

УДК 330.46:796.07

DOI: [10.26102/2310-6018/2026.61.10.018](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2026.61.10.018)

Алгоритмический подход к построению динамических рейтингов в организационных системах спортивного управления

В.Н. Юшкин, С.С. Марченко, Е.А. Стрижакова, Р.И. Пенькова✉

*Волгоградский государственный аграрный университет, Волгоград,
Российская Федерация*

Резюме. Актуальность исследования обусловлена возрастающей потребностью в объективных и адаптивных методах оценки силы команд в условиях динамично меняющейся среды спортивного менеджмента, где традиционные рейтинговые системы недостаточно гибко учитывают временное устаревание результатов, преимущество домашней площадки и лиговый контекст. В связи с этим, данная статья направлена на разработку алгоритмического подхода к построению динамических рейтингов спортивных команд, позволяющего повысить точность прогнозов и обеспечить достоверность оценок. Ведущим методом исследования данной проблемы является оригинальный итеративный алгоритм двустороннего пересчета показателей с применением нелинейных весовых коэффициентов и коэффициента временного затухания, позволяющий комплексно рассмотреть влияние исторических результатов и временного фактора на текущую конкурентоспособность коллективов. В статье представлены математическая модель и процедура вычисления рейтингов, раскрыты механизмы двухэтапной стабилизации базовых показателей и расчета динамических значений, выявлена количественная зависимость точности прогнозов от параметра затухания: установлено оптимальное значение $\lambda = 0,993$, при котором доля верных предсказаний достигает 67,419 %, что на 5,539 п. п. выше базового уровня без учета времени (61,880 %), а также обоснована устойчивость алгоритма в рабочем диапазоне $\lambda \in [0,989; 0,995]$. Материалы статьи представляют практическую ценность для специалистов спортивного управления, аналитических служб клубов и организаторов соревнований, поскольку разработанная модель, реализованная в виде программного модуля, может использоваться для поддержки принятия управленческих решений: прогнозирования исходов матчей, оптимизации календарей и планирования стратегий развития спортивных организаций.

Ключевые слова: динамические рейтинги, организационные системы, спортивное управление, прогнозирование результатов, алгоритмическая модель, программная реализация, обработка ретроспективных данных.

Для цитирования: Юшкин В.Н., Марченко С.С., Стрижакова Е.А., Пенькова Р.И. Алгоритмический подход к построению динамических рейтингов в организационных системах спортивного управления. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2026;14(10). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2455> DOI: 10.26102/2310-6018/2026.61.10.018

An algorithmic approach to building dynamic ratings in organizational sports management systems

V.N. Yushkin, S.S. Marchenko, E.A. Strizhakova, R.I. Penkova✉

Volgograd State Agrarian University, Volgograd, the Russian Federation

Abstract. The relevance of this study is driven by the growing need for objective and adaptive methods to assess team strength within the dynamically changing environment of sports management, where traditional rating systems inadequately account for the temporal decay of results, home advantage, and league-specific context. Accordingly, this article aims to develop an algorithmic approach to constructing dynamic sports team ratings, thereby improving forecast accuracy and ensuring assessment

reliability. The core methodology employs an original iterative algorithm based on two-way recalculation of performance indicators, utilizing nonlinear weighting coefficients and a temporal decay factor to comprehensively evaluate how historical results and time dynamics influence current team competitiveness. The article presents the mathematical model and rating computation procedure, elucidates the mechanisms of two-stage baseline stabilization and dynamic value calculation, and establishes a quantitative relationship between prediction accuracy and the decay parameter: an optimal value of $\lambda = 0.993$ yields a correct prediction rate of 67.419%, representing a 5.539 percentage-point increase over the baseline model without temporal adjustment (61.880%). The algorithm's stability within the operational range of $\lambda \in [0.989; 0.995]$ is also substantiated. These findings offer practical value for sports management professionals, club analytics departments, and competition organizers, as the developed model, implemented as a software module, can support managerial decision-making in match forecasting, schedule optimization, and strategic planning for sports organizations.

Keywords: dynamic ratings, organizational systems, sports management, prediction of results, algorithmic model, software implementation, processing of retrospective data.

For citation: Yushkin V.N., Marchenko S.S., Strizhakova E.A., Penkova R.I. An algorithmic approach to building dynamic ratings in organizational sports management systems. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2026;14(10). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/article?id=2455>
DOI: 10.26102/2310-6018/2026.61.10.018

Введение

Актуальность темы исследования обусловлена возрастающей потребностью в эффективных методах анализа и прогнозирования результатов спортивных соревнований в условиях динамично изменяющейся среды [1, 2]. Целью данного исследования является разработка и анализ алгоритмического подхода к построению динамических рейтингов в организационных системах спортивного управления, позволяющего повысить точность прогнозирования и обеспечить объективную оценку относительной силы команд на основе ретроспективных данных.

