

УДК 681.518

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.48.1.039](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.48.1.039)

Интеллектуальная система оценки результативности трудовой деятельности научных работников в научно- исследовательских организациях

Ю.С. Сахаров¹, А.В. Ковалева²✉

¹Государственный университет «Дубна», Дубна, Российская Федерация

²Объединенный институт ядерных исследований, Дубна, Российская Федерация

Резюме. Актуальность исследования обусловлена тем, что в условиях высокой конкуренции за квалифицированные кадры научно-исследовательские организации стремятся привлекать и удерживать талантливых работников. Эффективные системы мотивации, основанные на объективной оценке результативности, становятся важным инструментом для достижения этой цели. Интеллектуальные системы могут предоставлять руководству аналитические отчеты и рекомендации, основанные на данных, что способствует более обоснованному принятию решений в области мотивации и управления работниками. В связи с этим, статья направлена на разработку интеллектуальной системы оценки результативности трудовой деятельности работников научно-исследовательских организаций, которая представляет собой мощный инструмент для анализа и управления человеческим капиталом в организациях. Экспертный метод основан на привлечении квалифицированных специалистов, обладающих глубокими знаниями и опытом в соответствующей области, что позволяет повысить объективность и достоверность результатов оценки. В статье описываются преимущества и недостатки данного подхода. Также в работе предложено использование машинного метода обучения для оценки эффективности труда научных работников по основным показателям результативности. Основными показателями результативности, выбранными для оценки трудовой активности, являются: научно-образовательная деятельность, научная работа, представление результатов, научно-организационная деятельность. Материалы, представленные в статье, будут актуальны и полезны для руководителей научно-исследовательских организаций.

Ключевые слова: результативность трудовой деятельности, экспертный метод оценки, машинное обучение, инновации, искусственный интеллект, моделирование данных, научные работники.

Для цитирования: Сахаров Ю.С., Ковалева А.В. Интеллектуальная система оценки результативности трудовой деятельности научных работников в научно-исследовательских организациях. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(1). URL: <https://moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=1837> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.039

An intelligent system for evaluating the performance of researchers in research organizations

Yu. S. Sakharov¹, A.V. Kovaleva²✉

¹Dubna State University, Dubna, the Russian Federation

²Joint Institute for Nuclear Research, Dubna, the Russian Federation

Abstract. The relevance of the study is due to the fact that in the conditions of high competition for qualified personnel, research organizations seek to attract and retain talented employees. Effective motivation systems based on objective performance assessment are becoming an important tool for achieving this goal. Intelligent systems can provide management with analytical reports and recommendations based on data, which contributes to more informed decision-making in the field of

motivation and management of employees. In this regard, this article is aimed at developing an intelligent system for assessing the performance of employees in research organizations, which is a powerful tool for analyzing and managing human capital in organizations. The expert method is based on the involvement of qualified specialists with deep knowledge and experience in the relevant field, which allows to increase the objectivity and reliability of the assessment results. The article describes the advantages and disadvantages of this approach. The work also proposes the use of a machine learning method to assess the performance of researchers based on key performance indicators. The main performance indicators selected for the assessment of labor activity are: scientific and educational activity, scientific work, presentation of results, scientific and educational activity. The materials presented in the article will be relevant and useful for the heads of scientific and research organizations.

Keywords: productivity of work activities, expert assessment method, machine learning, innovation, artificial intelligence, data modeling, researchers.

For citation: Sakharov Yu. S., Kovaleva A.V. An intelligent system for evaluating the performance of researchers in research organizations. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(1). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1837> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.039

Введение

Управление персоналом играет критически важную роль в достижении стратегических целей любой организации, повышении ее эффективности и создания здоровой рабочей среды. Измерение оценки результативности трудовой деятельности работников является сложной задачей и важным аспектом управления персоналом любой организации. Она позволяет оценить личный вклад каждого работника в общий результат работы организации, выявить сильные и слабые стороны, а также выявить и определить области, требующие улучшения. Ни одна управленческая задача не сосредотачивала на себе столько внимания, как нахождение действительно, точного и полезного инструмента для оценки результативности трудовой деятельности работников. На сегодняшний день существует множество способов в оценке результативности трудовой деятельности работников. В работах [1–3] рассматриваются различные способы оценки результативности трудовой деятельности работников.

Авторы статьи [2] определили точные показатели для оценки результативности и личного вклада работников научных организаций в сфере здравоохранения.

