

## МОДЕЛЬ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ ДЛЯ ПЛАНИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ СПОРТИВНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ

© 2022 г. *В.А. Судаков<sup>1,2</sup>, И.А. Белозеров<sup>2</sup>, Е.С. Прудкова<sup>2</sup>*

<sup>1</sup> Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН

<sup>2</sup> Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова  
sudakov@ws-dss.com

Работа выполнена при финансовой поддержке ФГБОУ ВО "РЭУ им. Г.В. Плеханова".

DOI: 10.20948/mm-2022-12-07

Рассматривается актуальная задача планирования рационального развития спортивной инфраструктуры в условиях ограниченных ресурсов. Проведена разработка математической модели для оценки спортивных инфраструктурных проектов и графика их реализации. Для оценки проектов предложено использовать методы многокритериального анализа решений на основе нечётких областей предпочтений. Поиск оптимальных параметров предложенной модели затруднен в силу наличия бинарных переменных, которые делают задачу NP-трудной. Для поиска решения, близкого к оптимальному, предложена модель машинного обучения с подкреплением. Разработано программное обеспечение, позволяющее проводить как ранжирование проектов, так и определение плана-графика их реализации с учетом имеющихся ресурсов и потребностей. Алгоритмическое и программное решение на основе модели машинного обучения с подкреплением инвариантно по отношению к предметной области и может использоваться и в других задачах комбинаторной оптимизации. На примере задачи выбора регионов для строительства баскетбольных площадок проведены вычислительные эксперименты для предложенного решения.

Ключевые слова: модель машинного обучения с подкреплением, многокритериальный анализ, инфраструктурный проект, комбинаторная оптимизация.

### REINFORCEMENT MACHINE LEARNING MODEL FOR SPORTS INFRASTRUCTURE DEVELOPMENT PLANNING

*V.A. Sudakov<sup>1,2</sup>, I.A. Belozеров<sup>2</sup>, E.S. Prudkova<sup>2</sup>*

<sup>1</sup> Keldysh Institute of Applied Mathematics, Russian Academy of Sciences

<sup>2</sup> Plekhanov Russian University of Economics

The paper considers the actual task of planning the rational development of sports infrastructure in conditions of limited resources. The development of a mathematical model for the evaluation of sports infrastructure projects and the schedule for their implementation was carried out. To evaluate projects, it is proposed to use methods of multi-criteria decision analysis based on fuzzy preference areas. The search for the optimal parameters of the proposed model is difficult due to the presence of binary variables that make the problem NP-hard. To find a solution close to the optimal one, a machine learning model with reinforcement is proposed. Software has been developed that allows both ranking projects and determining the schedule for their implementation, taking into account available resources and needs. An algorithmic and software solution based on a machine learning model with reinforcement is invariant with respect to the subject area and can also be used in other combinatorial optimization problems. On the example of the problem of choosing regions for the construction of basketball courts, computational experiments were carried out for the proposed solution.

Key words: reinforcement machine learning model, multicriteria analysis, infrastructure project, combinatorial optimization.

## **1. Введение**

Целью данного исследования является разработка моделей, позволяющих решать задачи планирования спортивных объектов с использованием методов многокритериального анализа альтернатив. В задачах многокритериального анализа альтернатив существенную роль играют предпочтения лица, принимающего решения (ЛПР). Использование методов, где подобные предпочтения не учитываются, имеет серьезные ограничения. Так, анализ парето-оптимальных множеств зачастую приводит к большому количеству недоминируемых альтернатив [1]. Особенно это проявляется, если число критериев или альтернатив велико. Система ценностей ЛПР обычно задается в одной из двух форм: качественные суждения и количественные суждения.

