

## ПРИМЕНЕНИЕ ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКИМ КАПИТАЛОМ

НИКОЛАЙ ДМИТРИЕВ, ФЕЛИКС АРИОН,  
КАРЛЕН ХАЧАТРЯН, ВАРДАН АЛЕКСАНИЯ

**Аннотация.** В исследовании проведён анализ применения эконометрических методов для оптимизации управления человеческим капиталом. Цель исследования заключается в объединении различных эконометрических методов в поэтапный алгоритм для совершенствования системы управления человеческим капиталом. Методическую основу исследования составили метод главных компонент (PCA), кластерный анализ методом K-means и линейный дискриминантный анализ (LDA). Тестирование выбранных методов было реализовано с использованием языка программирования Python. В качестве объектов тестирования были отобраны предприятия из стран Евразийского экономического союза (ЕАЭС); совокупная выборка по отобранным предприятиям составила 200 наблюдений по 15 показателям, характеризующим человеческий капитал. Применение PCA для снижения размерности данных позволило упростить сложный набор данных, делая его более управляемым для выявления ключевых направлений вариативности в аспектах человеческого капитала. Тестирование показало, что четыре главные компоненты объяснили около 78.7% вариативности данных. Применение K-means позволило провести группировку данных в четыре отдельных кластера, которые определяют различные группы сотрудников со специфическими характеристиками. Применение LDA помогло определить ключевые факторы, разделяющие кластеры. Тестирование показало, что первая и вторая дискриминантные компоненты эффективно разделили кластеры, объясняя значительную часть вариативности между ними (78.7% объясненной дисперсии). Результаты исследования демонстрируют значимость применения эконометрических методов в реальной практике управления человеческим капиталом, предлагая новые подходы и инструменты для повышения эффективности управленческих решений в условиях ускорения интеллектуального развития экономических систем.

**Ключевые слова:** *эконометрические методы, управление человеческим капиталом, анализ главных компонент (PCA), кластерный анализ, метод K-means, линейный дискриминантный анализ (LDA), эконометрическая оптимизация, язык программирования Python*

### Введение

В условиях ускорения интеллектуального развития и построения экономики знаний человеческий капитал выступает ключевым фактором успеха экономических систем разного уровня, включая предпринимательские структуры и государство. Следовательно, актуализируется задача по проведению рационализации и оптимизации управления человеческим капиталом<sup>1</sup>. Для этого целесообразно использовать продвинутые аналитические методы, которые позволяют улучшить эффективность функциони-

---

<sup>1</sup> Дмитриев Н. Д., Зайцев А. А. Интеллектуальный капитал в промышленности: особенности и место рентных подходов. СПб.: Астерион, 2022. 193 с.

рования и инновационный потенциал экономических систем. Достижения цифровой экономики позволяют применять передовые методы анализа, способные на основе изучения большого массива данных предлагать способы для воздействия на человеческий капитал<sup>2</sup>.

Проблема, поднятая в исследовании, связана с тем, что несмотря на значительный потенциал человеческого капитала, существующие в науке и практике подходы к его управлению часто ограничиваются традиционными экономическими методами, которые не позволяют полностью оценить и оптимизировать его вклад в развитие субъектов на разных уровнях экономической агрегации. В таком контексте исследование направлено на решение этой насущной проблемы с помощью применения современных эконометрических методов.

Целью исследования выступает разработка комплексного эконометрического подхода для управления человеческим капиталом, позволяющего рационализировать его вклад в развитие организации. Для достижения поставленной цели были изучены возможности потенциального применения эконометрических методов в контексте анализа человеческого капитала и проведена их апробация на базе данных, составленной путем анализа предприятий из стран ЕАЭС.

В исследовании использованы качественные и количественные методы анализа, включая метод главных компонент (PCA), кластерный анализ (K-means) и линейный дискриминантный анализ (LDA). Для обработки и анализа данных использовался язык программирования Python. Объектом исследования выступили промышленные предприятия из стран ЕАЭС. Было отобрано 15 ключевых показателей, характеризующих человеческий капитал, общая выборка составила 200 наблюдений.

Исследование представляет собой комплексное применение эконометрических методов в управлении человеческим капиталом на данных предприятий ЕАЭС, что открывает новые перспективы для аналитического управления в этой сфере. Теоретическая значимость исследования заключается в развитии теории управления человеческим капиталом, предлагая новый взгляд на применение эконометрических методов в этой области. Практическая значимость исследования заключается в возможности использования предлагаемого алгоритма действий для оптимизации процессов управления персоналом, разработки стратегий развития сотрудников и улучшения процессов найма и планирования карьерного роста.

### **Теоретический обзор исследования**

Построение общества, основанного на знаниях, является перспективным направлением современности. В новом формате развитие должно опираться не только на физический, но и на человеческий капитал. Знания и правильное управление человеческими ресурсами становятся драйверами экономических достижений<sup>3</sup>. Высокая значимость человеческого капи-

---

<sup>2</sup> Marr B. Data-Driven HR: How to Use Analytics and Metrics to Drive Performance. Kogan Page Publishers, 2018. 264 p.

<sup>3</sup> Айвазян Н., Гзоян Э. Оценка интеллектуального капитала стран СНГ в контексте науки // Вестник Ереванского Университета: Экономика. 2012. № 3(1). С. 50-60.

тала в рамках современной экономической парадигмы позволяет оценивать его как совокупность знаний, умений, творческого и инновационного потенциала, а также профессиональных компетенций, которыми обладают люди. Такой ресурс отличается от традиционных факторов производства тем, что он не истощается с течением времени, а, напротив, может увеличиваться и усиливаться<sup>4</sup>.

Ускорение технологических изменений и повсеместное проникновение инноваций определяют потребность в развитии новых методов и способов управления интеллектуальными возможностями. Экономические субъекты, которые способны эффективно управлять и развивать свой человеческий капитал, обладают существенным конкурентным преимуществом. В первую очередь это связано с возможностью успешно адаптироваться к изменениям рыночной среды, развивать инновационность и быстрее реагировать на потенциальные возможности. На практике ключевые субъекты промышленности, реализуя свой интеллектуальный капитал и воздействуя на человеческие ресурсы, получают сверхнормативную прибыль, выраженную интеллектуальной рентой<sup>5</sup>.

Управление человеческим капиталом в таком контексте включает не только привлечение и подбор талантливых сотрудников, их обучение, развитие, мотивацию, но и создание условий для рационального использования их возможностей. В таком направлении особое внимание уделяется разработке комплексных стратегий по управлению интеллектуальным развитием, которые учитывают потенциал отдельных специалистов в контексте реализации долгосрочного успешного развития и повышения инновационной активности<sup>6</sup>.

