

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ
МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ

УДК 519.25:330.4

DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-3-179-188

EDN: YJNGZD

Научная статья

**Экономико-математическое моделирование и инструментальные методы
для повышения эффективности подготовки спортивного резерва**

Т. С. Демьяненко[✉], Е. А. Комов, Л. М. Семенов

Южно-Уральский государственный университет
(национальный исследовательский университет)
454080, Россия, г. Челябинск, пр-т имени В. И. Ленина, 76

Аннотация. В статье рассматривается проблема повышения экономической эффективности процесса подготовки спортивного резерва. Юные спортсмены рассматриваются как ценные активы, а тренировочный процесс – как инвестиционный проект, требующий оптимизации. **Цель исследования** – разработка экономико-математической модели, позволяющей повысить отдачу от инвестиций в человеческий капитал за счет персонализации управления подготовкой. **Материалы и методы.** В качестве инструментального метода предложен кластерный анализ. **Результаты.** На основе выборки из 103 спортсменов, охарактеризованных по 15 объективным параметрам, с помощью алгоритма K-means были выделены две гомогенные группы (кластеры) активов. Статистический анализ (ANOVA) подтвердил значимые различия между группами, что позволяет интерпретировать их как два типа активов с разным потенциалом и рисками. Для каждого кластера разработаны дифференцированные стратегии управления (тренировочные программы), направленные на максимизацию их «стоимости» (спортивного потенциала) и минимизацию рисков (травматизм, отсев). **Заключение.** Работа демонстрирует, что применение математических методов позволяет перейти от интуитивного управления к научно обоснованному менеджменту спортивных активов, повышая общую эффективность деятельности спортивных организаций.

Ключевые слова: экономико-математическое моделирование, кластерный анализ, человеческий капитал, K-means, управление спортивными активами, оптимизация ресурсов, эффективность инвестиций, спортивная экономика, хоккей

Поступила 19.05.2025, одобрена после рецензирования 11.06.2025, принята к публикации 13.06.2025

Для цитирования. Демьяненко Т. С., Комов Е. А., Семенов Л. М. Экономико-математическое моделирование и инструментальные методы для повышения эффективности подготовки спортивного резерва // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2025. Т. 27. № 3. С. 179–188. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-3-179-188

JEL: C01, C15

Original article

**Economic-mathematical modeling and instrumental methods
for improving efficiency of sports reserve training**

T.S. Demyanenko[✉], E.A. Komov, L.M. Semenko

South Ural State University
(National Research University)
454080, Russia, Chelyabinsk, 76, V.I. Lenin avenue

Abstract. The article addresses issues of increasing the economic efficiency for the sports reserve training. Young athletes are viewed as valuable assets, and the training process as an optimizing investment project. **Aim.** The objective is to develop an economic and mathematical model increasing the human capital return on investment (HCROI) through personalizing training management. **Materials and methods.** Cluster analysis is used as an investigation method. **Results.** The K-means clustering algorithm has effectively grouped 103 athletes, who met 15 objective parameters, into two homogeneous groups. Analysis of variance (ANOVA) confirmed significant differences between the groups, allowing them to be interpreted as two types of assets with different potential and risks. For each cluster are developed differentiated management strategies (training programs) aimed at maximizing their "value" (athletic potential) and minimizing risks (injuries, dropout). **Conclusion.** The study shows that mathematical models facilitate the transition from intuitive to scientific management of sports assets, thereby improving the overall performance of sports organizations.