В качественных суждениях мы определяем отношения предпочтения между заданными объектами. Например, сообщаем что критерий А предпочтительней критерия Б, но не сообщаем, насколько он лучше. При подобном подходе мы, как и при парето-оптимальном выборе, сталкиваемся с проблемами большого количества альтернатив, которые нельзя различить по предпочтительности. Количественные суждения позволяют существенно повысить различимость альтернатив в критериальном пространстве. Однако возникает другая проблема: насколько мы можем доверять полученным оценкам? Предпочтения, которые нам сообщает ЛПР, на самом деле носят неточный, «расплывчатый», нечеткий характер. Кроме того, и сами оценки альтернатив по критериям зачастую даются с некой погрешностью, которую необходимо учитывать. Для учета нечетких суждений целесообразно

использование аппарата «мягких» вычислений, теории нечетких множеств. В данной работе предлагается метод определения нечетких суждений ЛПР, сочетающий подходы, используемые до настоящего времени при нечетком автоматическом управлении на основе экспертных суждений, и идею разбиения пространства критериев на области, предложенную в комбинированном методе поддержки принятия решений [2].

Построить спортивное сооружение, отвечающее всем современным требованиям, недостаточно. Не менее важными вопросами представляются эксплуатация объекта и возврат вложенных средств. Большую часть расходов при строительстве спортивных объектов на себя берет государство. Остальные средства – это маркетинговые доходы в случае спортивных мероприятий, а также частные инвестиции. Поэтому после привлечения инвесторов актуальным вопросом становится обеспечение возврата инвестиций [3, 4]. Именно поэтому важно на этапе планирования сделать правильный выбор в расположении, вида спорта, привлекаемых партнеров и т.д.

Не так много внимания уделялось в научных работах спортивным объектам и методикам расчета эффективности функционирования объектов спортивной инфраструктуры. Зарубежные авторы чаще рассматривают спорт с точки зрения маркетинга и поддержания коммерческой составляющей в деятельности спортивных клубов, а также разрабатывают модели оценки экономической эффективности планирования и проведения спортивных мероприятий различных уровней [5, 6]. В трудах [4, 7] полноценно раскрыта методика расчета социально-экономической эффективности спортивных объектов. Такие данные могут понадобиться для расчетов рентабельности и окупаемости планируемых или существующих объектов с учётом плана-графика мероприятий, потенциального прироста социально экономической эффективности сооружения, годовых эксплуатационных расходов и затрат на капиталовложения на строительство и модернизацию.

При планировании спортивных объектов необходимо брать в расчет данные по множеству критериев: по целесообразности места размещения, по потенциальной востребованности объекта в выбранном регионе, по возможным участникам проекта, финансовым потокам и иным факторам.

Если строится не частный, а государственный и/или муниципальный объект, то для органов власти важным фактором может стать оценка влияния обеспеченности спортивной инфраструктуры на возможности населения заниматься спортом, что подробно описано в материалах [8]. И именно в этом случае важно отследить движения бюджета и его распределения между региональными министерствами спорта и федеральными проектам.

Структуры и динамика распределения федерального бюджета на развитие физической культуры в прошедшие несколько лет описаны в работе [9], в ней также представлены модели для расчета эффективности вложений пост-фактум, однако это не дает возможности разобраться в том, как правильно в будущие годы распределить этот бюджет.

Одним из факторов привлекательности для инвесторов может стать именно выбранный регион для реализации проекта. Это подробно описано в работе [10], где представлены региональные особенности спорта как фактор инвестиционной привлекательности, разработаны критерии для ранжирования регионов и выделены 4 категории регионов, на которых строится теория региональная инвестиционной привлекательности. Но в выведенных индикаторах не учтены особенности регионального строительного сектора, ресурсной обеспеченности и технологические факторы.

Для того чтобы более подробно разобраться в специфике строительства спортивных инфраструктурных объектов для планирования их возведения и функционирования, необходимо учитывать не менее важный аспект – конструкторские решения. Это необходимо, чтобы оптимизировать строительные процессы, использование материалов и ресурсов без потери качества и долговечности сооружения. Такие научные журналы, как «Строительство: наука и образование», помогают получить требуемую информацию о расчетах конструкторских решений [11].