Под влиянием глобальных трендов в области политических, экономических, социальных и экологических преобразований происходит преобразование инвестиционной активности в экономических системах. Для поддержания общенационального экономического потенциала на высоком уровне конкурентоспособности требуется воздействовать на все сферы экономического развития с целью управления ключевыми точками роста. В данном направлении для отдачи от национального богатства требуется воздействовать также на человеческие ресурсы, которые должны обеспечивать максимальную отдачу от своих нематериальных возможностей<sup>7</sup>.

Непосредственно неэффективное управление человеческим капиталом на любом уровне приводит к торможению социально-экономического развития, что может послужить причиной снижения уровня социально-экономической стабильности. Такая практика создает необходимость в разработке и внедрении эффективных механизмов влияния на уровне ре-

---

<sup>4</sup> Полевая М. В. Управление человеческими ресурсами в условиях глобальных изменений. Москва: Прометей, 2019. 236 с.

<sup>5</sup> Дмитриев Н. Д., Зайцев А. А., Родионов Д. Г. Модель взаимосвязи между интеллектуальным капиталом и формированием рентного дохода промышленных предприятий // Вестник академии знаний. 2023. № 4. С. 92-97.

<sup>6</sup> Гродский В. С. Управление человеческими ресурсами: теория, практика, эффективность. М.: Инфра-М, 2022. 278 с.

<sup>7</sup> Карапетян Т. Капитализация национального богатства через инвестиционные фонды // Вестник Ереванского Университета: Экономика. 2020. № 1. С. 50-60.

гиональной власти, включая программы поддержки и инициативы, стимулирующие предпринимательство. Решение данных проблем связывается с использованием методов управленческого воздействия, в частности экономического и статистического анализа<sup>8</sup>. В интересах усиления конкурентных позиций и продвижения научно-технических инноваций на предприятиях ЕАЭС требуется акцентирование внимания на увеличении их инновационных и интеллектуальных возможностей, ключевым элементом которых выступает человеческий капитал. На макроуровне эффективность и рост человеческого капитала связаны с качеством образования и успешностью научной деятельности<sup>9</sup>.

Проделанный анализ аргументирует, что грамотное управление этими ресурсами не только повышает производительность и инновационную активность предприятий, но и способствует долгосрочному росту и развитию экономики в целом. Таким образом, человеческий капитал – это не просто один из ресурсов, а ключевой элемент, определяющий стратегический потенциал экономических систем<sup>10</sup>. Для обеспечения устойчивого экономического роста возникает потребность в привлечении «интеллектуальных» инвестиций, которые определяют возможности экономических систем увеличивать свои возможности для интеллектуального развития. В данном направлении для управления человеческим капиталом требуется учитывать постоянное расширение человеческих потребностей и их качественный потенциал<sup>11,12</sup>.

В то же время традиционные методы управления человеческим капиталом, включая оценку производительности, обучение и развитие персонала, а также карьерное планирование, перестают быть единственными в достижении стратегической эффективности, так как такие подходы имеют свои ограничения, особенно в контексте быстро изменяющегося рынка и инновационной экономики. Например, оценка производительности фокусируется на краткосрочных результатах, что может приводить к недооценке долгосрочного потенциала и развития сотрудников; обучение и развитие персонала иногда могут быть не полностью синхронизированы с текущими требованиями и тенденциями рынка; карьерное планирование, основанное на традиционных подходах, может не учитывать изменяющиеся карьерные предпочтения и потребности сотрудников, особенно в эпоху цифровизации и глобализации. Эти ограничения подчеркивают необходимость переосмысления и адаптации управления человеческим капиталом в

---

<sup>8</sup> Герасимов А. Н., Скрипниченко Ю. С., Скрипниченко В. Ю. Социально-экономические факторы формирования и использования человеческого капитала в проекции их влияния на экономическую безопасность // Вестник Академии знаний. 2022. №6 (53). С. 65-69.

<sup>9</sup> Ларин С. Н., Куропаткина Л. В., Хрусталева Е. Ю. Эффективность вузовской науки как важнейший фактор развития человеческого капитала // Политетический сетевой электронный научный журнал КубГАУ. 2021. № 166 (02). С. 130-146.

<sup>10</sup> Guenole N., Ferrar J., Feinzig S. The Power of People: How Successful Organizations Use Workforce Analytics To Improve Business Performance. FT Press, 2017. 352 p.

<sup>11</sup> Дмитриев Н. Д. Интеллектуальный рычаг как инструмент оценки эффективности «интенсивных» инвестиций // Экономика и Индустрия 5.0 в условиях новой реальности (ИНПРОМ-2022): сборник конференции. 2022. С. 384-388.

<sup>12</sup> Овсепян В. Развитие человеческого капитала и экономический рост // Вестник Ереванского Университета: Экономика. 2015. № 2. С. 57-64.

соответствии с новыми экономическими реалиями<sup>13,14</sup>.

Преодоление ограничений традиционных подходов связано с адаптацией передовых методов, способных учитывать множество факторов, которые влияют на отдельные аспекты человеческого капитала. В частности, допустимо проводить модификацию эконометрических методов для включения переменных, отражающих профессиональный опыт и факторы масштаба, что позволяет оценить их влияние на производительность предприятий, а также провести эффективную оптимизацию для максимизации интеллектуальной эффективности. Модели предлагают новые подходы к оценке и управлению этим капиталом, акцентируя внимание на необходимости комплексного учета различных аспектов и детерминантов<sup>15,16</sup>. Также следует уделить внимание мотивационным механизмам, моделирование и анализ которых позволит повышать эффективность работы человеческих ресурсов с учетом отраслевой специфики. Для этого следует учесть применение эконометрических и математических методов для оценки эффективности различных видов мотивации и их влияния на производительность труда. Новые комплексные подходы к стимулированию сотрудников позволяют совершенствовать стратегии управления ресурсами<sup>17</sup>.

Современный экономический контекст требует глубокого понимания механизмов, определяющих роль человеческого капитала в развитии экономики. Применение эконометрических моделей в анализе человеческого капитала позволяет не только точно оценить его вклад в экономическую динамику, но и выявить потенциальные направления для улучшения управленческих практик, что особенно значимо в условиях глобализации и цифровизации, где традиционные подходы к управлению ресурсами могут не учитывать динамично изменяющиеся требования рынка и технологические тренды. Таким образом, глубокий анализ человеческого капитала с использованием передовых методов и инструментов становится не просто инструментом оценки, но и ключом к стратегическому планированию и принятию обоснованных решений, способствующих устойчивому экономическому росту и повышению конкурентоспособности

### **Методический обзор исследования**

Современный анализ человеческого капитала требует применения эконометрических методов, способных оценивать и оптимизировать его вклад в экономическое развитие. Ключевыми методами в исследовании являются метод главных компонент (PCA), кластерный анализ K-means и линейный дискриминантный анализ (LDA). Данные методы предоставля-

---

<sup>13</sup> **Becker G. S.** Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education. University of Chicago Press, 2009. 412 p.