Keywords: economic-mathematical modeling, cluster analysis, human capital, K-means, sports asset management, resource optimization, investment efficiency, sports economics, ice hockey

Submitted 19.05.2025,

approved after reviewing 11.06.2025,

accepted for publication 13.06.2025

For citation. Demyanenko T.S., Komov E.A., Semenenko L.M. Economic-mathematical modeling and instrumental methods for improving efficiency of sports reserve training. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2025. Vol. 27. No. 3. Pp. 179–188. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-3-179-188

ВВЕДЕНИЕ

Современная спортивная индустрия представляет собой значимый сектор экономики с многомиллиардными оборотами, где ключевым фактором успеха является качество человеческого капитала – спортсменов. Спортивные клубы и академии ежегодно инвестируют существенные финансовые, временные и методические ресурсы в подготовку молодого резерва. В этом контексте каждый перспективный спортсмен может рассматриваться как дорогостоящий и долгосрочный актив, а процесс его подготовки – как инвестиционный проект, успешность которого определяет будущую конкурентоспособность и капитализацию организации.

Традиционные подходы к управлению подготовкой зачастую основаны на универсальных методиках и интуиции тренерского состава, что эквивалентно недифференцированному управлению портфелем активов. Такой подход не учитывает индивидуальные характеристики каждого актива, что приводит к неоптимальному распределению ресурсов и повышенным рискам (травмы, перетренированность, недостижение потенциала), снижая итоговую рентабельность инвестиций (ROI).

Решением данной проблемы является переход к научно обоснованному, персонализированному менеджменту на основе объективных данных. Математические и инструментальные методы, в частности методы кластеризации, позволяют проводить объективную сегментацию активов (спортсменов) по набору ключевых характеристик. Это открывает возможность для разработки дифференцированных стратегий управления (тренировочных программ), направленных на максимизацию потенциала каждой группы и повышение общей эффективности инвестиционного процесса. Помимо вышесказанного, антропометрические и физиологические характеристики напрямую влияют на работоспособность, предрасположенность к определенным игровым ролям и адаптацию к тренировочным нагрузкам [1, 2]. Применение математических методов, в частности кластерного анализа, позволяет выявлять скрытые закономерности в многомерных данных и группировать спортсменов по объективному сходству морфологических и функциональных показателей без предварительного экспертного деления [3]. Такой подход обеспечивает научно обоснованную базу для

персонализации тренировочного процесса, оптимизации методик подготовки и профилактики травматизма. В ряде исследований показана эффективность кластеризации для классификации соматотипов, прогнозирования спортивной успешности и подбора индивидуальных программ в различных видах спорта [4, 5].

Целью настоящего исследования являются разработка и апробация экономико-математической модели на основе кластерного анализа для повышения эффективности управления подготовкой спортивного резерва путем объективной сегментации спортсменов и формирования для них целевых стратегий развития.

ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Объект и данные исследования. В исследовании использовалась анонимизированная выборка, состоящая из 103 хоккеистов в возрасте от 12 до 16 лет, находящихся на этапе начальной и углубленной спортивной специализации. Каждый спортсмен был охарактеризован вектором из 15 признаков.

Антропометрические: рост, вес, индекс массы тела (ИМТ), процент и абсолютная масса жировой, мышечной и костной ткани.

Функциональные: результаты тестов на ловкость, челночный бег, прыжок в длину с места, подтягивания, отжимания.

Игровые: среднее количество голов и очков за игру, рейтинг «+/-».

Предварительная обработка данных. Для корректности анализа была проведена предварительная обработка данных. Пропущенные значения (менее 2 % от общего объема) заменялись средними арифметическими по соответствующему признаку. Поскольку признаки имели разную размерность и масштаб, была выполнена их стандартизация (Z -нормализация) по формуле:

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j},$$

где x_{ij} – значение j -го признака у i -го объекта, μ_j и σ_j – среднее и стандартное отклонение по j -му признаку соответственно.

Для снижения размерности признакового пространства и устранения мультиколлинеарности был применен метод главных компонент (РСА). Были отобраны компоненты, объясняющие не менее 85 % суммарной дисперсии исходных данных, что позволило сократить количество признаков с 15 до 5.

Методы кластеризации. Для разбиения выборки на группы использовались два алгоритма.