Однако не все существующие способы и подходы дают желаемый точный результат. Многие организации испытывают объективные сложности с разработкой критериев оценки эффективности работников и проведением процедуры оценки и прибегают к упрощенной форме получения результатов – оценивают работника лишь трудовым стажем. Данный подход является недостаточным для корректных данных о личном вкладе работника в достижении целей организации.

С применением интеллектуальных систем, в которой совмещены экспертные оценки и технология машинного обучения, можно достигнуть более точных, объективных и справедливых результатов. Интеллектуальные системы представляют собой технологии, которые способны выполнять задачи, требующие умственных усилий, аналогичных человеческим. Они используют методы искусственного интеллекта, машинного обучения, обработки естественного языка и другие подходы для анализа данных, принятия решений и автоматизации процесса. Машинное обучение применяется во многих областях управления человеческим капиталом. Применение машинного обучения в оценке результативности труда работников еще не очень распространено в научно-исследовательских организациях, однако многие коммерческие организации применяют этот метод в своих бизнес-процессах [5].

Авторы статьи [6] анализируют успешный опыт использования искусственного интеллекта крупнейшими зарубежными корпорациями, показывающий, что применение

машинного обучения сокращает время на обработку любой информации и способствует оптимизации внутриорганизационных процессов.

Целью статьи является разработка эффективной и объективной интеллектуальной системы оценки результативности трудовой деятельности работников с использованием экспертного метода и машинного обучения с целью выявления уровня производительности работников, а также разработки персонализированных рекомендаций для повышения результативности и мотивации. Для эффективной реализации поставленной цели выделены следующие задачи:

- разработать ключевые показатели результативности трудовой деятельности научных работников как основной движущей силы научно-исследовательских организаций;
- разработать алгоритм интеллектуальной системы для оценки результативности научных работников.

Материалы и методы

Методология. Экспертная оценка и машинное обучение

Интеллектуальная система оценки результативности трудовой деятельности работников представляет собой технологическую платформу, использующую алгоритмы машинного обучения, раздела искусственного интеллекта и экспертную оценку для анализа данных о производительности работников научно-исследовательских организаций. Система собирает, обрабатывает и анализирует информацию о результатах работы, качествах и характеристиках работников, а также факторах окружающей среды, влияющих на их деятельность. Основная цель такой системы заключается в создании объективной и обоснованной оценки работников, повышение их мотивации, а также оптимизация организационных процессов.

Перечислим следующие преимущества использования в организации интеллектуальных систем:

- 1) *объективность оценки*: система минимизирует влияние личных предвзятостей и обеспечивает беспристрастность в отношении всех работников;
- 2) *глубокий анализ данных*: могут обрабатывать большие объемы данных и выявлять скрытые паттерны, которые трудно заметить при ручном анализе;
- 3) *персонализация подхода*: система обеспечивает индивидуальный подход к каждому работнику, позволяя создавать персонализированные планы развития и обучения;
- 4) *прогнозирование*: возможность предсказывать производительность сотрудников в будущем на основе анализа исторических данных;
- 5) *улучшение мотивации*: через ясные метрики и прозрачные процессы оценки работники получают четкое понимание своих сильных и слабых сторон, что может повысить их мотивацию и удовлетворенность работой;
- 6) *оптимизация процесса управления*: руководство получает доступ к инсайтам, которые помогают в принятии более обоснованных решений о распределении задач, повышениях и необходимости обучения;
- 7) *снижение текучести кадров*: системы могут помочь выявить работников, подверженных риску увольнения, и предоставить своевременные рекомендации для их удержания;
- 8) *экономия временного ресурса*: автоматизация процессов оценки и отчетности снижает нагрузку на руководителей структурных подразделений, позволяя им сосредоточиться на более стратегических задачах.

Суть экспертного метода оценки результативности трудовой деятельности предполагает использование специально отобранных экспертов, обладающих специальными необходимыми знаниями и опытом в конкретной области оценки. Эксперты осуществляют оценку по установленным оценочным критериям, что позволяет избежать субъективности и произвольности в оценке.

Для удобства проведения проверки были разработаны критерии, позволяющие полно и точно оценить деятельность каждого работника и произвести расчет стимулирующих выплат именно в научно-исследовательских организациях, учитывая уникальную специфику деятельности научных работников (Таблица 1).