<sup>14</sup> **Mathis R. L., Jackson J. H., Valentine S. R., Meglich P.** Human Resource Management. Cengage Learning, 2016. 736 p.

<sup>15</sup> **Дмитриев Н. Д., Зайцев А. А., Унгарви Л.** Развитие экономико-математического аппарата управления интеллектуальным капиталом через оптимизационные модели // Бизнес. Образование. Право. 2023. № 3. С. 92-97.

<sup>16</sup> **Тарасов В. Т., Данилов И. П.** Эконометрический анализ детерминантов человеческого капитала // Вестник ЧГУ. 2012. № 4. С. 475-484.

<sup>17</sup> **Маградзе Т., Дмитриев Н. Д.** Моделирование мотивационных механизмов управления человеческими ресурсами в электроэнергетике // Human Progress. 2020. № 2. С. 4.

ют возможность глубоко анализировать различные аспекты человеческого капитала и эффективно управлять им в рамках экономических систем<sup>18</sup>. Интеграция эконометрических методов в управление человеческим капиталом позволяет комплексно анализировать его структуру и выявлять «неочевидные» потенциалы. Предложенный подход не только улучшает понимание текущего состояния, но и способствует предсказанию будущих тенденций и оптимизации управленческих решений<sup>19,20</sup>.

Применение сложных эконометрических методов в управлении человеческим капиталом является новаторским подходом, который расширяет границы традиционного управления персоналом, что вносит значительный вклад в теорию управления человеческим капиталом, предлагая новые инструменты для его анализа и оптимизации. Рассмотрение перечисленных выше методов и оценка их применимости для управления человеческим капиталом рассмотрены в таблице 1<sup>21,22,23</sup>.

*Таблица 1*

**Анализ эконометрических методов в контексте управления человеческим капиталом**

Метод	Теоретические основы	Применимость для человеческого капитала
Метод главных компонент (РСА)	РСА – статистическая процедура, используемая для снижения размерности набора данных, сохраняя при этом как можно больше вариативности. Преобразует исходные данные в новый набор ортогональных переменных, называемых главными компонентами.	РСА позволяет выделить наиболее значимые факторы из большого количества переменных, что особенно полезно для анализа и управления разнообразными аспектами человеческого капитала, такими как навыки, мотивация, производительность.
Кластерный анализ K-means	K-means – метод кластерного анализа, используемый для группировки данных на основе сходства. Целью является разделение набора объектов на кластеры, внутри которых наблюдается высокая степень схожести.	K-means может быть использован для выявления различных групп или сегментов сотрудников в организации на основе разнообразных критериев, таких как профессиональные интересы, компетенции или производительность.
Линейный дискриминантный анализ (LDA)	LDA – метод, используемый для определения линейной комбинации характеристик, которая лучше всего разделяет два или более класса объектов или событий.	LDA может помочь в различении групп сотрудников по определенным критериям, а также в идентификации факторов, которые наиболее значимы для различения между этими группами.

<sup>18</sup> **Greene W.H.** *Econometric Analysis*. Prentice Hall, 2003. 1026 p.

<sup>19</sup> **Provost F., Fawcett T.** *Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking*. O'Reilly Media, Inc., 2013. 414 p.

<sup>20</sup> **Hanushek E.A., Woessmann L.** *The Knowledge Capital of Nations: Education and the Economics of Growth*. MIT Press, 2015. 280 p.

<sup>21</sup> **Scholz T.M.** *Data in Organizations and the Role of Human Resource Management: A Complex Systems Theory-based Conceptualization*, 2017. 237 p.

<sup>22</sup> **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. Springer Science & Business Media, 2013. 536 p.

<sup>23</sup> **Izenman A.J.** *Modern Multivariate Statistical Techniques: Regression, Classification, and Manifold Learning*. Springer New York, 2013. 733 p.

Адаптация эконометрических методов для анализа и управления человеческим капиталом открывает новые перспективы в понимании его роли в экономическом развитии. Использование перечисленных методов позволяет не только анализировать состояние человеческих ресурсов экономических субъектов, в первую очередь предприятий, но и прогнозировать их вклад в будущее развитие<sup>24</sup>. Такой подход приобретает значимость в условиях трансформации экономического ландшафта, где способность к адаптации и инновационному мышлению становится ключевым конкурентным преимуществом. Таким образом, методы, такие как PCA, K-means и LDA, не просто служат инструментами анализа, но и становятся частью стратегического планирования и принятия решений в управлении человеческим капиталом.

### **Результаты исследования**

Предлагается протестировать эконометрические методы для управления человеческим капиталом. Используя собранные данные по предприятиям из стран ЕАЭС, был проведен анализ 15 ключевых показателей, характеризующих человеческий капитал за 4 года. Общая совокупность выборки составила 200 наблюдений. Проведенный количественный анализ позволяет выявить ключевые факторы, влияющие на производительность и инновационные аспекты человеческих ресурсов. Комплексный анализ предоставит информацию для разработки стратегий управления человеческим капиталом и его оптимизации, способствуя повышению общей эффективности и конкурентоспособности организации.

В ходе исследования использовались следующие библиотеки языка программирования Python: `numpy` (для вычислений с массивами данных); `pandas` (библиотека для работы с данными, позволяющая удобно загружать, очищать и преобразовывать данные); `scipy` (для продвинутых вычислений, включая статистический анализ); `scikit-learn` (для выполнения машинного обучения, включая K-means и линейный LDA); PCA (также использовалась стандартная реализация метода главных компонент); `matplotlib` и `seaborn` (визуализация данных, что помогает в предварительном анализе и понимании распределений переменных).

1. На первом этапе проводилась сборка и обработка данных.

Для анализа использовалась база данных, включающая информацию по 15 ключевым показателям, охватывающим различные аспекты человеческого капитала. Используемая база данных – собранный и структурированный набор информации. Среди показателей были такие переменные, как уровень образования, профессиональный опыт, творческие способности, навыки коммуникации, лидерские качества, адаптивность и другие. Данные собирались из различных предприятий стран ЕАЭС за период в 4 года, что позволило сформировать обширную выборку из 200 наблюдений.