1. Метод K -средних (K -means). Данный итеративный алгоритм направлен на минимизацию внутрикластерной суммы квадратов расстояний (WCSS) от каждого объекта до центра (центроида) его кластера. Целевая функция имеет вид:

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2,$$

где K – количество кластеров, C_k – множество объектов, отнесенных к кластеру k , μ_k – центр (среднее значение) кластера C_k , x_i – вектор признаков объекта, $\|x_i - \mu_k\|$ – евклидово расстояние между объектом и центроидой, J – значение функции потерь (чем оно меньше, тем лучше кластеризация).

Выбор метода K -средних в качестве основного обусловлен его вычислительной эффективностью при работе с умеренно большими наборами данных и простотой интерпретации

результатов, что является важным фактором для практического применения в спортивном менеджменте. Использование инициализации K -means++ позволяет снизить зависимость алгоритма от случайного выбора начальных центроидов и повысить стабильность итогового разбиения.

2. Иерархическая агломеративная кластеризация (метод Уорда). Данный метод строит иерархию кластеров, последовательно объединяя наиболее похожие группы объектов. В качестве меры сходства использовалась минимизация прироста внутрикластерной суммы квадратов (дисперсии), что выражается формулой:

$$\Delta E = \frac{|A||B|}{|A| + |B|} \cdot \|c_A - c_B\|^2,$$

где A и B – объединяемые кластеры, $|A|$, $|B|$ – количество объектов в кластерах (мощности множеств), c_A , c_B – центроиды (среднее значение) кластеров A и B , $\|c_A - c_B\|$ – евклидово расстояние между центроидами.

Метод применялся для валидации результатов K -means и визуализации структуры данных через построение дендрограммы. Применение метода главных компонент (РСА) перед кластеризацией было необходимо для решения двух задач: устранения мультиколлинеарности между исходными признаками (например, сильной корреляции между ростом и весом) и снижения влияния высокой размерности данных на работу алгоритмов, основанных на вычислении расстояний в многомерном пространстве. Сохранение 85 % дисперсии является общепринятым компромиссом между сжатием данных и сохранением информации.

Определение оптимального числа кластеров. Оптимальное количество кластеров K определялось в три этапа:

2.1. Предварительный выбор числа кластеров с помощью метода локтя (Elbow Method), анализирующего зависимость внутрикластерной суммы квадратов (WCSS) от числа кластеров K .

2.2. Оценка качества кластеризации с использованием метрик:

силуэтный коэффициент (Silhouette Score), оценка компактности и разделимости кластеров (значения от -1 до 1 , где $>0,25$) указывают на качественную кластеризацию;

индекс Калински–Харабаша (Calinski-Harabasz Index), оценивающий отношение межкластерной дисперсии к внутрикластерной (чем выше значение, тем лучше);

индекс Дэвиса–Болдуина (Davies-Bouldin Index), отражает среднее сходство между кластерами (чем ниже значение, тем лучше).

2.3. Визуальный анализ дендрограммы иерархической кластеризации.

