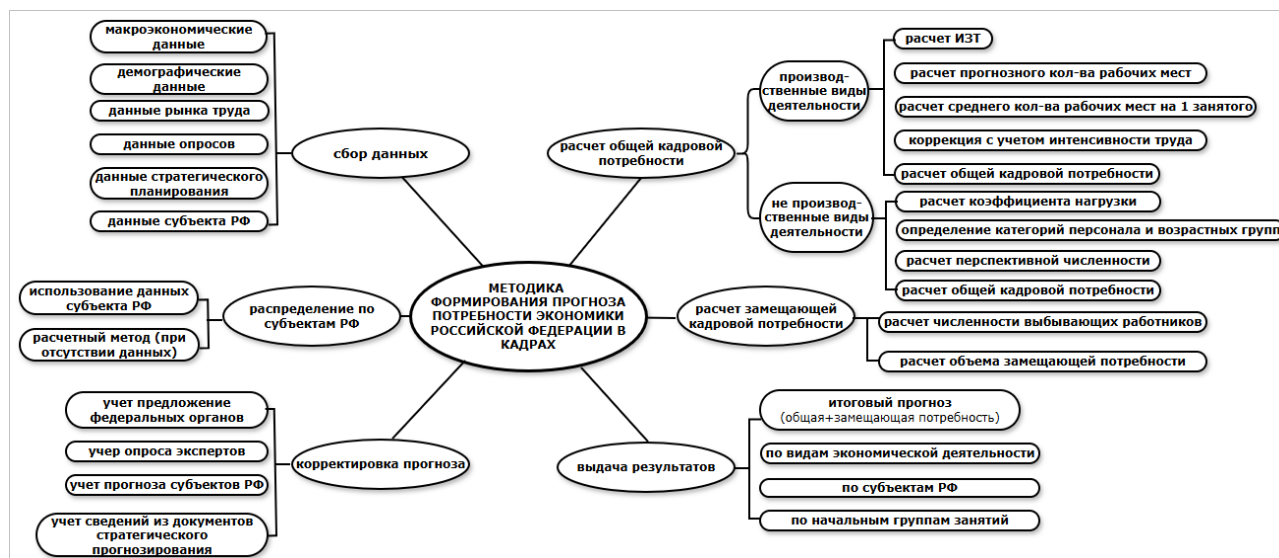


Рисунок 1 - Информационное обеспечение формирования прогноза

Схема на рисунке 1 позволяет оценить информационную сложность нормативного подхода к формированию прогноза потребности в кадрах. Раздел «Сбор данных» включает информацию о фактической макроэкономической ситуации за выбранный период, предшествующий прогнозному. Аналогично формируются демографические данные, данные рынка труда, данные субъектов – источником для всех являются статистические данные заданного периода.[Росстат по Пермскому краю, www].

Определение общей кадровой потребности использует такие показатели:

а) макроэкономические показатели по видам экономической деятельности:

- физический объем валовой добавленной стоимости или валового регионального продукта (индексы и прогнозные значения по данным Министерства экономического развития Российской Федерации);
- производительность труда (индексы и прогнозные значения по данным Министерства экономического развития Российской Федерации);
- совокупные затраты труда (индексы, прогнозные значения, расчет);

б) показатели рынка труда, характеризующие спрос на труд по видам экономической деятельности:

- общее количество рабочих мест (работ) (на всех видах работ по производству товаров и услуг в среднем за год, ретроспективные значения);
- общее количество отработанного времени на всех видах работ (совокупные затраты труда) по производству товаров и услуг (в среднем за год, ретроспективные значения по данным Федеральной службы государственной статистики);

– среднегодовая численность занятых в экономике (ретроспективные значения по данным Федеральной службы государственной статистики).

Прогнозная оценка общей кадровой потребности (1) по производственным видам экономической деятельности ($ОП_{t_{пр}}$) рассчитывается [Распоряжение Правительства РФ № 2461-Р, www]:

$$ОП_{t_{пр}} = \frac{N_{PMt}}{C_{PM3t} \times I_{\bar{T}3анt}} \quad (1)$$

N_{PMt} - прогнозные значения общего количества рабочих мест (работ) по производственным видам экономической деятельности на каждый год, исходя из расчета предыдущего;

C_{PM3t} - значения среднего количества рабочих мест (работ) в расчете на одного занятого в экономике;

$I_{\bar{T}3анt}$ - индекс среднего количества отработанных часов в расчете на одного занятого (индекс интенсивности) в год (для каждого года прогнозного периода, кроме 1-го года), предшествующий году, на который производится расчет.