В процессе обработки данных осуществлялось их очищение от возможных ошибок и пропусков, стандартизация значений для обеспечения сопоставимости, а также предварительный анализ распределения каждой

---

<sup>24</sup> Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006. 738 p.

переменной. Для уменьшения искажений и улучшения точности последующего анализа данные были преобразованы и нормализованы. Такой подход обеспечил надежную основу для применения эконометрических методов, таких как PCA, K-means и LDA, и позволил получить объективные результаты анализа.

2. На втором этапе проводится стандартизация данных и анализ главных компонент.

Процесс стандартизации данных был проведен для каждого из 15 показателей человеческого капитала. Стандартизация включала преобразование данных таким образом, чтобы каждый атрибут имел среднее значение 0 и стандартное отклонение 1. Этот шаг критически значим, так как он уравнивает масштабы различных переменных, обеспечивая адекватное сравнение их вклада в анализе PCA.

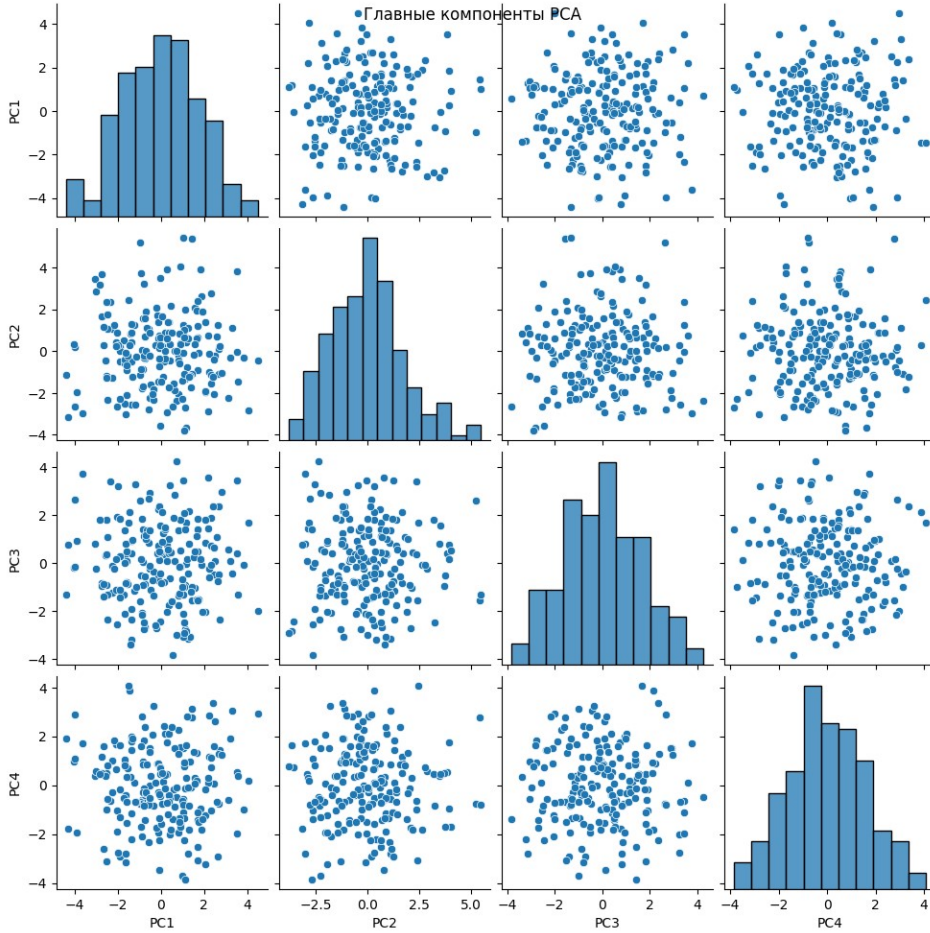
Результаты PCA позволяют уменьшить размерность данных и выявить основные направления вариативности. PCA преобразовал исходные данные в новый набор переменных – главных компонент, которые являются линейными комбинациями исходных переменных и упорядочены так, чтобы первая компонента объясняла наибольшую часть дисперсии данных, а каждая последующая – меньшую часть. Основные шаги включали вычисление ковариационной матрицы, чтобы определить совместную изменчивость между парами переменных, а также нахождение собственных значений и собственных векторов матрицы. Собственные векторы указывают направления главных компонент, а собственные значения указывают долю дисперсии, объясняемую каждой компонентой.

В рамках анализа человеческого капитала представленный стандартизированный набор данных включает различные аспекты, такие как уровень образования, профессиональные навыки и творческий потенциал. Применение PCA к этим данным позволило выявить основные факторы, оказывающие наибольшее влияние на эти аспекты. В результате PCA было определено, что четыре главных компонента объясняют значительную часть вариативности в данных, что позволяет более эффективно анализировать и интерпретировать ключевые факторы, влияющие на человеческий капитал. Объясненная дисперсия каждой из четырех главных компонент составила: [0.21776573, 0.21106085, 0.18635223, 0.17167378]. Совокупная объясненная дисперсия по этим компонентам: [0.21776573, 0.42882658, 0.61517882, 0.7868526], что указывает на то, что четыре главные компоненты в совокупности объясняют примерно 78.7% общей вариативности данных.

На рисунке 1 представлено графическое представление результатов PCA. На парных графиках представлены взаимосвязи между различными главными компонентами, что позволяет визуализировать распределение и группировку данных в многомерном пространстве.



Парные графики главных компонент



На рисунке 2 представлена совокупная объясненная дисперсия, позволяющая визуализировать, какой процент общей вариативности данных объясняется каждой из главных компонент.



3. На третьем этапе проводится кластерный анализ с использованием алгоритма K-means, что позволяет проводить группировку сотрудников по схожим характеристикам.

Алгоритм K-means применён для группировки данных на основе сходства в главных компонентах, полученных в ходе PCA. Было выбрано четыре кластера для разделения данных, что позволило увидеть естественные группировки в многомерном пространстве главных компонент. Результаты кластеризации были добавлены в DataFrame, содержащий значения первых четырёх главных компонент для каждого наблюдения. Результаты кластерного анализа представлены в таблице 2. Каждая строка в таблице представляет отдельное наблюдение (или запись) из исходного набора данных, но уже в преобразованном виде, с учётом главных компонент и результатов кластеризации, что позволяет анализировать данные в сокращённом многомерном пространстве, где каждое наблюдение описывается не всеми исходными переменными, а несколькими главными компонентами, которые наиболее информативны для исследуемого набора данных.