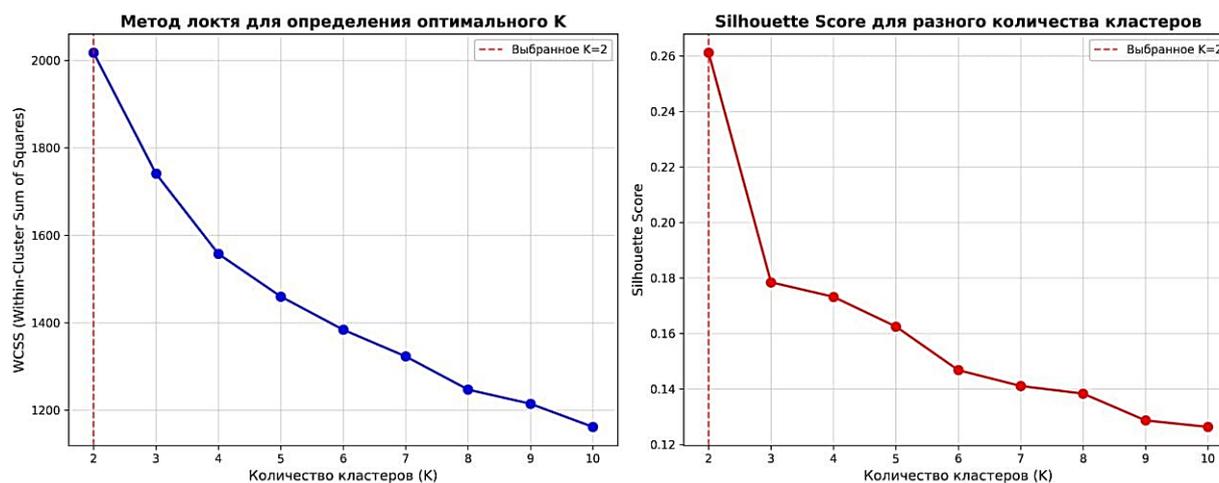
Статистический анализ. Для проверки статистической значимости различий между полученными кластерами по исходным признакам использовался однофакторный дисперсионный анализ (ANOVA). Уровень статистической значимости был принят равным $p < 0,05$.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Определение числа кластеров и оценка качества. Анализ с помощью метода локтя показал выраженный «изгиб» на графике при $K = 2$ (рис. 1), что указывает на оптимальность разделения выборки на два кластера. При $K = 3$ наблюдалось увеличение индекса Дэвиса–Болдуина (1,790 против 1,558 при $K = 2$) и снижение силуэтного коэффициента (0,178 против 0,261), что подтвердило выбор $K = 2$. Значения метрик представлены в таблице 1.

Таблица 1. Метрики качества кластеризации для разных K **Table 1.** Clustering quality metrics for different K

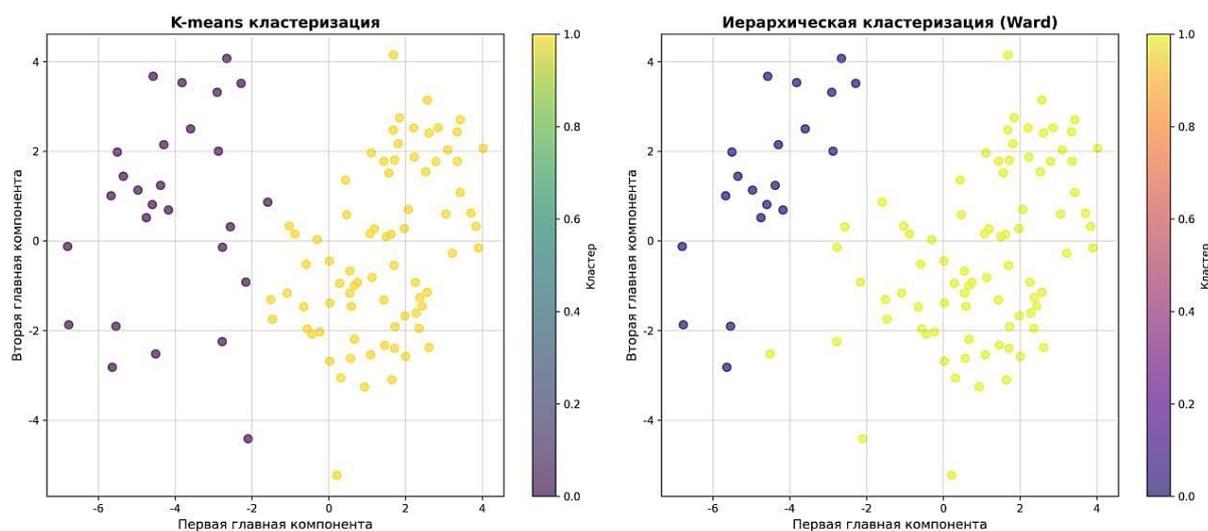
K	WCSS	Силуэтный коэффициент	Индекс Калински–Харабаша	Индекс Дэвиса–Болдуина
2	2017,52	0,261	31,54	1,558
3	1740,77	0,178	26,05	1,790
4	1557,37	0,173	23,10	1,755
5	1459,80	0,163	19,93	1,797

**Рис. 1.** Определение оптимального количества кластеров**Fig. 1.** Determination of the optimal number of clusters

В результате применения алгоритма K -means выборка была разделена на два кластера (рис. 2):

кластер 1: 58 спортсменов (56,3 % выборки);

кластер 2: 45 спортсменов (43,7 % выборки).