Научная новизна исследования заключается в предложении оригинального алгоритма динамического рейтингования, основанного на двустороннем пересчете показателей силы команд с использованием итеративных коэффициентов, зависящих от результата матча, временного расстояния до предыдущих игр и контекстуальных условий. В отличие от существующих моделей [3, 4], данный подход позволяет учитывать не только абсолютный результат встречи, но и степень влияния этого результата на общее представление о силе команды.

Современные спортивные рейтинги эволюционировали от системы Эло [5, 6], обновляющей оценки по результатам встреч, к адаптивным моделям. Модификация Гликмана [7] ввела учет неопределенности и изменчивости рейтинга, став основой для индивидуальных видов спорта. В командных дисциплинах доминируют байесовские методы: система TrueSkill [8], адаптируемая под ротацию составов, и модель, разделяющая атакующий и защитный потенциал с поправкой на домашнее преимущество [9]. Динамику формы и эволюцию силы во времени отражают модификация Бредли-Терри [10] и подход Кнорр-Хелда [11], моделирующий неопределенность входных данных. Прогнозирование дополняется нейросетевыми алгоритмами [12, 13], в том числе для анализа исторических выборок [14]. В организационном ракурсе спорт оценивается через системный анализ и управление проектами [15, 16], а эффективность клубов прогнозируется эконометрически [17]. Исследования демонстрируют устойчивую тенденцию к динамическим рейтинговым моделям, повышающим точность прогнозов и оптимизирующим принятие решений в условиях неопределенности.

Материалы и методы

Математическая модель основана на концепции рейтинговой системы, в которой каждая команда характеризуется числовыми показателями, отражающими ее текущую силу относительно других команд. Предполагается, что всего участвует n команд, каждая из которых идентифицируется индексом i , где i принимает значения от 1 до n . Команды участвуют в матчах, данные о которых хранятся в базе данных. Каждый матч описывается структурой, содержащей информацию о двух участвующих командах, обозначаемых как t_1 и t_2 , их результатах в виде набранных очков s_1 и s_2 , месте проведения, лиге, к которой относятся команды, дате проведения, представленной числовой меткой d , и других параметрах, таких как сезон и тип турнира.

Основной рейтинг команды i , обозначенный как R_i , вычисляется как отношение двух накопительных показателей: P_i , который отражает вклад положительных результатов и Q_i , который учитывает вклад отрицательных результатов. Формально рейтинг выражается как $R_i = \frac{P_i}{Q_i}$, если $Q_i > 0$, чтобы избежать деления на ноль; в противном случае $R_i = 0$. Эти показатели обновляются на основе исходов матчей с применением весовых коэффициентов, которые зависят от разницы в счете и места проведения игры. Для учета временной динамики рейтингов вводятся дополнительные показатели U_i и V_i , которые представляют собой модифицированные версии R_i и Q_i , корректируемые с учетом времени между матчами. Дополнительные показатели нормализуются для обеспечения сопоставимости между командами. Кроме того, для каждой команды отслеживается количество сыгранных матчей, обозначенное как G_i .

Модель также учитывает принадлежность команд к одной из лиг, где лига обозначается переменной l . Для каждой лиги хранятся агрегированные показатели: количество матчей, в которых участвовали команды лиги, обозначенное как M_l , и сумма рейтингов R_i команд, участвовавших в этих матчах, обозначенная как S_l .

Ключевым элементом модели является коэффициент силы поля, отражающий преимущество игры на домашнем поле, обозначенный как F . Этот коэффициент определяется как отношение двух накопительных показателей F_1 и F_2 , где $F = \frac{F_1}{F_2}$. Показатели F_1 и F_2 зависят от исходов матчей на домашнем поле и обновляются в процессе обработки данных. Если матч проводится на домашнем поле, используется коэффициент $\sqrt{F}$.

Для каждого матча вычисляется разница в счете, обозначенная как $k = s_1 - s_2$, где s_1 и s_2 — очки, набранные командами t_1 и t_2 . На основе абсолютного значения этой разницы, т. е. $|k|$, вычисляется весовой коэффициент α_k .

Массив весовых коэффициентов α_k , формируется по правилу нелинейного насыщения, полученному методом регрессионного анализа исторических данных за период 1946–2024 гг. Формально зависимость задается функцией вида:

$$\alpha_k = \alpha_{\min} + (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \cdot (1 - e^{-\gamma \cdot k}), \quad (1)$$

где $\alpha_{\min}$ — базовый вес минимальной разницы в счете; $\alpha_{\max}$ — предельный вес, соответствующий насыщению влияния разницы; γ — параметр крутизны кривой насыщения.