Последовательность этапов реализации проектов в сфере спорта подробно описано в статье [12], которую можно применить и при строительстве спортивных объектов. Такой базовый алгоритм поможет в глобальной разработке стратегии и планировании будущих проектов, но не сможет помочь в принятии решений, так как отсутствуют модели и методы, позволяющие отобрать проекты и реализовать их с учетом приоритетности.

Таким образом актуальной видится разработка моделей поддержки принятия решений по выбору регионов для реализации проектов по строительству спортивных инфраструктурных проектов и комплекций данных комплексов и сооружений при имеющемся фиксированном бюджете.

Работы по созданию инструментария для экономического моделирования сложных процессов и систем успешно велись в ВЦ РАН [13] и продолжаются в ФИЦ ИУ РАН.

Решение конкретных задач обычно требует существенных затрат времени на работу программистов и существенных ресурсов вычислительных систем в высокоразмерных задачах [14].

В рамках решаемой в настоящей работе задачи предприняты шаги по созданию унифицированных решений на основе моделей машинного обуче-

ния с подкреплением, в которых происходит самообучение программного агента под конкретную задачу. Кроме того, функция ценности агента допускает реализацию с использованием нейросети, которая эффективно реализуется на современных высокопроизводительных гибридных вычислительных системах.

## 2. Описание метода

На содержательном уровне задача формулируется следующим образом:

- дано некоторое множество возможных регионов, в которых можно построить спортивные инфраструктурные объекты;
- заданы типы инфраструктурных объектов, которые можно построить;
- известны ресурсы на строительство объектов каждого типа и в каждом регионе;
- программа строительства фиксируется на заданное число временных периодов;
- ресурсы регионов и общих источников финансирования в каждом временном периоде ограничены, поэтому все потребности реализовать нельзя;
- требуется найти, какие типы спортивных инфраструктурных объектов и в каком временном периоде необходимо построить.

Аналитическая модель данной задачи не вызывает особых трудностей и соответствует типовой задаче исследования операций, но сопряжена с некоторыми особенностями. Так как вычисление приоритета региона с точки зрения развития – это нетривиальная задача, в которой для расчетов используются десятки критериев, то первая особенность – это сложность определения целевой функции.

Вторая особенность – необходимость отразить пожелание ЛПР реализовывать в первую очередь наиболее ценные проекты с точки зрения векторного критерия.

Третья особенность – высокая размерность пространства состояний при поиске решения. Так как задача принадлежит классу NP, то нахождение оптимального решения не гарантировано, но желательно получить решение, близкое к оптимальному и за разумное время.

Решение задачи состоит из следующих этапов:

- 1) определение обобщенной оценки региона путем свертки векторного критерия методом нечётких областей предпочтений;
- 2) построение аналитической модели для оптимизационной задачи дискретного программирования;
- 3) построение модели среды для обучения с подкреплением и обучение

агента в этой среде находить решение для заданной аналитической модели с рассчитанными на первом этапе приоритетами.

Пусть дано  $n$  критериев оценки регионов. Для каждого из них задана нечеткая шкала – множество возможных значений критерия разбито на отдельные нечеткие градации. Пусть  $i$  – номер критерия ( $i = \overline{1, n}$ ),  $S_i$  – шкала  $i$ -го критерия,  $q_i$  – число градаций в шкале  $S_i$ :

$$S_i = \{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{iq_i}\}, \quad (1)$$

где  $t_{ij}$  – нечеткая градация шкалы критерия. Нечеткие градации задаются с помощью  $\mu_{ij}(x)$  – функции принадлежности  $i$ -го критерия  $j$ -й градации.