Таблица 1 – Критерии для назначения стимулирующих выплат в научно-исследовательских организациях по всем категориям работников

Table 1 – Criteria for awarding incentive payments in research organizations for all categories of employees

№ п/п	Критерии оценки
1.	Представление результатов (конференции, симпозиумы, круглые столы)
2.	Публикационная результативность (публикации: статьи, реферируемые журналы, монографии, научные труды)
3.	Научно-образовательная деятельность
4.	Научно-организационная деятельность (руководство научными темами и проектами; членство в ученых и научно-технических советах; оргкомитетах конференций, школ и совещаний, в редколлегиях научных журналов)

Первым элементом интеллектуальной системы оценки результативности является экспертный метод. Применение экспертного метода оценки результатов результативности трудовой деятельности работников состоит из следующих итераций:

1. Определение целей и задач: на этом этапе необходимо четко определить, какие именно аспекты профессиональной деятельности будут оцениваться и с какой целью это делается.

2. Отбор экспертов: на втором этапе происходит формирование группы экспертов.

3. Разработка критериев оценки: разрабатываются стандартизированные критерии и факторы, по которым будет производиться оценка результативности работников.

4. Сбор данных и оценка.

5. Анализ результатов.

6. Формулирование рекомендаций.

Для улучшения точности процесса оценки результативности трудовой деятельности работников и автоматизации процесса предложен алгоритм интеллектуальной системы, интегрирующий экспертную оценку и машинное обучение (Рисунок 1).

Вторым элементом в интеллектуальной системе оценки результативности трудовой деятельности научных работников научно-исследовательских организаций является машинное обучение (machine learning, ML). Машинное обучение – это область искусственного интеллекта (ИИ), которая занимается разработкой алгоритмов, позволяющих компьютерам самостоятельно обучаться и улучшать свою работу на основе заложенного опыта без явного программирования. У нас есть модель обучения, определенная до некоторых параметров, а обучение модели – это итерационный процесс, в ходе которого алгоритм машинного обучения изучает скрытые паттерны и

закономерности данных с целью создания предсказаний модели. Говоря общими словами, обучение – это процесс преобразования опыта в знания [7]. В машинном обучении важную роль имеют данные. Чем больше данных получает компьютер, тем точнее компьютер выдает результат обработки данных. Качество и количество данных играют большую роль в обучении и прогнозировании модели.

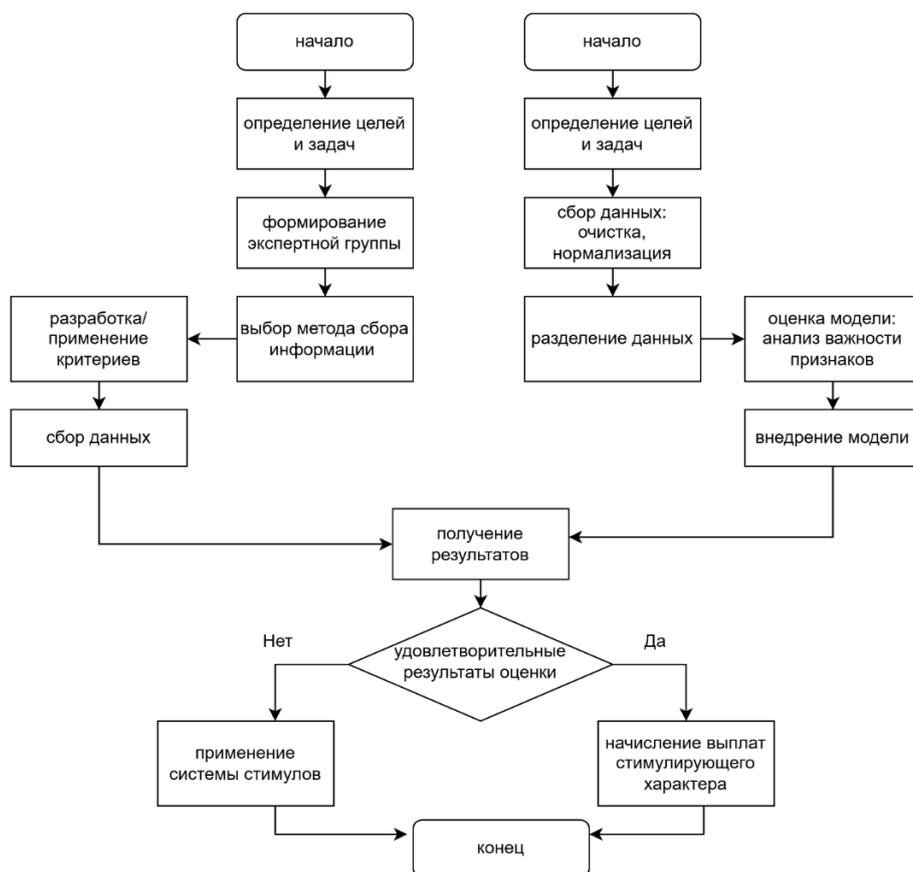


Рисунок 1 – Алгоритм процесса оценки результативности трудовой деятельности работников организации интеллектуальной системой

Figure 1 – The algorithm of the process of evaluating the effectiveness of the work of employees of the organization by a human-machine system

Модели могут быть прогнозными и описательными. Они имеют разные цели и подходы к обработке информации (Таблица 2).