Таблица 2

**Анализ эконометрических методов в контексте управления человеческим капиталом (первые 5 наблюдений)**

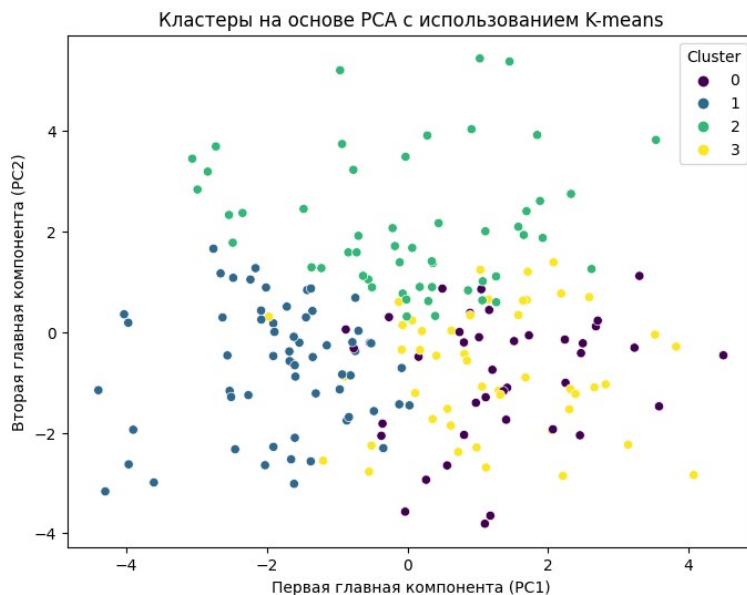
№ наблюдения	PC1	PC2	PC3	PC4	Cluster
1	0.803705	-0.203690	-1.739225	2.283344	0
2	0.109892	-1.210955	1.241567	0.138565	3
3	-1.224156	1.274556	-1.141352	0.105405	2
4	1.018642	-0.100200	-2.096476	1.503579	0
5	-0.556922	1.049307	0.864202	-2.323685	2

Cluster – столбец показывает, к какому кластеру было отнесено каждое наблюдение в результате кластерного анализа K-means. В данном случае кластеры обозначены числами 0, 1, 2 и 3. Например, первое наблюдение отнесено к кластеру 0, второе — к кластеру 3 и так далее.

На рисунке 3 показано, как данные группируются в четыре различных кластера на основе их распределения в двух главных компонентах (показано для PC1 и PC2, аналогично для каждой комбинации), что позволяет наглядно оценить, как данные разделяются в многомерном пространстве, определяемом этими компонентами.

Рисунок 3

### Кластеры на основе PCA с использованием K-means (PC1 и PC2)



Кластерный анализ выявил интересные узоры в данных, позволяя идентифицировать различные группы или сегменты в наборе данных, связанные с человеческим капиталом. Например, одни кластеры могли включать сотрудников с высоким уровнем технических навыков, в то время как другие – с сильными лидерскими качествами или творческим потенциалом. Полученные результаты могут быть использованы для разработки более эффективных стратегий управления человеческими ресурсами. Кластерный анализ с использованием K-means на данных, обработанных PCA, предоставил понимание о структуре человеческого капитала, выявив ключевые паттерны, которые могут быть использованы для улучшения управленческих решений.

4. На четвертом этапе проводится визуализация результатов PCA в сочетании с выделением кластеров, созданных на предыдущем этапе с помощью метода K-means.

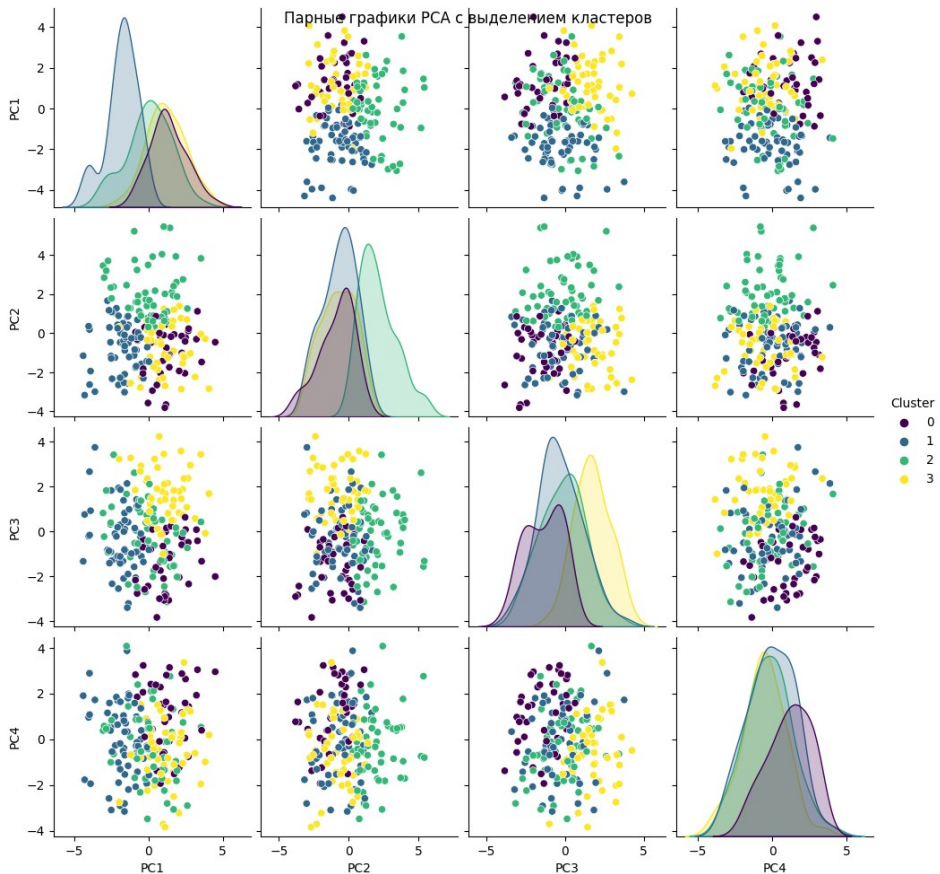
Визуализация включает создание парных графиков для первых четырех главных компонент, что позволило детально изучить взаимодействия между этими компонентами и проанализировать, как данные сгруппированы в рамках кластерного анализа.

На рисунке 4 представлены парные графики, на которых отображается распределение данных в пространстве, созданном первыми четырьмя главными компонентами (PC1, PC2, PC3, PC4). Данные графики показывают разброс данных по двум главным компонентам на каждом графике, позволяя наблюдать, как точки данных располагаются относительно друг

друга. Каждый кластер отмечен уникальным цветом, что позволяет легко различать группы данных и визуально определять, как точки данных сгруппированы в рамках каждого кластера и как они распределяются в многомерном пространстве, определенном главными компонентами.

