



УДК 796.05

Модельные характеристики киберспортсменов на основе цифровых следов в видеоиграх

А. К. Сложеникин¹, А. М. Щепотьев²

¹Российский университет спорта «ГЦОЛИФК» (РУС «ГЦОЛИФК»), Москва, Россия

²Муниципальное автономное учреждение дополнительного образования «Спортивная школа «Центр цифровых видов спорта» Сургутского района, Лянтор, Россия

Аннотация

Актуальность. Киберспорт из любительского увлечения превратился в профессиональный вид спорта с глобальным значением. Эффективность киберспортсменов определяется не только способностями, но и умением анализировать и адаптировать игровое поведение на основе данных, что формирует их модельные характеристики. Моделирование, как ведущий метод спортивной подготовки, направлено на воспроизведение закономерностей деятельности спортсмена для её оптимизации. В киберспорте модельные характеристики отражены в формате цифрового следа (рейтинга) непосредственно в цифровых средах видеоигр. Изучение систематизации алгоритмов составления рейтингов в видеоиграх, являющимися международными киберспортивными дисциплинами, а также модельных характеристик на их основе, является актуальным.

Методы. Анализ научной литературы и специализированных Интернет-ресурсов (цифровые следы в 13 видеоиграх), опрос экспертов (n=26) и моделирование.

Результаты. В статье представлен обзор научной литературы, посвященной модельным характеристикам в киберспорте, а также дан анализ систем подсчета в видеоиграх, являющихся международными киберспортивными дисциплинами. На основе бесед с экспертами и анализа баз данных цифровых следов в видеоиграх составлены модельные характеристики киберспортсменов.

Представлен системный анализ модельных характеристик киберспортсменов, формируемых посредством комплексного исследования цифровых следов, генерируемых в процессе игрового взаимодействия в видеоиграх. Были изучены и структурированы модельные характеристики киберспортсменов разного уровня квалификации в 13 видеоиграх (Dota 2, CS2, League of Legends, Valorant, Standoff 2, Warface, Мир танков (Стальной охотник), Мир танков (7x7 киберспорт), Mobile Legends: Bang Bang, Apex Legends, Fortnite, Rocket League, Tekken 8, FC 24 (спортивный симулятор)) для каждого из этапов спортивной подготовки.

Заключение. Модельные характеристики киберспортсменов на основе цифрового следа (рейтинга) в видеоиграх являются ориентиром для моделирования тренировочных нагрузок для каждого из этапов спортивной подготовки. Результаты данного исследования могут стать основой спортивного отбора, как важного элемента спортивной подготовки.

Ключевые слова: спорт, модельные характеристики, киберспорт, видеоигры, спортивная подготовка, цифровые следы, внутриигровой рейтинг

Model characteristics of esports athletes based on digital footprints in video games

A. K. Slozhenikin¹, A. M. Shchepotye²

¹Russian University of Sport «SCOLIPE», Moscow, Russia

²Municipal Autonomous Institution of Additional Education «Sports School «Center of Digital Sports Disciplines» of Surgut District», Lyantor, Russia

Abstract

Relevance. Esports has evolved from an amateur hobby into a professional sport of global significance. The effectiveness of esports athletes is determined not only by their abilities but also by their capacity to analyze and adapt gaming behavior based on data, which shapes their model characteristics. Modeling, as a leading method of sports training, is aimed at reproducing the patterns of an athlete's activity for its optimization. In esports, model characteristics are reflected in the format of a digital footprint (rating) directly within the digital environments of video games. The study of the systematization of rating algorithms in video games that are international esports disciplines, as well as of the model characteristics derived from them, is highly relevant.

Methods. Analysis of scientific literature and specialized Internet resources (digital footprints in 13 video games), expert survey (n=26), and modeling.

Results. The article presents a review of scientific literature devoted to model characteristics in esports, as well as an analysis of scoring systems in video games that are international esports disciplines. Based on interviews with experts and analysis of digital footprint databases in video games, model characteristics of esports athletes were compiled. A systematic analysis of the model characteristics of esports athletes, formed through a comprehensive study of digital footprints generated in the process of gameplay interaction in video games, is presented. Model characteristics of esports athletes of various qualification levels were studied and structured across 13 video games (Dota 2, CS2, League of Legends, Valorant, Standoff 2, Warface, World of Tanks (Steel Hunter), World of Tanks (7x7 Esports), Mobile Legends: Bang Bang, Apex Legends, Fortnite, Rocket League, Tekken 8, FC 24 (sports simulator)) for each stage of sports training.

Conclusion. The model characteristics of esports athletes based on digital footprints (ratings) in video games serve as a reference point for modeling training loads at each stage of sports training. The results of this study can become the foundation for sports selection as an important element of athletic preparation.

Keywords: sport, model characteristics, esports, video games, sports training, digital footprints, in-game rating

Введение

Киберспорт превратился из феномена любительского уровня в профессиональную спорт с глобальным экономическим и социальным значением [1]. При этом эффективность и успешность киберспортсменов определяется не только врожденными способностями, но и способностью к непрерывному анализу и адаптации игрового поведения на основе объективных данных, что является основой их модельных характеристик [2, 3].