Таблица 2 – Сравнительная характеристика прогнозирующих и описательных моделей

Table 2 – Comparative characteristics of predictive and descriptive models

Характеристика	Прогнозирующие модели	Описательные модели
Цель	Предсказание будущих значений или категорий	Описание и понимание существующих данных
Применение	Созданы для выполнения предсказаний	Созданы для анализа и выявления закономерности
Методы оценки	Ошибка предсказаний (например, MSE)	Качество классификации или выявленное группы
Типы данных	Исторические данные для прогнозов	Наблюдаемые данные для анализа

Методы машинного обучения могут значительно улучшить процесс оценки результативности труда всех категорий персонала в научно-исследовательских организациях, а главным образом – научных работников, обеспечивая объективный и количественный анализ. В машинном обучении обычно выделяют несколько ключевых категорий и подходов в зависимости от цели анализа данных и характера задач.

Основные группы, на которые можно разделить машинное обучение, включают:

1. Обучение с учителем (Supervised Learning). В этом подходе модель обучается на размеченных данных, где известны как входные признаки, так и соответствующие им целевые значения (выходы). Основная задача – предсказать выход на основе нового входа.

2. Обучение без учителя (Unsupervised Learning). В этом методе данные не имеют меток, и алгоритмы пытаются выявить скрытые структуры в данных.

Применение алгоритмов, например, деревьев решений, помогает обнаруживать скрытые паттерны в данных и учитывать различные факторы, которые могут быть неочевидны. Под скрытыми паттернами в данных мы подразумеваем закономерности, взаимосвязи или аномалии, которые неочевидны на первый взгляд и могут быть выявлены с помощью аналитических методов, коими и является алгоритм машинного обучения дерева решений.

Алгоритм дерева решений является одним из самых популярных методов в машинном обучении, используемый для задач как классификации, так и регрессии. Задачи классификации – это один из основных типов задач в машинном обучении, цель которой состоит в том, чтобы определить, к какому классу (категории) принадлежит данный объект на основе набора признаков. Процесс включает в себя подготовку данных, выборку и обучение модели, а также оценку ее производительности. При решении задач регрессии, алгоритм должен предсказать числовое значение по входным данным. Здесь алгоритм формирует следующую функцию $f: R^n \rightarrow R$, которая определяет непрерывное значение y или набор непрерывных значений, выраженный как вектор y . Регрессия от классификации отличается форматом входных данных. Алгоритм деревьев решений часто выбирается из-за его простоты и интерпретируемости. Он также хорошо справляется с отсутствующими значениями и может выявлять нелинейные зависимости. Он сочетает в себе простоту понимания и интерпретируемость, что делает его особенно привлекательным для специалистов. В регрессионных задачах они моделируют связь между входными признаками и непрерывной целевой переменной. Деревья решений в машинном обучении используют несколько математических и статистических понятий. Основные элементы математического аппарата деревьев решений:

– разбиение данных: каждое дерево начинается с корневого узла, где данные разбиваются на подмножества. Это разбиение происходит на основе признака (или атрибута) и порога, который минимизирует ошибку предсказания;

– критерии разбиения: при обучении деревьев решений используются различные метрики для выбора наилучшего разделения. В задаче регрессии наиболее распространенными метриками являются среднеквадратичная ошибка (MSE) и средняя абсолютная ошибка (MAE):

$$MSE = 1/n \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (1)$$

$$MAE = 1/n \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (2)$$

где n – число примеров обучающей выборки, y_i – истинное значение i примера, \hat{y} – предсказанное моделью значение. Разбиение осуществляется по каждому признаку с использованием различных методов, например, поиска порога на числовом признаке, который минимизирует MSE или MAE;

– обрезка деревьев: после постройки дерева оно может быть слишком сложным и переобученным. Обрезка – это процесс удаления узлов или поддеревьев, которые незначительно улучшают обобщающую способность;

– предсказания: каждое предсказание делается путем перемещения по дереву, начиная от корневого узла и следуя к листу, где находится значение предсказания. Предсказанное значение для заданного входа будет равно среднему значению целевой переменной для всех обучающих примеров в соответствующем листе;

– важность признаков: после обучения дерева можно оценить важность каждого признака. Это позволяет понять, какие признаки играют наибольшую роль в прогнозировании. Эти математические и статистические концепции лежат в основе работы деревьев решений и позволяют строить, обучать и оценивать модели с их помощью.