Рисунок 4

### Парные графики главных компонент



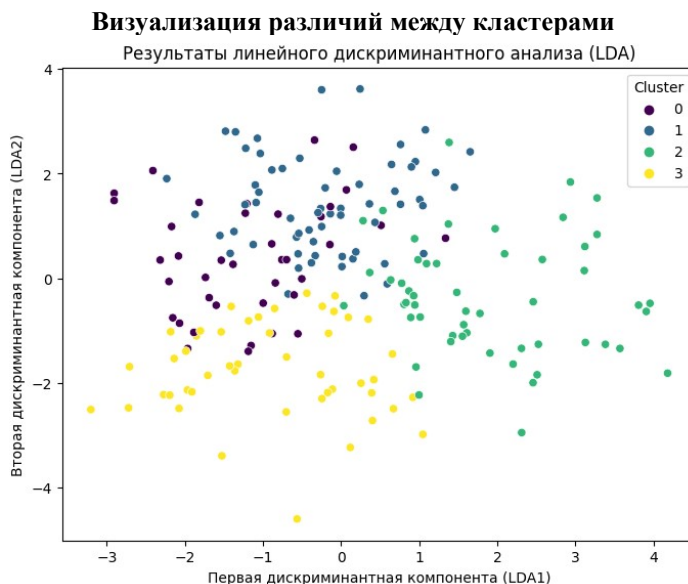
Парные графики предоставляют информацию о взаимодействиях между различными главными компонентами. Наблюдения распределения в разных парах компонент позволяют сделать вывод, какие компоненты вносят наибольший вклад в формирование кластеров и как они влияют на структуру данных.

5. На пятом этапе проводится линейный дискриминантный анализ для дальнейшего изучения и уточнения различий между кластерами, выделенными на предыдущем этапе с помощью K-means.

Целью LDA является определение факторов, наиболее эффективно разделяющих эти группы. Используя исходные стандартизированные данные и метки кластеров, LDA был направлен на выявление двух дискриминантных компонент (LDA1 и LDA2), которые наилучшим образом разделяют наблюдения по кластерам, создавая новое пространство, в котором кластеры максимально отделены друг от друга.

Полученные дискриминантные компоненты представляют собой новые оси в пространстве данных, помогающие максимизировать различия между кластерами. Каждая точка данных в этом пространстве соответствует определенному кластеру, позволяя наглядно увидеть разделение между группами. На рисунке 5 представлена визуализация результатов LDA на графиках разброса для LDA1 и LDA2, демонстрирующая четкие границы между кластерами, подтверждая эффективность LDA в разделении групп данных.

Рисунок 5



Результаты LDA предоставляют детальное понимание того, как различные кластеры разделены в многомерном пространстве, и могут быть использованы для глубокого анализа данных, связанных с человеческим капиталом. Полученные данные позволяют выявить ключевые стратегии управления и развития, основанные на дискриминантных характеристиках групп сотрудников (см. таблицу 3).

Таблица 3

Результаты LDA (первые 5 наблюдений)

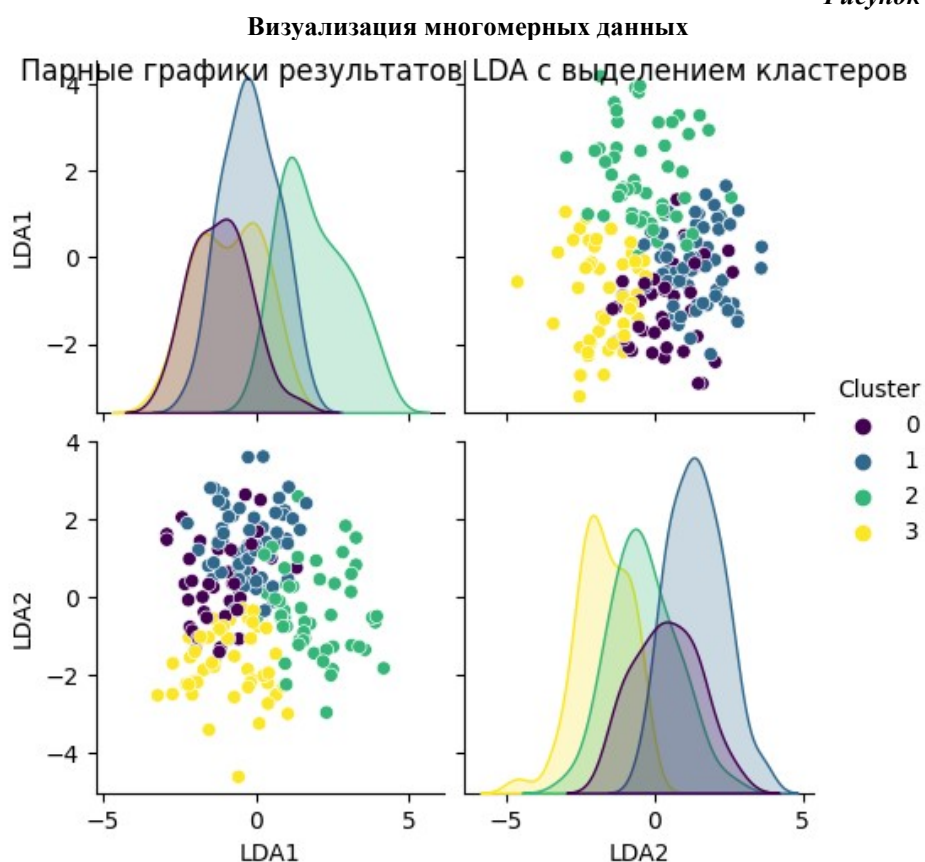
LDA1	LDA2	Cluster
-0.256750	1.178596	0
-1.406745	-0.537908	3
1.973901	0.947670	2
-0.142996	0.643936	0
1.430212	-1.096342	2

Данные в таблице отражают результаты LDA, где столбцы LDA1 и LDA2 показывают значения первой и второй дискриминантных компонент для каждого наблюдения, а столбец «Cluster» указывает на принадлежность к определенному кластеру. Полученные результаты позволяют более детально изучить, какие факторы являются определяющими для различения между кластерами, что ценно для управления интеллектуальным капиталом.

6. На шестом этапе проводится визуализация результатов LDA с помощью парных графиков, что позволяет дополнительно анализировать, как различные кластеры разделены в пространстве LDA.