Этот коэффициент преобразуется в показатель влияния, обозначенный как β , с помощью нелинейной формулы:

$$\beta = 100 \cdot (1 - (1 - \frac{\alpha_k}{100})^\mu), \quad (2)$$

где μ — весовой коэффициент.

Коэффициент β определяет, насколько сильно исход матча влияет на рейтинги команд. Если команда t_1 побеждает, то есть $s_1 > s_2$, то для нее задается $b_1 = \frac{\beta}{100}$, а для команды $t_2 - b_2 = \frac{100-\beta}{100}$. В случае победы команды t_2 значения b_1 и b_2 меняются местами.

Эти коэффициенты используются для распределения рейтинговых очков между командами.

Результаты

Алгоритм вычисления рейтингов состоит из двух основных этапов: начального расчета рейтингов R_i и последующего вычисления динамических рейтингов U_i и V_i , с учетом временного фактора. Итерационный процесс первого этапа алгоритма (стабилизации рейтингов R_i) прекращается при достижении сходимости, определяемой условием малости абсолютной разности значений рейтинга каждой команды на двух последовательных итерациях. Данные о матчах считываются из базы данных, где каждый матч представлен структурой, содержащей идентификаторы команд, результаты, поле, лигу, дату и другие параметры. Общее количество записей в базе данных, обозначенное как m , определяется как отношение размера файла к длине записи. На каждой итерации данные обрабатываются в прямом или обратном порядке, в зависимости от четности номера итерации, чтобы учесть возможные зависимости между матчами.

На каждой итерации сначала инициализируются рейтинги всех команд. Для каждой команды i начальные значения задаются как $R_i = 1$, $P_i = 0$, $Q_i = 0$. Показатели лиг M_l и S_l обнуляются, как и показатели фактора своего поля F_1 и F_2 , а коэффициент F устанавливается равным 1. Счетчик правильных предсказаний исходов матчей, обозначенный как $N_{correct}$, также обнуляется. Затем для каждого матча считываются данные: команды t_1 и t_2 , результаты s_1 и s_2 , индикатор фактора своего поля h , лига l . Вычисляется разница в счете $k = s_1 - s_2$, выбирается соответствующий весовой коэффициент α_k , и рассчитывается β . Текущие рейтинги команд обозначаются как $R_1 = R_{t_1}$ и $R_2 = R_{t_2}$. Если матч проводится на домашнем поле, используется $\sqrt{F}$ иначе $\sqrt{F} = 1$.

Если команда t_1 побеждает, то есть $s_1 > s_2$, то $b_1 = \frac{\beta}{100}$, $b_2 = \frac{100-\beta}{100}$, и проверяется условие, что текущий рейтинг t_1 , скорректированный на коэффициент поля, больше рейтинга t_2 , деленного на этот коэффициент, то есть $R_1 \cdot \sqrt{F} > \frac{R_2}{\sqrt{F}}$. Если это условие выполняется, счетчик правильных предсказаний $N_{correct}$ увеличивается на единицу. Аналогично, если побеждает команда t_2 , проверяется обратное условие. Рейтинги команд обновляются следующим образом: для команды t_1 показатель P_{t_1} увеличивается на $\frac{b_1}{\sqrt{F}} \cdot \sqrt{R_2}$, а Q_{t_1} – на $\frac{b_2 \cdot \sqrt{F}}{\sqrt{R_2}}$. Для команды t_2 обновления выполняются аналогично: P_{t_2} увеличивается на $b_2 \cdot \sqrt{F} \cdot \sqrt{R_1}$, а Q_{t_2} – на $\frac{b_1}{\sqrt{F}} \cdot \frac{1}{\sqrt{R_1}}$. Показатели для различных лиг обновляются путем увеличения M_l на единицу и прибавления суммы $R_1 + R_2$ к S_l . Если матч проводится на домашнем поле, показатели фактора своего поля корректируются: F_1 увеличивается на $\frac{b_1}{\sqrt{R_2}}$, а F_2 – на $b_2 \cdot \sqrt{\frac{R_1}{R_2}}$.

После обработки всех матчей на данной итерации для каждой команды пересчитывается рейтинг $R_i = \sqrt{\frac{P_i}{Q_i}}$, если $Q_i > 0$; иначе $R_i = 0$. Если итерация не является последней, показатели P_i и Q_i обнуляются для следующей итерации. Коэффициент

своего поля пересчитывается как $F = \frac{F_1}{F_2}$. После выполнения всех итераций рейтинги R_i считаются устойчивыми и используются на следующем этапе.