**Рис. 2.** Разделение выборки на кластеры**Fig. 2.** Partitioning the sample into clusters

Качество полученного разбиения было оценено с помощью внутренних метрик (табл. 2). Для валидации была проведена иерархическая кластеризация, которая показала сопоставимые результаты (Adjusted Rand Index = 0,847).

Таблица 2. Метрики качества кластеризации для $K = 2$

Table 2. Clustering Quality Metrics for $K = 2$

Метод кластеризации	Силуэтный коэффициент	Индекс Дэвиса–Болдуина
K -means	0,261	1,558
Иерархический (Уорд)	0,280	1,376

Анализ дендрограммы (рис. 3) подтвердил наличие двух основных кластеров в структуре данных. Горизонтальная линия, соответствующая уровню среза дендрограммы для двух кластеров, пересекает наименьшее количество вертикальных линий, что указывает на естественное разделение данных на две компактные группы. Дендрограмма также показывает относительную однородность внутри кластеров и четкое разделение между мезоморфным и эктоморфным типами.

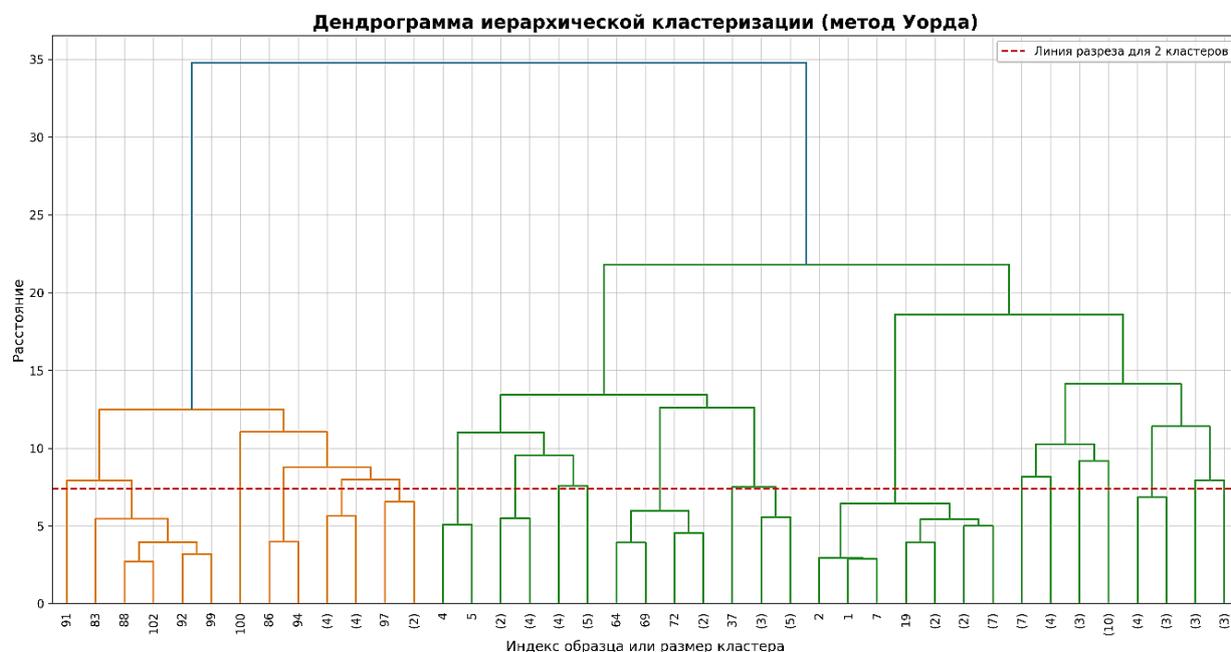


Рис. 3. Дендрограмма иерархической кластеризации (метод Уорда)

Fig. 3. Dendrogram of hierarchical clustering (Ward's method)

Поскольку метод K -means показал лучшие значения метрик, дальнейший анализ проводился на основе его результатов.