На рисунке 6 представлены парные графики, иллюстрирующие разделение кластеров в пространстве LDA. Каждый кластер демонстрирует уникальное распределение, что подчеркивает эффективность LDA в разделении кластеров, определенных в ходе предыдущего кластерного анализа. Графики показывают, как точки данных из различных кластеров расположены относительно первой и второй дискриминантных компонент. Парные графики представляют многомерные данные в более простом и наглядном формате, что облегчает визуальную оценку структуры данных и взаимосвязей между разными кластерами.

*Рисунок 6*



Данная визуализация служит инструментом для интерпретации результатов LDA, позволяя выявить уникальные группы или сегменты в данных, что критически важно для разработки стратегий управления, направленных на улучшение производительности и инновационной активности.

### **Обсуждение результатов**

Предложенный подход позволяет исследовать структуру и взаимодействия между различными аспектами человеческого капитала. Из про-

веденного анализа с использованием PCA, K-means и LDA можно сделать следующие ключевые выводы:

- Применение PCA позволило сократить количество переменных, сохраняя при этом значимую часть информации о вариабельности данных, что упростило анализ и помогло выявить основные направления вариабельности в данных.

- K-means эффективно сгруппировал данные в четко различимые кластеры на основе их характеристик в пространстве главных компонент, что указывает на наличие различных сегментов или типов в данных.

- LDA подтвердил и усилил разделение между кластерами, выявленными методом K-means, позволяя более четко определить их границы и ключевые отличительные особенности.

- Визуализация результатов, особенно парные графики PCA и LDA, отразила, как различные аспекты данных влияют на группировку и разделение кластеров, что позволяет выявить ключевые факторы или переменные, которые наиболее значимы для различных групп в контексте исследования.

- Полученные результаты могут быть использованы в контексте управления человеческим капиталом для идентификации различных групп сотрудников или стратегий развития. Например, разные кластеры могут представлять собой сотрудников с разными навыками, потенциалом к инновациям или образовательным фондом.

В контексте практического применения результатов, проведенный анализ с использованием эконометрических методов PCA, K-means и LDA открывает новые горизонты в управлении человеческим капиталом. Например, с помощью кластерного анализа K-means организации могут идентифицировать различные группы сотрудников, каждая из которых обладает уникальными характеристиками и потребностями, что позволяет разрабатывать более целенаправленные программы; использование PCA для анализа данных может помочь в выявлении ключевых факторов, влияющих на производительность и инновационные способности сотрудников, что способствует более осознанному подходу к формированию команд и назначению ответственностей.

Сравнение с традиционными методами управления человеческим капиталом подчеркивает преимущества использования эконометрических подходов. Традиционные методы часто опираются на качественные оценки, которые могут быть субъективными и не всегда отражают потребности и возможности. Применение количественных и аналитических методов, таких как PCA, K-means и LDA, позволяет принимать решения, основанные на объективных данных, что способствует более объективной оценке человеческого капитала и его вклада в общую эффективность субъекта.

### **Заключение**

Исследование демонстрирует потенциал использования эконометрических методов в управлении человеческим капиталом. Применение методов PCA, K-means и LDA обеспечивает многоаспектный анализ данных, который раскрывает новые возможности для оптимизации и стратегиче-

ского планирования человеческого капитала. Наиболее значимым выступают следующие аспекты: снижение размерности данных с помощью PCA, что не только упрощает аналитический процесс, но и выделяет наиболее значимые аспекты в огромном массиве информации; K-means позволяет сформировать четкие группы сотрудников с уникальными характеристиками, что способствует более целенаправленному подходу к управлению персоналом; LDA углубляет анализ, выявляя ключевые факторы, разделяющие различные группы сотрудников, и обеспечивая более четкое понимание их вклада в организацию.

Полученные результаты имеют значение для формирования стратегий управления человеческим капиталом в современных экономических системах. Они предоставляют информацию для разработки персонализированных подходов к развитию и мотивации персонала, способствуют оптимальному распределению ресурсов и улучшают общую производительность организации. Предложенный аналитический подход открывает горизонты для стратегического и инновационного управления человеческим капиталом, что является ключом к устойчивому развитию и конкурентоспособности в динамично изменяющемся мире.

#### **Список использованных источников:**

1. Дмитриев Н.Д., Зайцев А.А. Интеллектуальный капитал в промышленности: особенности и место рентных подходов. СПб.: Астерион, 2022. 193 с.
2. Marr B. Data-Driven HR: How to Use Analytics and Metrics to Drive Performance. Kogan Page Publishers, 2018. 264 p.
3. Айвазян Н., Гзоян Э. Оценка интеллектуального капитала стран СНГ в контексте науки // Вестник Ереванского Университета: Экономика. 2012. № 3(1). С. 50-60.
4. Полевая М.В. Управление человеческими ресурсами в условиях глобальных изменений. Москва: Прометей, 2019. 236 с.
5. Дмитриев Н.Д., Зайцев А.А., Родионов Д.Г. Модель взаимосвязи между интеллектуальным капиталом и формированием рентного дохода промышленных предприятий // Вестник академии знаний. 2023. № 4. С. 92-97.
6. Гродский В.С. Управление человеческими ресурсами: теория, практика, эффективность. Москва: Инфра-М, 2022. 278 с.
7. Карапетян Т. Капитализация национального богатства через инвестиционные фонды // Вестник Ереванского Университета: Экономика. 2020. № 1. С. 50-60.
8. Герасимов А.Н., Скрипниченко Ю.С., Скрипниченко В.Ю. Социально-экономические факторы формирования и использования человеческого капитала в проекции их влияния на экономическую безопасность // Вестник Академии знаний. 2022. №6 (53). С. 65-69.
9. Ларин С.Н., Куропаткина Л.В., Хрусталева Е.Ю. Эффективность вузовской науки как важнейший фактор развития человеческого капитала // Политематический сетевой электронный научный журнал КубГАУ. 2021. № 166 (02). С. 130-146.
10. Guenole N., Ferrar J., Feinzig S. The Power of People: How Successful Organizations Use Workforce Analytics To Improve Business Performance. FT Press, 2017. 352 p.
11. Дмитриев Н.Д. Интеллектуальный рычаг как инструмент оценки эффективности «интенсивных» инвестиций // Экономика и Индустрия 5.0 в условиях новой реальности (ИНПРОМ-2022): сборник конференции. 2022. С. 384-388.