На втором этапе алгоритм вычисляет динамические рейтинги U_i и V_i , учитывая временной фактор. Для этого используется коэффициент затухания, обозначенный как λ , который уменьшает влияние старых результатов. Каждый матч сопровождается числовой меткой даты d , а для каждой команды отслеживается дата последнего матча, обозначенная как d_i^{prev} . Процесс обработки матчей аналогичен первому этапу, но включает учет времени. Для каждого матча считываются данные, вычисляются k , α_k , β , b_1 , b_2 , как описано ранее. Текущие рейтинги команд определяются по формуле:

$$R_1 = \frac{U_{t_1}}{V_{t_1}}, \quad (3)$$

если $V_{t_1} = 0$, иначе $R_1 = 0$, и аналогично для R_2 . Для каждой команды t_j (где $j = 1, 2$) вычисляется временной интервал по формуле (4).

$$\Delta d_j = |d - d_{(t_j)}^{prev}|, \quad (4)$$

если $d_{t_j}^{prev} \neq 0$; иначе $\Delta d_j = 0$. После этого дата последнего матча обновляется: $d_{t_j}^{prev} = d$.

Рейтинги обновляются с учетом затухания. Сначала рассчитываются вклады (формулы (5)–(8)).

$$w_1 = \frac{b_1}{\sqrt{F}} \cdot \sqrt{R_2}, \quad (5)$$

$$w_2 = \frac{b_2 \cdot \sqrt{F}}{\sqrt{R_2}}, \quad (6)$$

$$w_3 = b_2 \cdot \sqrt{F} \cdot \sqrt{R_1}, \quad (7)$$

$$w_4 = \frac{b_1}{\sqrt{F}} \cdot \frac{1}{\sqrt{R_1}}. \quad (8)$$

Затем рейтинги для команды t_1 корректируются: U_{t_1} , увеличивается на w_1 , умноженное на $\lambda^{\Delta d_1}$, а V_{t_1} – на w_2 , умноженное на $\lambda^{\Delta d_1}$. Аналогично для команды t_2 : U_{t_2} увеличивается на w_3 , умноженное на $\lambda^{\Delta d_2}$, а V_{t_2} – на w_4 , умноженное на $\lambda^{\Delta d_2}$. Суммы для нормализации, обозначенные как S_U и S_V , увеличиваются на $w_1 + w_3$ и $w_2 + w_4$ соответственно. Количество сыгранных матчей для каждой команды обновляется: G_{t_1} увеличивается на единицу, умноженную на $\lambda^{\Delta d_1}$, и аналогично для G_{t_2} . Показатели уровня лиг и своего поля обновляются так же, как на первом этапе, а счетчик правильных предсказаний $N_{correct}$ увеличивается при выполнении условий, аналогичных первому этапу.

После обработки всех матчей выполняется нормализация рейтингов. Для каждой команды вычисляется U_i , деленное на корень из отношения S_U к S_V , а V_i умножается на этот корень, чтобы обеспечить сопоставимость рейтингов. Коэффициент своего поля пересчитывается по формуле $F = F_1/F_2$. Процент правильных предсказаний, рассчитанный по формуле:

$$E = \frac{100 \cdot N_{correct}}{m}. \quad (9)$$

Обсуждение

Модель и алгоритм разработаны для оценки текущей силы команд с учетом их исторических результатов, преимущества домашнего поля и временной динамики. Нелинейное преобразование весовых коэффициентов позволяет гибко учитывать разницу в счете, а коэффициент затухания обеспечивает актуальность рейтингов, снижая влияние старых матчей.

Экспериментальная часть основана на исторических данных о матчах трех профессиональных баскетбольных лиг Америки (*NBA*, *ABA* и *BAA*) за период с 1946 по 2024 год. Основной целью эксперимента является анализ влияния коэффициента затухания, обозначаемого как λ , на точность предсказания исходов матчей, измеряемую через процент правильных предсказаний, рассчитываемый по формуле (9), где N_{correct} – количество правильно предсказанных исходов матчей, а m – общее количество матчей в выборке. Коэффициент λ , который уменьшает влияние старых результатов, варьируется в диапазоне от 0 до 1, чтобы исследовать его воздействие на качество прогнозов. Эксперимент проводится в два этапа: на первом этапе оценивается процент правильных предсказаний без учета временной динамики, а на втором этапе анализируется зависимость E от изменяющегося λ .

Оптимальное значение параметра μ для формулы (2) было определено эмпирическим путем на обучающей выборке как значение, максимизирующее процент правильных предсказаний E в диапазоне $\mu \in [1; 10]$ с шагом 0,01. В результате параметрической оптимизации установлено значение $\mu = 5,14$.