Статистический анализ различий между кластерами. Результаты дисперсионного анализа (ANOVA) выявили статистически значимые различия между двумя кластерами по большинству антропометрических и ряду функциональных показателей (табл. 3). Наиболее выраженные различия наблюдались по весу, мышечной и костной массе, а также ИМТ. При этом по игровым показателям (голы, очки, рейтинг) значимых различий обнаружено не было, что может свидетельствовать о том, что на данном этапе подготовки соматотип еще не является определяющим фактором игровой эффективности. А по игровым показателям обнаружены значимые различия в количестве голов ($p = 0,034$) и очков ($p = 0,001$).

Характеристика и интерпретация кластеров. Анализ средних значений признаков в каждом кластере позволил дать им содержательную интерпретацию.

Кластер 1 ($n = 58$) – мезоморфный тип. Спортсмены этой группы в среднем старше, выше и значительно тяжелее. У них более высокие показатели ИМТ, мышечной и костной массы. Их физическая подготовка характеризуется более высокими абсолютными силовыми показателями, однако они незначительно уступают второй группе в тестах на ловкость и скорость (челночный бег). Данный тип можно охарактеризовать как силовой, мощный, с развитым мышечно-костным аппаратом.

Кластер 2 ($n = 45$) – эктоморфный тип. Спортсмены этой группы в среднем моложе, легче и имеют более низкие значения ИМТ, мышечной и жировой массы. Их преимуществом являются лучшие показатели в тестах, требующих ловкости и координации. Данный тип телосложения характеризуется легкостью, подвижностью и скоростными качествами, но с недостатком мышечной массы и силовой выносливости.

Таким образом, кластерный анализ позволил выделить две объективные группы спортсменов, требующие дифференцированного подхода к тренировочному процессу.

Таблица 3. Результаты однофакторного дисперсионного анализа (ANOVA) для ключевых признаков

Table 3. One-Way ANOVA Results for Key Features

Признак	F-статистика	p-значение	Значимость
Возраст	94,33	<0.001	***
Рост	69,64	<0.001	***
Вес	257,69	<0.001	***
Индекс массы тела (ИМТ)	123,51	<0.001	***
Мышечная масса, кг	321,67	<0.001	***
Жировая масса, кг	34,77	<0.001	***
Костная масса, кг	219,16	<0.001	***
Челночный бег, с	10,40	0,0017	**
Ловкость, с	6,09	0,0153	*
Прыжок в длину, см	8,44	0,0045	**
Отжимания, кол-во	2,03	0,1570	<i>ns</i>
Подтягивания, кол-во	1,80	0,1824	<i>ns</i>
Примечание: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$; <i>ns</i> – не значимо.			

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Полученные в ходе исследования результаты требуют более глубокой интерпретации в контексте задач экономического управления и спортивного менеджмента. Выделение двух устойчивых кластеров, которые мы условно обозначили как «мезоморфный» и «эктоморфный» типы, с экономической точки зрения представляет собой сегментацию человеческих активов на две категории с различными профилями «доходности» и «риска».

Интерпретация кластеров как типов инвестиционных активов.

Кластер 1 («мезоморфный», или «силовой актив») можно рассматривать как актив с высоким текущим потенциалом, но и с определенными рисками. Высокие показатели мышечной и костной массы являются фундаментом для силовой игры, однако могут быть сопряжены с меньшей ловкостью и повышенным риском травм опорно-двигательного аппарата

при неверно выстроенных нагрузках. Стратегия управления таким активом должна быть направлена на «шлифовку» его сильных сторон и минимизацию рисков через развитие скоростных качеств и гибкости.