У машинного обучения есть несколько преимуществ, и оно может существенно улучшить процесс оценки. Приведем ключевые аспекты преимуществ машинного обучения для экспертной оценки результативности трудовой деятельности:

1. Машинное обучение позволяет автоматизировать сбор, обработку и анализ данных о результативности трудовой деятельности работников, что значительно сокращает время и ресурсы, необходимые для экспертизы результатов.

2. Использование машинного обучения уменьшает влияние субъективных факторов, таких как личные предпочтения экспертов, основанные на симпатии / антипатии.

3. Алгоритмы могут обрабатывать большие массивы данных, выявляя скрытые закономерности и тенденции, которые могут быть неочевидны при традиционных методах оценки.

4. Возможность настройки алгоритмов под конкретные критерии оценки результативности трудовой деятельности позволяет достичь более точных и релевантных результатов.

5. Метод машинного обучения позволяет не только оценивать текущую результативность работников, но и предсказывает их будущие показатели на основе исторических данных.

6. Результаты машинного обучения могут быть представлены в удобном для восприятия формате, что упрощает восприятие полученной информации, руководством и всем заинтересованным лицам.

Для решения задачи на компьютере необходим алгоритм, который представляет собой набор определенных последовательных итераций для преобразования входных данных в выходные значения. Но для решения некоторых задач нет алгоритма, в этом случае и применяют метод машинного обучения, так как он подходит для задач, связанных с анализом данных. Наша цель – сделать так, чтобы машина автоматически извлекала алгоритм для определенной задачи. Нам необходимо запрограммировать компьютер так, чтобы он мог обучаться на основе предоставленного им ввода. То есть обучение есть процесс преобразования опыта в знания. Вход в алгоритм обучения и используемая обучающая выборка являются ключевыми аспектами в процессе машинного обучения, выход из алгоритма обучения выглядит как предсказания модели или результат анализа, который может быть использован в других приложениях. Создание и применение модели машинного обучения можно представить в виде следующей схемы, описывающей основные этапы процесса. Ниже приведен итерационный процесс машинного обучения:

1. Сбор данных. На этом этапе собираются данные из различных источников, которые будут использоваться для обучения модели.

2. Переработка данных. Данные нормализуются и кодируются, чтобы быть готовым к обучению. Пропуски, выбросы и аномалии устраняются.
 3. Разделение данных. Собранные и подготовленные данные разделяются на обучающую и тестовую выборки. Обычно принято использовать 70-80 % для обучения и 20-30 % для тестирования.
 4. Выбор модели. Определяется подходящий алгоритм машинного обучения в зависимости от типа задач.
 5. Обучение модели. Модель обучается на обучающих данных для выявления паттернов и закономерностей.
 6. Оценка модели. Модель тестируется на тестовых данных и ее производительность оценивается с помощью различных метрик.
 7. Применение модели. Обученная модель используется для предсказаний на новых данных.
 8. Визуализация и интерпретация результатов. Представление результатов в понятной форме с помощью графиков и отчетов для лучшего понимания.
 9. Разработка приложений. Выводы и предсказания могут быть интегрированы в другие приложения или системы для использования в разных сценариях.
- Этот процесс, как правило, итеративный, и по мере получения новых данных или улучшения моделей может потребоваться возвращение на более ранние стадии для их обновления.