12. Овсепян В. Развитие человеческого капитала и экономический рост // Вестник Ереванского Университета: Экономика. 2015. № 2. С. 57-64.
13. Becker G.S. Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education. University of Chicago Press, 2009. 412 p.
14. Mathis R.L., Jackson J.H., Valentine S.R., Meglich P. Human Resource Management. Cengage Learning, 2016. 736 p.
15. Дмитриев Н.Д., Зайцев А.А., Унгвари Л. Развитие экономико-математического аппарата управления интеллектуальным капиталом через оптимизационные модели // Бизнес. Образование. Право. 2023. № 3. С. 92-97.
16. Тарасов В.Т., Данилов И.П. Эконометрический анализ детерминантов человеческого капитала // Вестник ЧГУ. 2012. № 4. С. 475-484.
17. Маградзе Т., Дмитриев Н.Д. Моделирование мотивационных механизмов управления человеческими ресурсами в электроэнергетике // Human Progress. 2020. № 2. С. 4.
18. Greene W.H. Econometric Analysis. Prentice Hall, 2003. 1026 p.
19. Provost F., Fawcett T. Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking. O'Reilly Media, Inc., 2013. 414 p.
20. Hanushek E.A., Woessmann L. The Knowledge Capital of Nations: Education and the Economics of Growth. MIT Press, 2015. 280 p.
21. Scholz T.M. Data in Organizations and the Role of Human Resource Management: A Complex Systems Theory-based Conceptualization, 2017. 237 p.
22. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer Science & Business Media, 2013. 536 p.
23. Izenman A.J. Modern Multivariate Statistical Techniques: Regression, Classification, and Manifold Learning. Springer New York, 2013. 733 p.
24. Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006. 738 p.

**ՆԻԿՈՒԱՅ ԴՄԻՏՐԻԵՎ, ՖԵԼԻՔՍ ԱՐԻՈՆ, ԿԱՌԼԵՆ ԽԱՉԱՏԻՅԱՆ, ՎԱՐԴԱՆ ԱԼԷԿՍԱՆՅԱՆ – Էկոնոմետրիկ մեթոդների կիրառումը մարդկային կապիտալի զարգացման համար** – Հետազոտության շրջանակներում իրականացվել է էկոնոմետրիկ մեթոդների կիրառման վերլուծություն՝ մարդկային կապիտալի կառավարման օպտիմալացման նպատակով: Հետազոտության նպատակը տարբեր էկոնոմետրիկ մեթոդների միավորումն է փուլային ալգորիթի մեջ՝ մարդկային կապիտալի կառավարման համակարգի կատարելագործման համար: Հետազոտության մեթոդաբանական հիմք են՝ գլխավոր բաղադրիչների մեթոդը (PSA), K-means մեթոդով կլաստերային վերլուծությունը և զծային դիսկրիմինանտային վերլուծությունը (LDA): Ընտրված մեթոդների թեստավորումը իրականացվել է Python ծրագրավորման լեզվի միջոցով: Որպես թեստավորման օբյեկտ ընտրվել են Եվրասիական տնտեսական միության (ԵԱՏՄ) երկրների կազմակերպությունները. այդ կազմակերպությունների համախառն ընտրանքը կազմել է 200 դիտարկում՝ ըստ 15 ցուցանիշների, որոնք բնութագրում են մարդկային կապիտալը: PSA կիրառումը չափակաճության փոքրացման նպատակով թույլ է տվել պարզեցնել տվյալների բարդ հավաքածուն՝ մարդկային կապիտալի ասպեկտով փոփոխականության արմատական ուղղությունների բացահայտման համար: Թեստավորումը ցույց է տվել, որ 4 գլխավոր բաղադրիչներ բացատրել են տվյալների փոփոխականության մոտ 78.7%-ը: K-means-ի կիրառումը թույլ է տվել տվյալները խմբավորել 4 տարբեր կլաստերներում, որոնք բնորոշում են աշխատակիցների

տարբեր խմբերը՝ իրենց առանձնահատուկ բնութագրերով: LDA կիրառումը օգնել է որոշել հիմնական գործոնները, որոնք տարանջատում են կլաստերները: Թեստավորումը ցույց է տվել, որ առաջին և երկրորդ դիսկրիմինանտային բաղադրիչները արդյունավետ բաժանել են կլաստերները՝ բացատրելով դրանց միջև փոփոխականության զգալի մասը (78,7% բացատրելի դիսպերսիա): Հետազոտության արդյունքները ցույց են տվել էկոնոմետրիկ մեթոդների կիրառման նշանակալիությունը գործնականում մարդկային կապիտալի կառավարման համար՝ առաջարկելով կառավարչական որոշումների արդյունավետության բարձրացման նոր մոտեցումներ և գործիքներ՝ տնտեսական համակարգերի ինտելուկտուալ զարգացման արագացման պայմաններում:

**Բանալի բառեր** – *էկոնոմետրիկ մեթոդներ, մարդկային կապիտալի կառավարում, գլխավոր բաղադրիչների մեթոդ (PCA), K-means մեթոդ, կլաստերային վերլուծություն, զծային դիսկրիմինանտային վերլուծություն (LDA), էկոնոմետրիկ օպտիմալացում, Python ծրագրավորման լեզու*

**NIKOLAY DMITRIEV, FELIX ARION, KARLEN KHACHATRYAN, VARDAN ALEKSANYAN – *Application of Econometric Methods for Human Capital Management.*** – The study analyzes the use of econometric methods to optimize human capital management. The study aims to combine various econometric methods into a step-by-step algorithm to improve the human capital management system. The methodological basis of the study was the principal component analysis (PCA), cluster analysis using the K-means method, and linear discriminant analysis (LDA). Testing of the selected methods was implemented using the Python programming language. Enterprises from the Eurasian Economic Union (EAEU) countries were selected as test objects; the total sample for selected enterprises amounted to 200 observations for 15 indicators characterizing human capital. Using PCA to reduce data dimensionality simplified a complex data set, making it more manageable for identifying critical areas of variability in aspects of human capital. Testing showed that the four principal components explained about 78.7% of the variance in the data. Using K-means allowed the data to be grouped into four separate clusters that identified different groups of employees with specific characteristics. The application of LDA helped to identify the key factors separating the clusters. Testing showed that the first and second discriminant components effectively separated the clusters, explaining a significant portion of the variance between them (78.7% of explained variance). The study results demonstrate the importance of using econometric methods in the actual practice of human capital management, offering new approaches and tools for increasing the efficiency of management decisions in the context of accelerating the intellectual development of economic systems.

**Keywords:** *Econometric Methods, Human Capital Management, Principal Component Analysis (PCA), K-means method, Clustering Analysis, Linear Discriminant Analysis (LDA), Econometric Optimization, Python Programming Language*