Кластер 2 («эктоморфный», или «скоростной актив») – это, по сути, «венчурный» актив с высоким потенциалом роста. Его текущие силовые показатели ниже, что является фактором риска, но преимущество в скорости и ловкости может стать ключевым конкурентным преимуществом в будущем. Инвестиции в такой актив должны быть в первую очередь направлены на устранение его слабостей – набор мышечной массы и развитие силовой выносливости, что является более долгосрочной и ресурсоемкой задачей.

Практическое применение для менеджмента спортивных организаций.

Предложенная модель дает руководству спортивных клубов и академий инструмент для принятия более обоснованных решений.

Бюджетирование: зная распределение спортсменов по кластерам, можно более точно планировать расходы на специализированных тренеров (например, тренеров по силовой подготовке для кластера 2), нутрициологов и медицинское сопровождение.

Управление рисками: модель позволяет выявлять группы риска. Например, для «силовых активов» требуется усиленный мониторинг состояния суставов, а для «скоростных» – контроль за динамикой набора массы и профилактика травм, связанных со столкновениями.

Стратегическое планирование: сегментация помогает формировать сбалансированный состав команды на перспективу, сочетая игроков с разными физическими данными для решения различных тактических задач.

Ограничения исследования и направления будущей работы.

Следует признать наличие ряда ограничений. Во-первых, исследование носит кросс-секционный характер, то есть анализирует данные в один момент времени. Для более точной оценки эффективности предложенных стратегий необходимо проведение лонгитюдного исследования, отслеживающего развитие спортсменов из разных кластеров на протяжении нескольких лет. Во-вторых, в модели не использовались прямые экономические показатели (например, затраты на подготовку одного спортсмена или его будущая трансферная стоимость), что является перспективным направлением для дальнейшей работы. В-третьих, выборка ограничена одним видом спорта и одной возрастной группой. В будущем целесообразно расширить исследование, включив другие виды спорта и возрастные категории для проверки универсальности модели.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках данного исследования была успешно решена задача разработки и применения экономико-математической модели для повышения эффективности управления подготовкой спортивного резерва. Рассматривая юных спортсменов как инвестиционные активы, мы продемонстрировали, что инструментальные методы машинного обучения позволяют перейти к более эффективной, персонализированной модели менеджмента.

С помощью методов кластеризации (K-means) на основе 15 объективных показателей была проведена сегментация выборки из 103 спортсменов. Были выделены два статистически значимо различающихся кластера, которые можно интерпретировать как два типа активов с разным профилем характеристик и потенциала.

Кластер 1 («силовой актив») объединил спортсменов с развитой мышечной массой, требующих инвестиций в развитие скоростных качеств и технического мастерства.

Кластер 2 («скоростной актив») включил более легких и ловких спортсменов, для которых стратегия управления должна быть направлена на наращивание силовой базы и снижение рисков, связанных с недостатком массы.

Для каждого кластера предложены дифференцированные стратегии управления (рекомендации по тренировкам), нацеленные на оптимизацию распределения ресурсов для максимизации конечного результата.

Научная новизна работы заключается в применении инструментария экономико-математического моделирования (кластерный анализ, PCA) к нетривиальной прикладной задаче управления человеческим капиталом в спортивной индустрии. Предложенный подход формализует процесс принятия управленческих решений, переводя его с интуитивного уровня на научно обоснованный.

Практическая значимость заключается в том, что разработанная методология может быть использована руководством спортивных клубов и академий для оптимизации распределения тренерских, медицинских и финансовых ресурсов, повышения капитализации организации за счет роста «стоимости» спортсменов, снижения экономических потерь из-за травматизма и отсева перспективных атлетов, принятия более обоснованных управленческих решений в области селекции и подготовки резерва.