Расчет определения общей кадровой потребности по непроизводственным видам экономической деятельности рассчитывается по следующей формуле(2):

$$ОП_{t_{непр}} = ОП_{t-1_{непр}} \times \frac{\sum_{j=1}^n CCЧ_{Kjt}}{\sum_{j=1}^n CCЧ_{Kjt-1}} \quad (2)$$

$ОП_{t_{непр}}$ - общая кадровая потребность определяется для каждого непроизводственного вида экономической деятельности;

$ОП_{t-1_{непр}}$ - общая кадровая потребность в предыдущем прогножном периоде (для 1-го года прогнозного периода применяется значение базового периода (среднегодовая численность занятых по балансу трудовых ресурсов), млн. человек;

$\sum_{j=1}^n CCЧ_{Kjt}$ - перспективная численность работников указанных категорий в прогножном периоде (по годам прогноза) прогнозного года;

$\sum_{j=1}^n CCЧ_{Kjt-1}$ - перспективная численность работников указанных категорий в прогножном периоде (по годам прогноза) года, предшествующего прогнозному.

В своем выступлении 29 января министр труда и социальной защиты Российской Федерации Антон Котяков сообщил, что «... для получения максимально детальных результатов прогноза потребности кадров к 2030 году и до 2036, был проведен Всероссийский опрос работодателей, в котором приняли участие 260 тысяч компаний с 22 миллионами работников» [Выступление министра труда и соцзащиты РФ, www].

В обзоре методов прогнозирования кадрового потенциала, объединены теоретические основы и практические методики. Сильной стороной предлагаемого подхода является широкий спектр рассмотренных методов, учет разнообразных влияющих факторов и предложение конкретных расчетов для получения базовых параметров прогноза. Однако, необходимо отметить зависимость от качества исходных данных и необходимость валидации предлагаемых подходов. Для повышения научной строгости и практической ценности проводится анализ ограничений используемых данных, рассматривается применение методов обработки нечёткой информации.

Информационное обеспечение модели прогнозных расчетов

Сбор и подготовка данных для машинного обучения и проведения прямых расчетов включает помимо экономических, статистических и опросных данных источники, которые позволят проводить работы в области образования, подготовки кадров и инфраструктуры под программы развития региона (рис.2).

В первую очередь рассмотрим сбор данных подготовки кадров в системах среднего и высшего образования.

В области образования формируется сбор данных Федеральных Государственных Образовательных Стандартов (ФГОС) по всем направлениям подготовки среднего профессионального образования (СПО), высшего образования (ВО). Каждый стандарт разрабатывается по определённой укрупнённой группе специальностей и направлений подготовки (УГС/УГСН).

Министерством просвещения России утверждено 56 укрупнённых групп специальностей среднего профессионального образования (УГС СПО) по состоянию на 2024 год и в рамках этих групп утверждено более 200 ФГОС СПО (по разным специальностям и профессиям) [Выступление министра труда и соцзащиты РФ, [www](http://www.gov.ru)].

По направлениям подготовки высшего образования (УГСН ВО) утверждено 55 укрупнённых групп по состоянию на 2024 год. В рамках УГСН ВО утверждены стандарты для бакалавриата, специалитета, магистратуры, аспирантуры — всего более 400 ФГОС ВО (учитывая разные уровни и направления) [ФГОС СПО, [www](http://www.gov.ru)].

Анализ ФГОС позволяет определить количество выпускников по каждой специальности и соотнести его с прогнозируемой потребностью в кадрах. Важно учитывать возможные изменения в ФГОС в будущем.

Контрольные цифры приема (КЦП). Данные о количестве бюджетных и внебюджетных мест в учреждениях ВО и данные о количестве бюджетных мест в СПО по каждому направлению подготовки (Источник: Пермьстат [Росстат по Пермскому краю, [www](http://www.permstat.ru)]). Анализ КЦП, в сочетании с данными о поступлении и отчислении, позволяет оценить эффективность подготовки специалистов и планировать прием в будущем. КЦП корректируются в регионе на основе прогнозов потребности в кадрах с опережением начала подготовки кадров на 3, 5 лет.

Второй фактор – сбор и обработка данных рынка труда и занятости.

Для качественной работы с информацией различных источников необходима разработка конверторов с использованием существующие справочников и классификаторов. Проведение анализа обеспеченности подготовки, переподготовки по рабочим специальностям и специалистов с высшим образованием необходимыми кадрами позволит связка действующих нормативов - Профессиональные стандарты и Классификатор профессий.