Результаты и обсуждение

Процесс машинного обучения с применением алгоритма дерева решений

В этой работе для оценки результативности труда научного работника были проанализированы четыре ключевые характеристики: публикационная результативность, представление результатов, научно-организационная деятельность и научно-образовательная деятельность. Оценка производительности работы научного работника рассматривалась как задача регрессии с применением алгоритма дерева решений в области машинного обучения. Этот метод позволяет предсказывать непрерывные целевые значения на основе заданных входных признаков. Характеристики работы научного работника служат входными данными для модели машинного обучения, используемой для оценки его производительности. Для обучения модели использовался набор исторических данных, полученных из внутренней системы учета научно-исследовательской организации ERP. Обучение модели дерева решений проводилось на репрезентативной выборке, насчитывающей 1100 наблюдений. Данные для обучения прошли процедуру очистки, обработки и нормализации. На обучающую выборку было выделено 80 % данных, 20 % на тестирование. Дополнительно выделен валидационный набор данных для настройки гиперпараметров. В данном исследовании для решения задачи регрессии был применен класс `DecisionTreeRegressor` из библиотеки `scikit-learn` [8] для языка программирования Python. Алгоритм был обучен на наборе данных о результативности трудовой деятельности работников за отчетный период, который включает четыре характеристики работы научного работника: публикационную результативность, представление результатов, научно-организационную деятельность, научно-образовательную деятельность и экспертную оценку его деятельности, основанную на этих характеристиках.

Таблица 3 – Экспертная оценка результатов трудовой деятельности научных работников
Table 3 – Expert assessment of the work results of researchers

№	ФИО	1	2	3	4	Эксп. оценка
1	11 ГГ	14	3	3	2	3,5
2	22 НН	4	5	0	1	2,8
3	33 ЕБ	1	0	0	0	1,2
4	44 СГ	1	2	1	0	2,5
5	55 ИН	2	4	3	0	1,4
...

Рассмотрим выбор гиперпараметров дерева решений для оценки производительности научного работника по набору характеристик его работы. Анализ гиперпараметров является важной частью процесса настройки моделей машинного обучения. Гиперпараметры – это параметры, которые не обучаются непосредственно алгоритмом в процессе обучения; вместо этого они задаются пользователем до начала обучения модели. Правильная настройка гиперпараметров может значительно повлиять на производительность модели.

Для настройки дерева решения мы использовали такие параметры, как максимальная глубина дерева – `max_depth`, минимальное число элементов в листе – `min_samples_leaf` и минимальное количество образцов, необходимое для разделения внутреннего узла – `min_samples_split`¹. Параметр `max_depth` используется для управления размером дерева во избежание переобучения. Параметр `min_samples_split` оценит количество образцов в узле, и если число меньше минимума, то разделение будет отменено, а узел станет листом. Данные гиперпараметры подбирались с использованием класса `GridSearchCV`² в библиотеке `scikit-learn`, перебирающих каждое из сочетаний заданных параметров, обучающих модель и проводящих перекрестную проверку для выбора лучшей комбинации. Лучшие найденные параметры: `DecisionTreeRegressor` – `max_depth=11`, `min_samples_split=6`, `min_samples_leaf=2`.

В оценке модели `DecisionTreeRegressor` важным аспектом является анализ важности характеристик, которые использовались для прогнозирования производительности научного работника. Важность признаков позволяет не только понять, какие характеристики оказывают наибольшее влияние на предсказания модели, но и помогает в интерпретации результатов. В данном исследовании важность каждой характеристики была оценена на основе значений, возвращаемых алгоритмом дерева решений. `DecisionTreeRegressor` использует концепцию «значимости признаков», которая основана на уменьшении среднеквадратичной ошибки при разделении данных по различным признакам. Чем больше уменьшение ошибки при выборе данного признака, тем выше его важность. После обучения модели были получены результаты важности каждой из характеристик работы научного сотрудника. Результаты представлены в виде Таблицы 4 и диаграммы (Рисунок 2).

¹ `DecisionTreeRegressor` – `scikit-learn` 1.6.1 documentation. `scikit-learn`. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeRegressor.html> (дата обращения: 12.12.2024).

² `GridSearchCV` – `scikit-learn` 1.7.dev0 documentation. `scikit-learn`. URL: https://scikit-learn.org/dev/modules/generated/sklearn.model_selection.GridSearchCV.html (дата обращения: 12.12.2024).

Таблица 4 – Важность признаков работы научного работника
Table 4 – Importance of the signs of a researcher's work

Характеристики	Важность
Научно-образовательная деятельность	0,40
Научная работа	0,35
Представление результатов	0,21
Научно-организационная деятельность	0,04