В заданных шкалах разобьем критериальное пространство на области, определяемые как комбинации значений градаций. Множество таких областей, которое образуется как декартово произведение  $S_i$ , будем называть полным множеством нечетких альтернатив:

$$A = \{t_{11}, t_{12}, \dots, t_{1q_1}\} \times \dots \times \{t_{n1}, t_{n2}, \dots, t_{nq_n}\}. \quad (2)$$

В идеальном случае нам требуется задать уровень предпочтений для всех элементов множества  $A$ . Опыт решения аналогичных задач с четкими градациями показал высокую трудоемкость данной процедуры. В нечеткой постановке градации могут покрывать достаточно большие области критериального пространства с различным уровнем функции принадлежности, поэтому только для некоторых из этих областей зададим нечеткий уровень предпочтений. Введем следующие обозначения:

$k$  – номер области предпочтений;

$K$  – число областей, на которых ЛППР задал свои предпочтения;

$M_k = (j_1, j_2, \dots, j_n)$  – кортеж номеров градаций, участвующих в определении  $k$ -й области (предполагаем, что должны быть заданы нечеткие области по всем критериям);

$p_k$  – нечеткий уровень предпочтений  $k$ -й области;

$\rho_k(y)$  – нечеткая функция принадлежности для  $k$ -й области.

Далее нужно решить задачу определения уровня предпочтительности альтернативы с конкретными значениями критериев  $(v_1, v_2, \dots, v_n)$ . В зависимости от типа значений критериев необходима их предварительная обработка – приведение к нечеткому виду путем задания нечеткой функции принадлежности конкретного значения критерия  $\lambda_{iv_i}(v)$ . Так как рассматривается задача ранжирования конечного числа регионов, то число таких функций будет конечно.

Нечеткие области предпочтений определяют нечеткую импликацию вида:

ЕСЛИ нечеткие значения критериев = нечетким градациям области  $M_k$ ,  
ТО предпочтительность альтернативы = заданному для области нечеткому уровню предпочтений  $p_k$ .

Данная импликация записывается в виде

$$p_k(y, v_1, v_2, \dots, v_n) = \min \left( \min_i \left[ \sup_v (\min \lambda_{iv_i}(v), \mu_{ipr_i M_k}(v)) \right], \rho_k(y) \right). \quad (3)$$

Объединение всех нечетких значений предпочтений по всем областям даст итоговую нечеткую предпочтительность альтернативы:

$$p(y, v_1, v_2, \dots, v_n) = \max_k p_k(y, v_1, v_2, \dots, v_n). \quad (4)$$

Далее следует определить нечеткое отношение доминирования регионов. В простейшем случае можно провести дефаззификацию предпочтений методом центра тяжести:

$$\tilde{p}(v_1, v_2, \dots, v_n) = \frac{\int y p(y, v_1, v_2, \dots, v_n) dy}{\int p(y, v_1, v_2, \dots, v_n) dy}. \quad (5)$$

Пусть  $i$  – это номер региона со значениями критериев  $(v_1^i, v_2^i, \dots, v_n^i)$ .

Обозначим  $p_i = \tilde{p}(v_1^i, v_2^i, \dots, v_n^i)$  – ранги регионов, которые получились по формуле (5),  $w_{ij}$  – приоритет  $j$ -го типа площадок для региона  $i$ ,  $t$  – год строительства,  $x_{ijt}$  – кол-во объектов типа  $j$  в регионе  $i$  в год  $t$ , стоимость проектов  $j$ -го типа в регионе  $i$ :  $c_{ij}$  – для федерального центра,  $u_{ij}$  – для регионов.

Целевую функцию представим в виде

$$\max_{x_{ijt}} \sum_i \sum_j \sum_t \frac{(p_i + w_{ij})(T + 1 - t)}{T} x_{ijt}. \quad (6)$$

В формуле (6) множитель  $(T + 1 - t)$  позволяет учесть пожелания ЛПР: чем раньше начнется проект, тем лучше, но при этом чем выше ранг региона, тем выгодней в нём начать строительство.