Большой объем информации содержит выгрузки объявлений кадровых агентств, полученных из HR источников, на примере HH.ru. Информация агентств не классифицируется и требует интеллектуальной обработки данных с использованием Профессиональных стандартов и Классификатора профессий для получения данных в терминах региональных программ развития, направлений подготовки в СПО, ВО, предприятий и организаций, которые заказывают подбор кадров.

И в-третьих (информация подробно рассмотрена на рис.1) статистические данные: макроэкономические показатели (фактической макроэкономической ситуации, демографические данные, данные рынка труда, данные субъектов, количество отработанного

The diagram illustrates the architecture of the 'Prognosis of the labor market' system, organized into three main modules:

- Модуль № 1: получение динамических данных (Module 1: obtaining dynamic data)**
 - HR агентства (HR agency)** provides data to the **база данных MD (MD database)** via **Сбор данных (Data collection)**.
- Модуль № 2: получения данных из документооборота и разметки данных (Module 2: obtaining data from document turnover and data annotation)**
 - Классификатор направлений подготовки (Preparation direction classifier)** and **Профстандарты (Professional standards)** interact with each other and receive data from the **база данных MD**.
 - Классификатор профессий (Profession classifier)** receives data from the **база данных MD** and provides **Готовые размеченные данные (Ready annotated data)** to the **база данных Pg**.
 - External data sources provide input to the classifiers:
 - Статистика о занятых специалистах (Statistics on employed specialists)** feeds into the **Классификатор направлений подготовки**.
 - Контрольные цифры приема (Admission control figures)** feed into the **Классификатор направлений подготовки**.
 - Стратегический план развития региона (Regional development strategic plan)** feeds into the **Классификатор направлений подготовки**.
 - ФГОС (GOS)** feeds into the **Классификатор направлений подготовки**.
 - Статистика о выпускниках (Statistics on graduates)** feeds into the **Классификатор направлений подготовки**.
 - План развития Российской Федерации (Russian Federation development plan)** feeds into the **Классификатор профессий**.
- Модуль № 3: прогнозно-оценочный (Module 3: prognostic-evaluative)**
 - The **база данных Pg** feeds into **Машинный анализ (Machine analysis)**.
 - Машинный анализ** feeds into **Прогноз от полученных данных (Forecast from obtained data)**.
 - Прогноз от полученных данных** feeds into **Оценка эффективности прогноза (Forecast effectiveness evaluation)**.
 - Оценка эффективности прогноза** feeds into **Визуализация данных (Data visualization)**.

Опросные данные: Результаты опросов работодателей, экспертов и других заинтересованных сторон позволяют учесть качественные факторы, которые трудно учесть количественными методами. Важно обеспечить репрезентативность выборки и минимализацию смещения в ответах.

Development of a Scientifically Based Predictive ...

Формирование датасетов

Dataset для обучения нейронной сети – это обработанная и структурированная информация в табличном виде.

Формирование датасетов проводится по всем информационным составляющим обеспечения прогнозных расчетов для дальнейшего прогнозирования кадрового потенциала. Рассмотрим общие подходы подготовки датасетов:

Информация Федеральные государственные образовательные стандарты, Контрольные цифры приема (КЦП) и Профессиональные стандарты и Классификатор профессий имеют одинаковые стадии при формировании данных:

а) Сбор данных. Каждая порция информации имеет метку «дата скачивания», для отслеживания версий, актуальности и воспроизводимости результатов.

б) Извлечение информации. Структурированный парсинг скачанных документов потребует использование методов обработки естественного языка и/или скриптов для извлечения данных. Необходимо извлечь следующую информацию: укрупненная группа специальностей/направлений подготовки (УГС/УГСН); код направления подготовки; название специальности/направления подготовки; квалификационные характеристики выпускников; продолжительность обучения; объем учебного плана (в часах или кредитах).

с) Формирование датасета. Создание табличного датасета (например, в формате CSV или SQL-базы данных) с полями, соответствующими извлеченной информации. На этом этапе формируются уникальные идентификаторы для каждой специальности/направления подготовки.

д) Очистка данных. Проверка на наличие дубликатов, неполных данных, ошибок. Решение о способе обработки пропущенных значений (заполнение средним значением, удаление строки, использование специального кода).

Формирование и обработка данных объявлений о вакансиях (hh.ru). HH.ru является одним из ведущих Интернет-ресурсов для поиска работы и предоставления резюме в России. С помощью его API возможно извлечение обширного массива данных, включая вакансии, резюме, компании и категории работ. Первый этап процесса формирования датасета заключается в обращении к API HH.ru и извлечении необходимых данных. API предоставляет доступ к разным конечным точкам, где можно получить как список вакансий, так и данные о резюме, в нашем случае обращаемся к списку вакансий. Используя метод `refresh_access_token` решается задача обновления токена доступа, используя `refresh_token` и обеспечивается сохранение результата в файле окружения. Метод `get_vacancies` производит запрос вакансий для определённой области и профессиональной роли. Метод поддерживает переработку для нескольких страниц (до 100 вакансий за страницу). Результаты работы сохраняются в базу данных MongoDB с меткой уникального идентификатора.