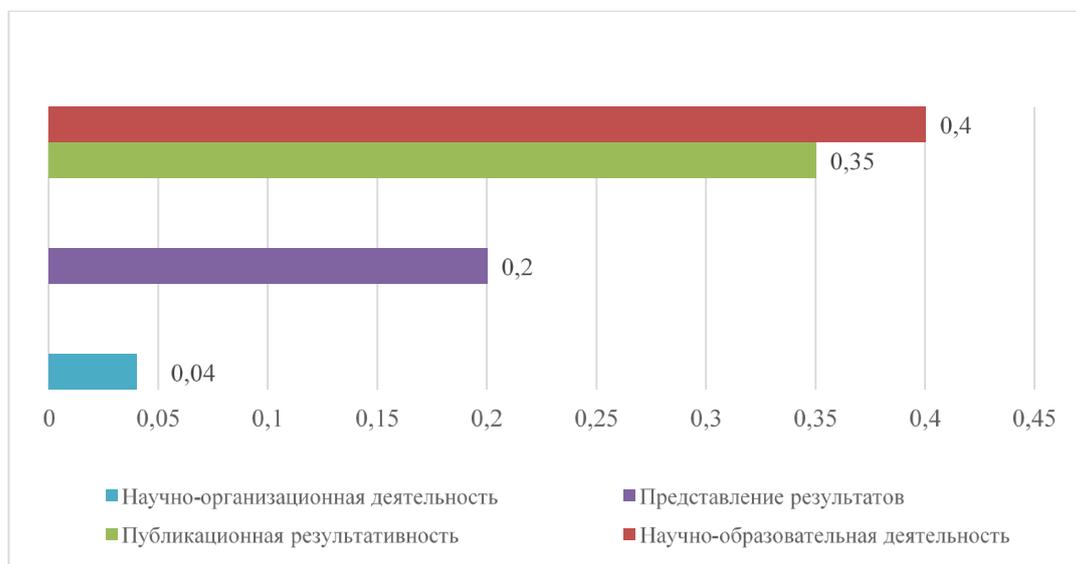


Рисунок 2 – Важность признаков работы научного работника
Figure 2 – The importance of the signs of a researcher's work

Характеристики «Научно-образовательная деятельность» и «публикационная результативность» имеют практически одинаковую высокую важность по сравнению с другими, в сумме около 75 %. Это указывает на то, что научные публикации и преподавательская деятельность играют решающую роль в оценке производительности.

Результаты построенной модели мы сравнили с результатами других моделей: RandomForestRegressor³, LinearRegression⁴, чтобы оценить ее эффективность и определить, насколько она превосходит альтернативные подходы в предсказании производительности научного сотрудника. Результаты представлены в Таблице 5, которая содержит сравнение метрики MAE, что позволяет наглядно оценить преимущества каждой модели и выявить наиболее эффективный подход для решения поставленной задачи.

Таблица 5 – Результаты оценки эффективности обучения различными моделями
Table 5 – Results of evaluation of learning effectiveness by various models

Характеристики				Экспертная оценка	Decision TreeRegressor	Random Forest Regressor	Linear Regression
14	3	0	2	3,50	3,50	3,29	2,50
4	5	0	1	2,80	2,80	2,46	2,43

³ RandomForestRegressor – scikit-learn 1.7.dev0 documentation. scikit-learn. URL: <https://scikit-learn.org/dev/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (дата обращения: 12.12.2024).

⁴ LinearRegression – scikit-learn 1.5.2 documentation. scikit-learn. URL: https://scikit-learn.org/1.5/modules/generated/sklearn.linear_model.LinearRegression.html (дата обращения: 12.12.2024).

Таблица 5 (продолжение)
Table 5 (continued)

1	0	0	0	1,20	1,10	1,18	1,94
1	2	1	0	2,05	2,05	1,90	1,85
2	4	3	0	1,40	1,40	1,47	1,57
4	4	0	0	0,80	1,65	1,63	2,04
3	0	0	1	1,85	1,85	2,06	2,25
6	8	0	0	2,45	2,45	2,19	2,15
5	1	1	0	1,85	1,85	2,31	1,73
...							
MAE					0,13	0,24	0,31

Как мы видим, модель, реализованная с использованием DecisionTreeRegressor, имеет самый низкий показатель MAE, что указывает на ее высокую точность в предсказаниях по сравнению с другими моделями. Это подтверждает ее эффективность и возможность успешного применения в практических задачах.

Заключение

Применение интеллектуальной системы по оценке результативности трудовой деятельности работников, с использованием экспертной оценки и машинного обучения, обладает следующими результатами и преимуществами, а именно:

- система способна автоматически обрабатывать огромные массивы данных за минимальное количество времени;
- применение комбинированного подхода с использованием экспертной оценки и машинного обучения позволяет учитывать качественные и количественные оценки. Эксперты способны предоставлять контекстную оценку, которую алгоритм не всегда способен учесть;
- использование алгоритмов машинного обучения в интеллектуальной системе способствует снижению влияния предвзятости в оценке;
- на основе анализа входных данных о проделанной работе за отчетный период, можно разрабатывать персонализированные планы повышения квалификации работников;
- интеллектуальные системы оценки результативности трудовой деятельности обладают возможностью создания предиктивной аналитики в реальном времени.