Ограничения на количество допустимых (не более  $V$ ) проектов в год

$$\sum_i \sum_j x_{ijt} \leq V, \forall t. \quad (7)$$

Ограничение на общую стоимость программы

$$\sum_i \sum_j \sum_t c_{ij} x_{ijt} \leq S. \quad (8)$$

Ограничение на затраты регионов

$$\sum_j \sum_t u_{ij} x_{ijt} \leq a_i, \forall i. \quad (9)$$

Оценка спроса на площадки в конкретном регионе дает ограничение

$$\sum_j \sum_t e_j x_{ijt} \leq b_i, \forall i, \quad (10)$$

где  $e_j$  – количество человек, которое может обслуживать площадка типа  $j$ ,  $b_i$  – максимальное количество спортсменов в регионе  $i$ , для которых нужны новые площадки.

Ограничение на целочисленность оптимизационных переменных

$$x_{ijt} \in \mathbb{N}. \quad (11)$$

Ограничение (11) приводит к тому, что задача относится к классу задач дискретной оптимизации и ее точное решение не может быть гарантировано за разумное время. Один из распространённых классических методов решения задачи – это метод ветвей и границ. Он хорошо работает для малых размерностей, но для высокоразмерных задач (1000 и более переменных) данный метод не мог найти решение за приемлемое время (более 24 часов).

В то же время нахождение оптимального решения не всегда требуется. Достаточно решения, близкого к оптимальному (на 10-15% отличие допустимо), так сами приоритеты  $p_i$  и  $w_{ij}$  вычисляются на основе нечетких предпочтений пользователя. Для решения поставленной оптимизационной задачи была создана модель среды обучения с подкреплением.

В задачах обучения с подкреплением организуется взаимодействие интеллектуального агента и среды. Агент воздействует на среду, и под воздействием агента среда меняет состояние и сообщает агенту вознаграждение за его действия. Цель агента – максимизировать суммарное вознаграждение. Классические задачи машинного обучения с подкреплением связаны с управлением техническими устройствами, существенные успехи продемонстрированы в обучении агентов игре в компьютерные и настольные игры. Однако появляются работы с использованием успехов агентов в решении оптимизационных задач [15].

Запишем оптимизационную задачу (6)–(11) в терминах машинного обучения с подкреплением. В каждый момент времени  $t^*$  агент назначает значение очередной оптимизационной переменной  $x_{ijt}$ . Так как число переменных конечно, данная задача относится к классу эпизодических задач машинного обучения с подкреплением. Длина эпизода равна числу оптимизационных переменных. Так как целевая функция (6) сепарабельная, то вознаграждение агента на шаге  $t^*$

$$r_t^* = \frac{(p_i + w_{ij})(T + 1 - t)}{T} x_{ijt}. \quad (12)$$

Вектор состояния среды  $\mathbf{S}_t^*$  включает информацию о текущей оптимизационной переменной, значение которой необходимо назначить, и остатки свободных ресурсов после назначения

$$\mathbf{S}_t^* = \left( i, j, t, \mathbf{v}, S - \sum_i \sum_j \sum_t c_{ij} x_{ijt}, \mathbf{a}, \mathbf{b} \right)^T, \quad (13)$$

$$\mathbf{v} = \begin{pmatrix} V - \sum_i \sum_j x_{ij1} \\ V - \sum_i \sum_j x_{ij2} \\ \dots \\ V - \sum_i \sum_j x_{ijT} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a} = \begin{pmatrix} a_1 - \sum_j \sum_t u_{1j} x_{1jt} \\ \dots \\ a_n - \sum_j \sum_t u_{nj} x_{njt} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 - \sum_j \sum_t e_j x_{1jt} \\ \dots \\ b_n - \sum_j \sum_t e_j x_{njt} \end{pmatrix}.$$

Важно, чтобы агент не пытался нарушить ограничения. Если действие агента приводит к отрицательным значениям переменных среды, то агент получает штраф  $-1$  и остается в предыдущем состоянии. В процессе моделирования эпизодов агент обучается не делать таких ходов.