Таким образом для расчета прогнозной модели кадровой потребности региона сформированы датасеты из необходимых источников информации: ФГОС (среднего и высшего образования), данные о контрольных цифрах приема (КЦП), профессиональные стандарты и классификатор профессий, а также данные о вакансиях с сайта HH.ru, макроэкономические факторы, статистические данные. Для извлечения информации из источников информации ФГОС и профессиональных стандартов используются методы обработки естественного языка (NLP). Сбор вакансий с HH.ru автоматизирован с помощью API и результат сохранен в базу данных MongoDB. Полученные датасеты использованы для обучения нейронной сети.

Заключение

Результатом подготовки данных для проведения расчетов прогноза кадровой потребности региона до 2030 года и на перспективу до 2036 года предложены следующие решения: в соответствии с методикой формирования прогноза потребности экономики российской федерации в кадрах, описанной ранее; использование нейронных сетей для прогнозирования через обучение модели для прогнозирования кадровой потребности на заданный период времени.

Использование нейронных сетей потребовало проведение предобработки данных из объединенного датасета, включая нормализацию данных, обработку пропущенных значений, преобразование категориальных переменных в числовые (one-hot encoding) и другие решения. Была выбрана архитектура нейронной сети LSTM/GRU, которая хорошо себя зарекомендовала в задачах временных рядов. Упрощение архитектуры вызвано прежде всего ограниченностью вычислительных ресурсов. Действительно, рекуррентные нейронные сети (RNN) подходят для анализа временных рядов и способны запоминать информацию из прошлых временных шагов, что является важным фактором для долгосрочного прогнозирования. Но, обучение LSTM/GRU сетей чувствительно к объемам информации и требует уменьшения размерности данных.

В настоящее время нейросеть проходит обучение на сформированной обучающей выборке.

В заключение следует отметить, что разработанная в данной статье прогнозная модель для оценки кадровой потребности Пермского края представляет собой комплексный подход, объединяющий экономические методы, методы экспертных оценок и машинное обучение. Модель учитывает широкий спектр факторов, влияющих на рынок труда региона, включая макроэкономические показатели, демографические тренды, изменения в образовательной системе и технологический прогресс. Использование различных методов, таких как регрессионный анализ, нейронные сети (LSTM/GRU), позволяет получить более точный прогноз, чем традиционные методы экстраполяции.

Полученные результаты могут быть использованы государственными органами, образовательными учреждениями и бизнесом для стратегического планирования и повышения конкурентоспособности региона. Однако, необходима дальнейшая работа над моделью для повышения ее точности и адаптивности к непредвиденным изменениям на рынке труда. Трудоемкой являются работы постоянного обновления используемых данных, валидацию результатов на независимых данных и исследование методов обработки нечёткой информации для учёта неопределённости и рисков. Перспективным направлением является также улучшение качества исходных данных, включая расширение источников получения информации, развитие методов обработки данных для получения более точной картины переменных прогнозов потребности в кадрах как региона, так и Российской Федерации.

Библиография

1. Федеральный закон от 20.07.1995 г. №115-ФЗ «О государственном прогнозировании и программах социально-экономического развития Российской Федерации» <http://www.kremlin.ru/acts/bank/8100> (дата обращения 04.04.2025)
2. Нугрохо Я., Саритас О. Увидеть и осознать невидимое. Сканирование, сетевой и сценарный анализ // Форсайт. 2011. Т. 5, № 3. С. 58–69 (дата обращения 12.03.2025)
3. Майсснер Д. Успешный формайт: дизайн, подготовка, инструментарий [текст] / д. Майсснер, М. Сервантес // Форсайт. 2010. - №1. - С. 74-81. (дата обращения 12.03.2025)
4. Струмилин С.Г. Проблемы экономики труда. М.: Госполитиздат, 1957.-98 с. (дата обращения 16.04.2025)