Таким образом, внедрение интеллектуальных систем для оценки результативности трудовой деятельности работников не только оптимизирует процессы управления, но и создает более благоприятные условия для профессионального роста работников. Это, в конечном итоге, способствует повышению общей эффективности и конкурентоспособности организации в быстро меняющемся деловом мире.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Зорин А.С., Зорина Н.А., Сафрыгин П.А. Теоретические и методические подходы к оценке влияния развития персонала организации на повышение результативности труда. *Управленец*. 2017;(1):2–8.
Zorin A.S., Zorina N.A., Safrygin P.A. Theoretical and Methodological Approaches to Evaluating the Impact of Staff Development on Labour Efficiency. *The Manager*. 2017;(1):2–8. (In Russ.).
2. Митрофанова А.Е. Обоснование подходов к оценке результативности труда персонала организации. *Вестник университета*. 2016;(12):185–191.

- Mitrofanova A. The rationale approaches to the assessment of work performance of the staff of the organization. *Vestnik Universiteta*. 2016;(12):185–191. (In Russ.).
3. Одегов Ю.Г., Павлова В.В., Теленная Л.С. Анализ показателей оценки результативности трудовой деятельности работника и бизнес-модели организации. *Статистика и экономика*. 2016;(6):64–70. <https://doi.org/10.21686/2500-3925-2016-6-64-70>
Odegov Yu.G., Pavlova V.V., Telenaja L.S. Analysis of indicators of an efficiency estimation of work of the employee and the business model of the organization. *Statistics and Economics*. 2016;(6):64–70. (In Russ.). <https://doi.org/10.21686/2500-3925-2016-6-64-70>
 4. Анискевич А.С., Хальфин Р.А. Ключевые показатели результативности деятельности научных организаций в сфере здравоохранения за 2011-2015 гг. *Вестник Российского государственного медицинского университета*. 2017;(1):79–83.
Aniskevich A.S., Halfin R.A. Key performance indicators for healthcare research organizations between 2011 and 2015. *Bulletin of Russian State Medical University*. 2017;(1):74–78. <https://doi.org/10.24075/brsmu.2017-01-10>
 5. Матыцин Д.С. Внедрение искусственного интеллекта в процесс управления. *Символ науки*. 2024;1(12-1):95–97.
 6. Алферьев Д.А., Кремин А.Е. Развитие искусственного интеллекта в современной экономике. *Human Progress*. 2020;6(1). <https://doi.org/10.34709/IM.161.2>
Alferyev D., Kremin A. The development of artificial intelligence in the modern economy. *Human Progress*. 2020;6(1). (In Russ.). <https://doi.org/10.34709/IM.161.2>
 7. Kim Ph. *MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence*. Berkeley: Apress; 2017. 151 p. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2845-6>
 8. Raschka S., Mirjalili V. *Python Machine Learning: Machine Learning and Deep Learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2*. Birmingham: Packt Publishing; 2019. 772 p.
 9. Арашов М. Машинное обучение в экономике – как оно используется? *Ео Ipsa*. 2022;(11):46–48.
Arashov M. Machine learning in the economy – how is it used? *Eo Ipsa*. 2022;(11):46–48. (In Russ.).
 10. Давыдов А.Н. Использование машинного обучения в экономике. *Современные проблемы лингвистики и методики преподавания русского языка в ВУЗе и школе*. 2022;(38):845–848.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Сахаров Юрий Серафимович, доктор технических наук, профессор Государственного университета «Дубна», Дубна, Российская Федерация.

e-mail: sakharovu@yandex.ru

Yuri S. Sakharov, Doctor of Engineering Sciences, Professor, Dubna State University, Dubna, the Russian Federation.

Ковалева Анастасия Валерьевна, ведущий экономист по труду, Объединённый институт ядерных исследований, Дубна, Российская Федерация.

e-mail: ananeva@jinr.ru

Anastasia V. Kovaleva, Leader Economist, Joint Institute for Nuclear Research, Dubna, the Russian Federation.

*Статья поступила в редакцию 04.03.2025; одобрена после рецензирования 20.03.2025;
принята к публикации 24.03.2025.*

*The article was submitted 04.03.2025; approved after reviewing 20.03.2025;
accepted for publication 24.03.2025.*