Для программной реализации обучения с подкреплением был использован каркас Ray и библиотека RLlib. При решении поставленной задачи использовался алгоритм PPO [16]. Данная среда позволяет масштабировать обучение агента на вычислительном кластере и использовать графические процессоры. Основной код подготовки среды для машинного обучения, расчета приоритетов проектов, ввода исходных данных и вывода результатов был написан на языке Python3. Решение размещено на портале веб-сервисов поддержки принятия решений ws-dss.com в открытом доступе.

### 3. Применение метода для развития баскетбольных площадок в регионах

Существует совместный проект Российской Федерации баскетбола (далее – РФБ) и ПАО «Промсвязьбанк» (далее – ПСБ) по строительству центров уличного баскетбола (далее – ЦУБ) в городах РФ. От городов/регионов принимаются заявки на строительство, спонсор (ПСБ) принимает решение о выборе города из числа заявок на основе представленной реализатором проекта (РФБ) информации о:

- количестве занимающихся баскетболом в городе/регионе;

- количестве существующих спортивных инфраструктурных объектов в городе/регионе;
- уровне жизни в городе/регионе;
- количестве ресурсов в городе/регионе;
- возможности выделения в городе необходимого земельного участка;
- финансовой самообеспеченности города/региона;
- наличии представительства ПСБ в городе/регионе.

На портале поддержки принятия решений ws-dss введены основные критерии оценки регионов применительно к данной программе.

Для реализации программы необходимо выбрать города из следующих альтернатив: Анапа, Архангельск, Белгород, Волгоград, Екатеринбург, Ижевск, Калининград, Нальчик, Нижний Новгород, Новокузнецк, Новомосковск, Орел, Оренбург, Пермь, Ставрополь, Тула, Тюмень, Чебоксары. С использованием веб-сервисов поддержки принятия решений ws-dss.com, исходя из введенных нечётких областей предпочтений было получено ранжирование городов.

```

Output data:
2022-04-02 18:33:50,620 INFO ppo.py:249 -- In multi-agent mode, policies will be optimized
2022-04-02 18:33:50,620 INFO trainer.py:779 -- Current log_level is ERROR. For more information
2022-04-02 18:33:53,067 WARNING util.py:55 -- Install gputil for GPU system monitoring.
i: 0
mean episode length: 31.37795275590551
max episode reward: 28.666666666666664
mean episode reward: 6.968503937007874
min episode reward: -16.333333333333336
total episodes: 127
solution: 35.666666666666664 [0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0]
i: 10
mean episode length: 19.870646766169155
max episode reward: 34.666666666666664
mean episode reward: 11.412935323383085
min episode reward: -0.666666666666667
total episodes: 1922
solution: 37.0 [0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0]
i: 20
mean episode length: 22.857142857142858
max episode reward: 33.666666666666664
mean episode reward: 13.758095238095237
min episode reward: -1.666666666666667
total episodes: 3735
solution: 37.0 [0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0]
j = 0 action = 0 reward = 0.0
j = 1 action = 0 reward = 0.0
j = 2 action = 0 reward = 0.0
j = 3 action = 0 reward = 0.0
j = 4 action = 0 reward = 0.0
j = 5 action = 0 reward = 0.0
j = 6 action = 0 reward = 0.0
j = 7 action = 0 reward = 0.0
j = 8 action = 1 reward = 3.666666666666665
j = 9 action = 1 reward = 20.0
j = 10 action = 1 reward = 13.333333333333332

```

Рис.1. Результаты работы модели машинного обучения с подкреплением

Необходимые исходные данные по ресурсам для решения задачи планирования: в год можно построить и ввести в эксплуатацию только 3 ЦУБ; общий бюджет РФБ на 3 года – 160 млн руб.; регион должен предоставить участок необходимой площади под застройку, разработать проект, провести демонтажные работы, установить уличное спортивное освещение, предоставить склад для хранения оборудования и материалов на время строительных работ, провести открытие. Для выбора площадок были собраны данные о комплектациях и их стоимости без учета инфляции и сильного скачка роста цен на стройматериалы в конкретном регионе. Также проведен расчет примерных затрат типового региона.