Для строгой верификации алгоритма данные были разделены на обучающую (период с 1946 по 2020 год) и тестовую (сезоны после 2020 года) выборки.

Для обучающей выборки на первом этапе эксперимента анализируется эффективность модели без учета временной динамики. Общее количество матчей в выборке $m = 69550$. Количество правильно предсказанных исходов матчей $N_{\text{correct}} = 43350$. Процент правильных предсказаний, рассчитанный по формуле (9):
$$E = \frac{100 \cdot N_{\text{correct}}}{m} = \frac{100 \cdot 43350}{69550} = 62,329 \%$$

На втором этапе для обучающей выборки был произведен учет затухания. Для наглядной интерпретации зависимости E от коэффициента затухания λ построен график (Рисунок 1), на котором по оси абсцисс отложены значения λ , а по оси ординат – соответствующие значения E . График демонстрирует четкий пик при $\lambda = 0,993$, после чего кривая E начинает снижаться, особенно заметно при $\lambda \geq 0,999$. Наблюдаемое снижение можно объяснить тем, что при значениях λ , близких к 1, модель практически не учитывает затухание старых результатов, что приводит к накоплению влияния устаревших данных. В то же время, при низких значениях λ , таких как $\lambda \leq 0,983$ модель чрезмерно фокусируется на недавних матчах, особенно для команд с нерегулярным участием.

Для оценки вклада временной динамики в точность модели полезно сравнить полученные результаты с базовым значением E , рассчитанным на первом этапе эксперимента, где временное затухание не применялось (эквивалентно $\lambda = 1$). На первом этапе процент правильных предсказаний равен $E = 62,329 \%$, на втором этапе, при $\lambda = 0,999996$, процент правильных предсказаний $E = 62,336 \%$, так как при $\lambda \rightarrow 1$ модель приближается к варианту без затухания. Преимущество учета временной динамики с оптимальным коэффициентом затухания подтверждается максимальным значением $E = 67,735\%$ при $\lambda = 0,993$.

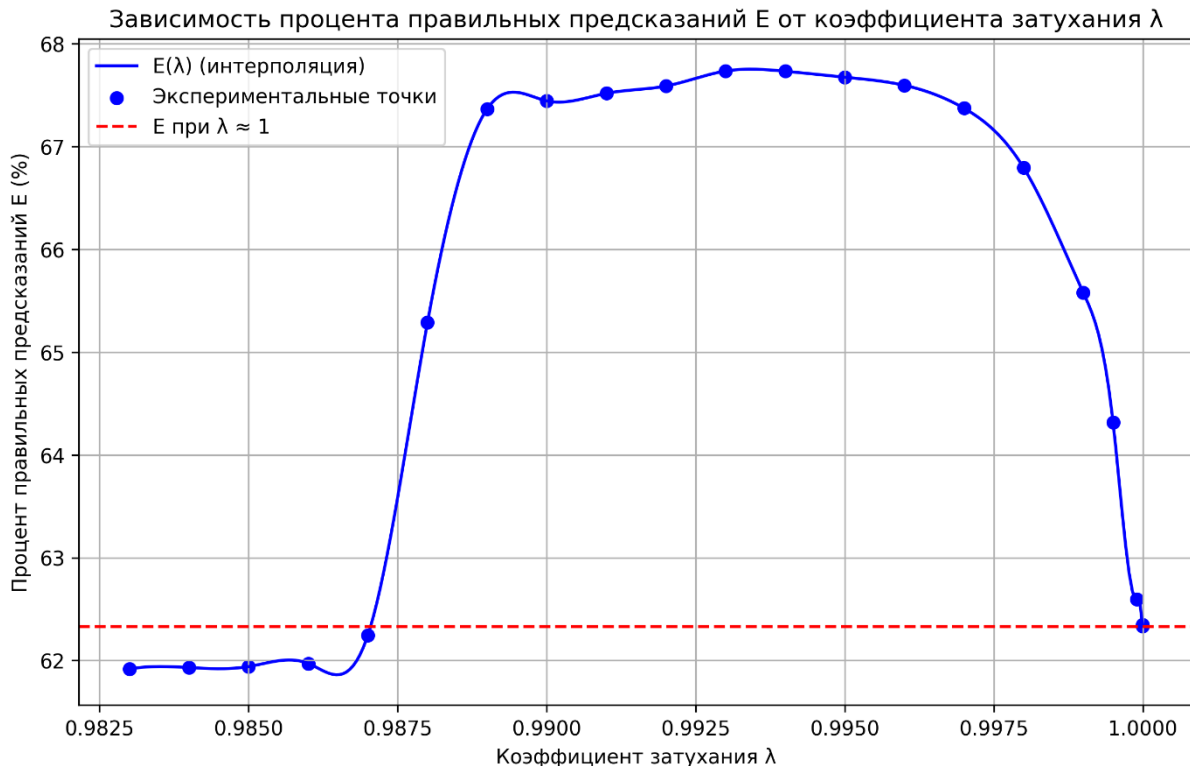


Рисунок 1 – График зависимости процента правильных предсказаний E от коэффициента затухания λ