Перспективы дальнейших исследований лежат в области построения динамических моделей для прогнозирования «стоимости» активов (спортсменов) и разработки комплексных систем поддержки принятия решений для менеджмента спортивных организаций.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Губа В. П., Квашук П. В., Никитушкин В. Г. Индивидуализация подготовки юных спортсменов. М.: Физкультура и спорт, 2009. 276 с. EDN: QWSEHR
2. Линдт Т. А. Показатели физического развития хоккеистов в возрасте от 11 лет до 21 года // Лечебная физкультура и спортивная медицина. 2016. № 1(133). С. 12–17. EDN: VPQFOX
3. Jain A.K. Data clustering: 50 years beyond K-means // Pattern Recognition Letters. 2010. Vol. 31(8). Pp. 651–666.
4. Еремич Н. А., Шестаков М. П. Кластеризация показателей управления движением у высококвалифицированных спортсменов // Вестник спортивной науки. 2023. № 2. С. 83–89. EDN: YHBJVE
5. Сурина-Марышева Е.Ф., Эрлих В.В., Кораблева Ю.Б., Кантюков С.А. Вариабельность ритма сердца в прогнозировании перспективы профессиональной карьеры элитных хоккеистов 15-16 лет // Теория и практика физической культуры. 2019. № 2. С. 29–31. EDN: PPICTP

REFERENCES

1. Guba V.P., Kvashuk P.V., Nikitushkin V.G. *Individualizatsiya podgotovki yunyykh sportsmenov* [Individualization of the training of young athletes]. Moscow: Fizkultura i sport, 2009. 276 p. EDN: QWSEHR. (In Russian)
2. Lindt T.A. Physical development parameters of hockey players aged 11 to 21. *Lechebnaya fizkultura i sportivnaya meditsina* [Physical therapy and sports medicine]. 2016. Vol. 1(133). Pp. 12–17. EDN: VPQFOX. (In Russian)
3. Jain A.K. Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*. 2010. Vol. 31(8). Pp. 651–666.

4. Eremich N.A., Shestakov M.P. Clustering of movement control indicators in elite athletes. *Vestnik sportivnoy nauki* [Sports Science Bulletin]. 2023. Vol. 2. Pp. 83–89. EDN: YHVBVJE. (In Russian)

5. Surina-Marysheva E.F., Erlikh V.V., Korableva Yu.B., Kantyukov S.A. Heart rate variability in predicting the professional career prospects of 15-16-year-old elite hockey players. *Teoriya i praktika fizicheskoy kultury* [Theory and practice of physical education]. 2019. Vol. 2. Pp. 29–31. EDN: PPICTP. (In Russian)

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Финансирование. Исследование проведено без спонсорской поддержки.

Funding. The study was performed with no external funding.

Информация об авторах

Демьяненко Татьяна Сергеевна, канд. эконом. наук, доцент кафедры математического и компьютерного моделирования, Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет);

454080, Россия, г. Челябинск, пр-т имени В. И. Ленина, 76;

demianenkots@susu.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2420-5356>, SPIN-код: 7170-3021

Комов Евгений Алексеевич, студент группы ET-414, Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет);

454080, Россия, г. Челябинск, пр-т имени В. И. Ленина, 76;

besbogov@mail.ru

Семененко Любовь Михайловна, студентка группы ETv-229, Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет);

454080, Россия, г. Челябинск, пр-т имени В. И. Ленина, 76;

lubashtyka28@gmail.com

Information about the authors

Tatyana S. Demyanenko, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Department of Mathematical and Computer Modeling, South Ural State University (National Research University);

454080, Russia, Chelyabinsk, 76, V.I. Lenin avenue;

demianenkots@susu.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2420-5356>, SPIN-code: 7170-3021

Evgeniy A. Komov, student of ET-414 group, South Ural State University (National Research University);

454080, Russia, Chelyabinsk, 76, V.I. Lenin avenue;

besbogov@mail.ru

Lyubov M. Semenenko, student of ETv-229 group, South Ural State University (National Research University);

454080, Russia, Chelyabinsk, 76, V.I. Lenin avenue;

lubashtyka28@gmail.com