На рис.1 показан процесс машинного обучения агента. На исследуемых данных решение было найдено за 3735 эпизодов обучения и заняло 4 минуты на процессоре Intel(R) Core(TM) i5-10400F CPU @ 2.90GHz с графическим процессором GeForce GTX 1660 SUPER.

## 5. Заключение

Разработанную модель можно успешно использовать для решения задач планирования объектов спортивной инфраструктуры при условии наличия ограничений на складироваемые ресурсы и при наличии системы приоритетов между площадками строительства.

Текущее исследование показало возможность эффективного использования моделей машинного обучения с подкреплением для решения задач математического программирования. Машинное обучение с подкреплением позволяет находить близкие к оптимальным рациональные решения, эффективно используя ресурсы современных высокопроизводительных гибридных вычислительных систем.

Данный подход может успешно применяться к различным задачам исследования операций и поддержки принятия решений в условиях нечетких предпочтений пользователя и высокой размерности пространства поиска решений.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *А.В. Лотов, И.И. Поспелова.* Многокритериальные задачи принятия решений. – М.: МАКС Пресс, 2008, 197 с.;  
*A.V. Lotov, I.I. Pospelova.* *Mnogokriterialnye zadachi priniatiia reshenii.* – М.: МАКС Пресс, 2008, 197 s.
2. *А.В. Дутов, В.А. Нестеров, В.А. Судаков, К.И. Сыпало.* Нечеткие области предпочтений и их применение в задаче выбора электронного планшета летчика // Известия

- РАН. Теория и системы управления, 2018, №2, с.60-68;  
*англ. пер.: A.V. Dutov, V.A. Nesterov, V.A. Sudakov, K.I. Sypalo. Fuzzy Preference Domains and Their Use for Selecting an Electronic Flight Bag for Flight Crews // Journal of Computer and Systems Sciences International, 2018, v.57, №2, p.230-238. DOI: 10.1134/S1064230718020065.*
3. *Г.Н. Левченко, О.С. Зайцев, Н.А. Исаков, В.А. Черепанов, А.В. Гарцев. Особенности специфики формирования доступности услуг массового спорта // Актуальные исследования, 2020, № 15(18), с.85-91;*  
*G.N. Levchenko, O.S. Zaitsev, N.A. Isakov, V.A. Cherepanov, A.V. Garcev. Osobennosti specifiki formirovaniia dostupnosti uslug massovogo sporta // Aktualnye issledovaniia, 2020, №15 (18), s.85-91.*
  4. *Р.В. Файзуллин, Т.Н. Иванова. Методика расчета социально-экономической эффективности спортивных объектов // Проблемы экономики и менеджмента, 2015, №11 (51), с.83-88;*  
*R.V. Fajzullin, T.N. Ivanova. Metodika rascheta socia'no-ekonomicheskoi effektivnosti sportivnykh obieektov // Problemy ekonomiki i menedzhmenta, 2015, №11 (51), s.83-88.*
  5. *J. Bosch, C. Murillo, J.M. Raya. The Economic Importance of the Sports Sector and the Economic Impact of Sporting Events // Sports (and) Economics. – Spain: Funcas., 2019, №28, p.425-446.*
  6. *E. Jelescovic, M. Talovic, I. Rado, I. Mahmutovic, H. Alic, A. Masala, S. Ormanovic, A. Ciric, D. Dedovic, K. Dizdarevic. Analysis of organizational structure and financial aspects of successful European clubs // Sport science: International scientific journal of kinesiology, 2016, v.9, №1, p.41-45.*
  7. *Р.Р. Зарипова, М.Р. Сухимбаев. Оценка объекта недвижимости путем учета социальной эффективности его работы (на примере спортивного сооружения) // Международный студенческий научный вестник, 2017, №5;*  
*R.R. Zaripova, M.R. Sihimbaev. Otsenka obieekta nedvizhimosti putem ucheta socialnoi effektivnosti ego raboty (na primere sportivnogo sooruzheniia) // Mezhdunarodnyi studentcheskii nauchnyi vestnik, 2017, №5.*
  8. *Т.Р. Соломахина, Е.А. Бобровский. Оценка влияния обеспеченности спортивной инфраструктуры на возможности населения заниматься спортом // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований, 2017, №3, с.133-137;*  
*T.R. Solomahina, E.A. Bobrovskij. Osenka vliianiia obespechennosti sportivnoi infrastruktury na vozmozhnosti naseleniia zanimatsia sportom // Mezhdunarodnyi zhurnal prikladnykh i fundamentalnykh issledovaniia, 2017, №3, s.133-137.*
  9. *E.R. Akhmetshina, O.A. Ignatjeva, I.M. Ablaev. Tendencies and Prospects of Public-Private Partnership Development in the Field of Physical Culture and Sport // European Research Studies Journal, 2017, v.XX, №2A, p.422-430.*
  10. *М. Gordienko, K. Ekimova, N. Glubokova, E. Shuvalova. Fiscal and investment indicators for evaluating professional sports facilities // SHS Web of Conf., 89 (2020) 04002. DOI: <https://doi.org/10.1051/shsconf/20208904002>.*
  11. *О.В. Мкртычев, В.Б. Дорожнинский. Анализ конструктивных решений и результатов расчетов конструкций спортивных сооружений // Строительство, наука и образование, 2018, т.8, вып.2 (28), с.16-27;*  
*O.V. Mkrtychev, V.B. Dorozhinskij. Analiz konstruktivnykh reshenij i rezultatov raschetov*