Figure 1 – Graph of the dependence of the percentage of correct predictions E on the damping coefficient λ

Особое внимание заслуживает диапазон λ от 0,989 до 0,995, где значения E остаются стабильно высокими, варьируясь от 67,366 % до 67,675 %. Снижение E , при $\lambda \geq 0,999$, подчеркивает важность временного затухания в контексте длительного периода анализа для предотвращения переоценки старых матчей. Низкие значения λ , такие как 0,983 и ниже, демонстрируют меньшую точность, вероятно, из-за недостаточного учета исторических данных.

Ключевым этапом проверки адекватности модели стала оценка ее прогностической способности на тестовой выборке (сезоны после 2020 года). Первоначальный анализ на обучающей выборке позволял выявить общую тенденцию влияния коэффициента затухания λ . Фиксированный параметр $\lambda = 0,993$, найденный на обучающей выборке, был применен для прогнозирования исходов матчей тестовой выборки. Результаты эксперимента показали следующее. Базовая модель без учета временного затухания $\lambda = 1$ продемонстрировала на тестовой выборке точность $E = 60,815$ %. Предложенная модель с оптимальным коэффициентом затухания $\lambda = 0,993$ обеспечила точность $E = 65,008$ %, что соответствует приросту в 4,193 % по сравнению с базовым уровнем.

Сопоставление результатов на двух выборках выявило снижение абсолютных значений точности на тестовой выборке по сравнению с обучающей: с 67,735 % до 65,008% для предложенной модели и с 62,329 % до 60,815 % для базовой. Данное явление не является следствием недостатков алгоритма, а обусловлено двумя объективными факторами. Во-первых, это закономерный эффект перехода от ретроспективной аппроксимации к прогнозированию новых данных. Во-вторых, в организационной системе НБА постоянно усиливается действие институциональных механизмов выравнивания силы команд, таких как система драфта и жесткий потолок

зарплат. Эти управленческие решения целенаправленно работают на обеспечение конкурентного баланса в лиге. Повышение паритета между командами объективно увеличивает стохастичность исходов матчей и снижает верхнюю границу предсказуемости для любой аналитической модели, так как соперники становятся более равными по силам.

Для обоснования научной новизны и подтверждения преимуществ разработанного алгоритма перед мировыми аналогами было проведено сравнительное тестирование с классическими рейтинговыми системами: методом Эло [5], системой Гликмана [18] и моделью Брэдли-Терри [19]. На первом этапе параметры каждой из классических моделей (K -фактор в методе Эло определяет инерционность системы, RD_{min} нижний предел меры неопределенности в системе Гликмана и шаг обучения η для модели Брэдли-Терри) были оптимизированы на обучающей выборке (1946–2020 гг.) для достижения ими максимальной точности. В результате базовые настройки были скорректированы: для метода Эло выбран K -фактор = 42 (точность 64,280%), для системы Гликмана – $RD_{min} = 55$ (63,812 %), для модели Брэдли-Терри – $\eta = 0,09$ (63,826 %). При этом предложенная в данном исследовании модель с коэффициентом затухания $\lambda = 0,993$ продемонстрировала на обучающей выборке существенно более высокий результат – 67,735 %.

Зафиксированные параметры трех классических моделей были применены для прогнозирования исходов на независимой тестовой выборке (сезоны после 2020 года). Сравнительные результаты, отражающие процент правильных предсказаний (E), составили: метод Эло – 63,632 %, система Гликмана – 63,336 % и модель Брэдли-Терри – 63,349 %. Разработанная в исследовании модель обеспечила точность 65,008 %, что превосходит лучшие показатели классических аналогов на 1,376 % (по сравнению с Эло) и более чем на 1,6 % (по сравнению с моделями Гликмана и Брэдли-Терри).

Критически важным является тот факт, что относительный выигрыш от применения коэффициента временного затухания на тестовой выборке составил 4,193 %. Это доказывает, что предложенный алгоритм успешно адаптируется к повышенной энтропии данных, вызванной организационными изменениями в лиге, и сохраняет реальную прогностическую способность, а не просто аппроксимирует историю. Таким образом, методологическая корректность вывода о повышении точности прогнозов за счет временного фактора полностью подтверждена.