5. Статистический инструментарий, методология и нормативно-справочная информация: Методологические положения по статистике. 2003. №4. URL: http://www/gks.ru/bgd/free/B99_10/Main.htm (дата обращения 12.03.2025)
6. Территориальный орган Федеральной службы государственной статистики по Пермскому краю. URL <https://59.rosstat.gov.ru/> (дата обращения 21.04.2025)
7. Распоряжение Правительства РФ от 11 сентября 2024 года №2461-Р «О методике формирования прогноза потребности экономики российской федерации в кадрах» (дата обращения 21.04.2025)
8. Выступление министра труда и социальной защиты Российской Федерации на заседании Совета Федерации 29 января 2025 <http://council.gov.ru/events/news/163965/> (дата обращения 04.05.2025)
9. ФГОС среднего профессионального образования <https://fgos.ru/search/spo/> (дата обращения 04.05.2025)
10. Территориальный орган Федеральной службы государственной статистики по Пермскому краю [сайт] <https://59.rosstat.gov.ru/> (дата обращения: 27.12.2024).
11. API HH.ru [сайт] <https://dev.hh.ru/> (дата обращения: 27.02.2025)

Development of a Scientifically Based Predictive Model for Assessing Regional Labor Demand

Natal'ya L. Kazarinova

Doctor of Economic Sciences, Professor,
Perm State Humanitarian Pedagogical University,
614990, 24 Sibirskaya str., Perm, Russian Federation;
e-mail: kazarinova_nl@pspu.ru

Vladimir V. Martynov

Master,
Perm State Humanitarian Pedagogical University,
614990, 24 Sibirskaya str., Perm, Russian Federation;
e-mail: vova.martynov888@gmail.com

Vyacheslav D. Kuchumov

Student,
Perm State Humanitarian Pedagogical University,
614990, 24 Sibirskaya str., Perm, Russian Federation;
e-mail: 65206@pspu.ru

Abstract

The article is devoted to the development and testing of a predictive model for assessing regional labor demand. The model takes into account a complex of interrelated factors, including macroeconomic indicators, demographic data, labor market dynamics, and information from the educational system. Economic methods, expert assessment methods, and machine learning (LSTM/GRU neural networks) are used to build the forecast. The proposed methodology includes data collection from various sources, information processing, and the formation of datasets for model training. The research results can be used to optimize the region's personnel policy and improve the efficiency of strategic planning.

For citation

Kazarinova N.L., Martynov V.V., Kuchumov V.D. (2025) Razrabotka nauchno obosnovannoy prognoznoy modeli dlya otsenki potrebnosti v kadrakh regiona [Development of a Scientifically Based Predictive Model for Assessing Regional Labor Demand]. *Pedagogicheskii zhurnal* [Pedagogical Journal], 15 (6A), pp. 128-139.

Keywords

Labor potential forecasting, predictive model, labor market, macroeconomic indicators, demographic data, machine learning, LSTM/GRU neural networks, expert assessment methods, economic forecasting, educational system, personnel policy.

References

1. Federal Law of 20.07.1995 No. 115-FZ "On State Forecasting and Programs for the Socioeconomic Development of the Russian Federation" <http://www.kremlin.ru/acts/bank/8100> (accessed on 04.04.2025)
2. Nugroho Ya., Saritas O. See and realize the invisible. Scanning, network and scenario analysis // Foresight. 2011. Vol. 5, No. 3. P. 58-69 (accessed on 12.03.2025)
3. Meissner D. Successful Formait: design, preparation, tools [text] / D. Meissner, M. Cervantes // Foresight. -2010.-No. 1.- P. 74-81. (date of access 12.03.2025)
4. Strumilin S.G. Problems of labor economics. Moscow: Gospolitizdat, 1957.-98 p. (date of access 16.04.2025)
5. Statistical tools, methodology and normative and reference information: Methodological provisions on statistics. 2003. No. 4. URL: http://www.gks.ru/bgd/free/B99_10/Main.htm (date of access 12.03.2025)
6. Territorial body of the Federal State Statistics Service for Perm Krai. URL <https://59.rosstat.gov.ru/> (date of access 21.04.2025)
7. Order of the Government of the Russian Federation of September 11, 2024 No. 2461-R "On the methodology for forming a forecast of the Russian Federation's economy needs for personnel" (date of access 21.04.2025)
8. Speech by the Minister of Labor and Social Protection of the Russian Federation at a meeting of the Federation Council on January 29, 2025 <http://council.gov.ru/events/news/163965/> (date of access 04.05.2025)
9. Federal State Educational Standard of Secondary Vocational Education <https://fgos.ru/search/spo/> (date of access 04.05.2025)
10. Territorial body of the Federal State Statistics Service for Perm Krai [website] <https://59.rosstat.gov.ru/> (date of access : 27.12.2024).
11. API HH.ru [website] <https://dev.hh.ru/> (date of access: 27.02.2025)