- konstrukcii sportivnykh sooruzhenii // Stroitelstvo, nauka i obrazovanie, 2018, t.8, vyp.2 (28), s.16-27.
12. *Г.Н. Левченко, О.С. Зайцев, А.В. Гарцев.* Алгоритм реализации финансирования проектов в сфере спорта // Актуальные исследования, 2020, №15 (18), с.97-101;  
*G.N. Levchenko, O.S. Zajcev, A.V. Garcev.* Algoritm realizatsii finansirovaniia proektov v sfere sporta // Aktualnye issledovaniia, 2020, №15 (18), s.97-101.
  13. *Н.К. Завриев, И.Г. Поспелов, Л.Я. Поспелова.* Исследование математических моделей экономики средствами системы ЭКОМОД // Матем. моделир., 2003, т.15, №8, с.57-74;  
*N.K. Zavriev, I.G. Pospelov, LYa. Pospelova.* Issledovanie matematicheskikh modelei ekonomiki sredstvami sistemy EKOMOD // Matem. modelirovanie, 2003, t.15, №8, s.57-74.
  14. *Б.Н. Четверушкин, В.А. Судаков.* Факторное моделирование для инновационно-активных предприятий // Матем. моделирование, 2020, т.32, №3, с.115-126;  
англ. пер.: *B.N. Chetverushkin, V.A. Sudakov.* Factor Modeling for Innovative Enterprises // Math. Models & Comput Simul, 2020, v.12, p.907-914 DOI: 10.1134/S2070048220060058.
  15. *H. Dai, E.B. Khalil, Y. Zhang, B. Dilkina, L. Song.* Learning combinatorial optimization algorithms over graphs. In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17). Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, 2017. p.6351-6361.
  16. *J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, O. Klimov.* Proximal policy optimization algorithms // CoRR, 2017, DOI: 10.48550/arXiv.1707.06347

Поступила в редакцию 06.04.22

После доработки 06.04.22

Принята к публикации 12.09.22