Заключение

В ходе проведенного исследования была разработана и реализована динамическая модель рейтингования спортивных команд, ориентированная на применение в условиях организационных систем спорта. Модель основана на алгоритмическом подходе, учитывающем результаты матчей, временной фактор, контекст игры и уровень противостоящих сторон. Практическая значимость работы состоит в возможности использования разработанной модели в реальном времени для анализа текущего состояния команд, планирования стратегии развития клубов, формирования справедливых расписаний игр и повышения объективности оценок в спортивном управлении. Реализация модели в виде программного модуля подтверждает возможность ее внедрения в практику спортивного анализа.

Таким образом, разработанная модель представляет собой эффективный инструмент поддержки принятия решений в сфере управления спортивными организационными системами и может быть использована как для аналитических целей, так и в качестве основы для создания коммерческих продуктов в области спортивной аналитики.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Юшкин В.Н., Марченко С.С., Стрижакова Е.А., Пенькова Р.И. Сравнительный анализ методов прогнозирования результатов соревновательной деятельности. *Вестник спортивной науки*. 2023;(6):25–31.
Yushkin V.N., Marchenko S.S., Strizhakova E.A., Penkova R.I. Comparative analysis of methods for predicting the results of competitive activity. *Vestnik sportivnoi nauki*. 2023;(6):25–31. (In Russ.).
2. Miazek A., Podleśny A. Methods of creating sports rankings based on selected examples. *Sport and Tourism Central European Journal*. 2021;4(3):75–103. (In Polish).
<https://doi.org/10.16926/sit.2021.04.19>
3. Yevlanov M., Vasyiltcova N., Uvarova V. Development of a method of forecasting the results of the performances of athletes and teams in sports competitions. *Automated Control Systems and Automation Devices*. 2024;(180):72–88. <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2024.180.072>
4. Грудцына Л.Ю., Ахметзянов Р.Ф. Прогнозирование результатов спортивных соревнований на основе методов машинного обучения. *Научно-технический вестник Поволжья*. 2024;(5):92–95.
Grudtsyna L.Yu., Akhmetzyanov R.F. Forecasting the results of sports competitions based on machine learning methods. *Scientific and Technical Volga region Bulletin*. 2024;(5):92–95. (In Russ.).
5. Elo A.E. *The Rating of Chessplayers: Past and Present*. Bronx: Ishi Press International; 2008. 208 p.
6. Гринев И.В., Усманов С.Р., Парамонов И.Н. Подбор параметров рейтинга ЭЛО в армрестлинге. *Ученые записки университета им. П.Ф. Лесгафта*. 2023;(3):118–120.
Grinev I.V., Usmanov S.R., Paramonov I.N. Selection of ELO rating parameters in armwrestling. *Scientific notes of P.F. Lesgaft University*. 2023;(3):118–120. (In Russ.).
7. Glickman M.E. Parameter estimation in large dynamic paired comparison experiments. *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*. 1999;48(3):377–394.
<https://doi.org/10.1111/1467-9876.00159>
8. Herbrich R., Minka T., Graepel Th. TrueSkill™: A Bayesian skill rating system. In: *Advances in Neural Information Processing Systems 19: Proceedings of the Twentieth Annual Conference on Neural Information Processing Systems, 04–07 December 2006, Vancouver, Canada*. Cambridge: MIT Press; 2007. P. 569–576. <https://doi.org/10.7551/mitpress/7503.003.0076>
9. Baio G., Blangiardo M. Bayesian hierarchical model for the prediction of football results. *Journal of Applied Statistics*. 2010;37(2):253–264. <https://doi.org/10.1080/02664760802684177>
10. Cattelan M., Varin C., Firth D. Dynamic Bradley-Terry modelling of sports tournaments. *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*. 2013;62(1):135–150.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-9876.2012.01046.x>
11. Knorr-Held L. Dynamic rating of sports teams. *Journal of the Royal Statistical Society Series D: The Statistician*. 2000;49(2):261–276. <https://doi.org/10.1111/1467-9884.00236>
12. Крутиков А.К., Клюкин В.Л., Подковырин В.Д. Решение задачи прогнозирования результатов индивидуальных спортивных дисциплин с использованием каскада нейронных сетей. *Научное обозрение. Технические науки*. 2022;(3):10–14.
<https://doi.org/10.17513/srts.1393>

- Krutikov A.K., Klyukin V.L., Podkovyrin V.D. Solving the problem of predicting the results of individual sports disciplines using a cascade of neural networks. *Scientific Review. Technical Science*. 2022;(3):10–14. (In Russ.). <https://doi.org/10.17513/srts.1393>
13. Терехин А.Д., Ильялов О.Р., Степанов А.В. Система оценивания спортивных упражнений по нейросетевому анализу видеоряда. *Прикладная математика и вопросы управления*. 2022;(1):75–86.
Teryohin A.D., Ilyalov O.R., Stepanov A.V. Assessment system for sports exercises by neural network video analysis. *Applied Mathematics and Control Sciences*. 2022;(1):75–86. (In Russ.).
14. Бутина Д.В., Ясницкий Л.Н. Нейросетевая система прогнозирования результатов сезона итальянской футбольной лиги «Серия А». *Вестник Пермского университета. Математика. Механика. Информатика*. 2023;(1):84–92. <https://doi.org/10.17072/1993-0550-2023-1-84-92>
Butina D.V., Yasnitsky L.N. Neural network system for predicting the Italian football lega "Serie A" season results. *Bulletin of Perm University. Mathematics. Mechanics. Computer Science*. 2023;(1):84–92. (In Russ.). <https://doi.org/10.17072/1993-0550-2023-1-84-92>
15. Симонова М.М., Удалов Д.Э., Бутырина С.А. Особенности управления проектами в спортивной индустрии. *Проблемы теории и практики управления*. 2020;(1):35–47.
Simonova M.M., Udalov D.E., Butyrina S.A. Features of project management in the sports industry. *Problemy teorii i praktiki upravleniia*. 2020;(1):35–47. (In Russ.).
16. Есин С.А. Эффективные управленческие решения как фактор развития организаций в индустрии спорта. *Ученые записки Российской академии предпринимательства*. 2023;22(4):95–99. <https://doi.org/10.24182/2073-6258-2023-22-4-95-99>
Esin S.A. Effective management decisions as a factor in the development of organizations in the sports industry. *Scientific Notes of the Russian Academy of Entrepreneurship*. 2023;22(4):95–99. (In Russ.). <https://doi.org/10.24182/2073-6258-2023-22-4-95-99>
17. Barros C.P., Leach S. Technical efficiency in the English Football Association Premier League with a stochastic cost frontier. *Applied Economics Letters*. 2007;14(10):731–741. <https://doi.org/10.1080/13504850600592440>
18. Glickman M.E. Example of the Glicko-2 system. *Boston University*. 2012;28:2012.
19. Hunter D.R. MM algorithms for generalized Bradley-Terry models. *The Annals of Statistics*. 2004;32(1):384–406. <https://doi.org/10.1214/aos/1079120141>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Юшкин Владислав Николаевич, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой «Информационные системы и технологии», Волгоградский государственный аграрный университет, Волгоград, Российская Федерация.
e-mail: aup-volgau@yandex.ru
ORCID: [0000-0003-3965-4397](https://orcid.org/0000-0003-3965-4397)

Vladislav N. Yushkin, Candidate of Engineering Sciences, Docent, Head of the Department of Information Systems and Technologies, Volgograd State Agrarian University, Volgograd, the Russian Federation.

Марченко Сергей Сергеевич, кандидат технических наук, доцент кафедры «Информационные системы и технологии», Волгоградский государственный аграрный университет, Волгоград, Российская Федерация.
e-mail: marchenkosergey@mail.ru
ORCID: [0000-0002-2627-6465](https://orcid.org/0000-0002-2627-6465)

Sergey S. Marchenko, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor at the Department of Information Systems and Technologies, Volgograd State Agrarian University, Volgograd, the Russian Federation.

Стрижакова Елена Алексеевна, кандидат сельскохозяйственных наук, доцент кафедры «Информационные системы и технологии», Волгоградский государственный аграрный университет, Волгоград, Российская Федерация.
e-mail: strizhakovaelena@mail.ru
ORCID: [0000-0002-3149-8425](https://orcid.org/0000-0002-3149-8425)

Elena A. Strizhakova, Candidate of Agricultural Sciences, Associate Professor at the Department of Information Systems and Technologies, Volgograd State Agrarian University, Volgograd, the Russian Federation.

Пенькова Раиса Ивановна, кандидат сельскохозяйственных наук, доцент кафедры «Информационные системы и технологии», Волгоградский государственный аграрный университет, Волгоград, Российская Федерация.
e-mail: raja14-1@mail.ru
ORCID: [0000-0002-9348-4408](https://orcid.org/0000-0002-9348-4408)

Penkova Raisa Ivanovna, Candidate of Agricultural Sciences, Associate Professor at the Department of Information Systems and Technologies, Volgograd State Agrarian University, Volgograd, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 19.06.2026; одобрена после рецензирования 13.10.2026; принята к публикации 21.10.2026.

The article was submitted 19.06.2026; approved after reviewing 13.10.2026; accepted for publication 21.10.2026.