Вопросы моделирования в спорте получили широкое развитие и рассматриваются как один из ключевых научно-практических методов организации подготовки спортсменов. Исследователи (Ю.М. Блудов, В.А. Плахтиенко, А.А. Братко, В.М. Зациорский, В.В. Кузнецов и др.) определяют моделирование как способ воспроизведения свойств и закономерностей спортивной деятельности с целью их анализа и оптимизации. В рамках данного подхода разработаны представления о модельных характеристиках сильнейших спортсменов, которые включают три уровня: соревновательную деятельность, модель спортивного мастерства (физическая, техническая, тактическая подготовка) и модель спортивных возможностей, отражающую индивидуальный потенциал спортсмена. Знания модельных характеристик киберспортсменов позволяют эффективно управлять их спортивной подготовкой [4].

Методы исследования: анализ научной литературы и специализированных Интернет-ресурсов (цифровые следы в видеоиграх), опрос экспертов и моделирование. Впервые систематизированы алгоритмы построения внутриигровых рейтингов в видеоиграх, являющихся дисциплинами международного киберспорта. Были изучены и структурированы модельные характеристики киберспортсменов разного уровня квалификации в 13 видеоиграх (Dota 2, CS2, League of Legends, Valorant, Standoff 2, Warface, Мир танков (Стальной охотник), Мир танков (7x7 киберспорт), Mobile Legends: Bang Bang, Apex Legends, Fortnite, Rocket League, Tekken 8, FC 24 (спортивный симулятор)) для каждого из этапов спортивной подготовки.

Цель исследования — систематизировать знания о модельных характеристиках киберспортсменов на основе цифровых следов в видеоиграх, являющихся международными киберспортивными дисциплинами.

Результаты исследования

В научной литературе как в России, так и за рубежом цифровые следы в видеоиграх рассматриваются как основной показатель оценки перспективности соревновательной результативности [5, 6, 7, 8, 9, 10, 11]. Однако вопросы алгоритмизации определения внутриигрового рейтинга и систематизации модельных характеристик на его основе учеными не рассмотрены.

Понятие цифровых следов в контексте киберспорта представляет собой совокупность цифровых данных, фиксируемых в ходе игровой активности и отражающих динамику взаимодействия игрока с игровым окружением и другими участниками.

Ключевым фактором, обуславливающим дифференциацию рейтинговых систем, является фундаментальное противоречие между двумя целями, стоящими перед разработчиками: объективной точностью измерения и субъективным ощущением игрока. Создавая систему рейтинга, разработчик ставит перед собой 2 главные задачи:

- максимально точно измерить и отобразить мастерство игрока;
- обеспечить игроку качественный игровой процесс.

Анализ рейтинговых систем киберспортивных международных дисциплин позволил обобщить методологию рейтинговых систем в видеоиграх (таблица 1).

Таблица 1: Методология рейтинговых систем в видеоиграх

Игра	Основная рейтинговая модель	Методология
CS2, Valorant, Standoff 2	Модифицированный Elo/Glicko с учетом личной эффективности	Компенсация командной зависимости; Минимизация фрустрации и поощрение индивидуального мастерства.
LoL, Dota 2	Модифицированный Elo/Glicko (скрытый MMR + видимый ранг/LP)	Учет командной природы и разнородности игровых ролей; Приоритет мотивации и устойчивого прогресса над сиюминутной точностью.
Apex Legends, Fortnite	Система ранговых очков (RP) за финальную позицию и активность	Адаптация под формат с массовым участием; Балансировка между стратегией выживания и интенсивной игрой.
Tekken 8, FC 24, RL	Классический Elo или TrueSkill	Идеальное соответствие формату дуэли 1x1; Рейтинг как прямой и объективный показатель мастерства.
Мир Танков	Модель оценки общей эффективности игрока (MTR)	Учитывают индивидуальный рейтинг результативности для каждой машины, на которой играет игрок, без учёта побед и поражений. Для определения общей эффективности игрока используются очки конкретной техники.

Классические системы, основанные на алгоритмах ELO или Glicko, идеальны для достижения первой цели, обеспечивая статистически точную оценку силы индивида в условиях противостояния 1 на 1. Однако их прямое применение в командных дисциплинах порождает фрустрацию, связанную с зависимостью индивидуального рейтинга от действий команды, на которую игрок не может оказывать полного влияния.

Этот конфликт разрешается путем модификации базовых алгоритмов. В таких видах программ вида спорта «компьютерный спорт», как «тактический трехмерный бой» в видеоиграх *CS2* и *Valorant* в модель интегрируется параметр индивидуальной эффективности (K/D, утилизация), что позволяет нивелировать негативный эффект от игры в слабой команде. В дисциплине компьютерного спорта «боевая арена», в видах программ *League of Legends* и *Dota 2*, применяются сложные гибридные системы, где скрытый рейтинг матчмейкинга (MMR) отделен от визуального ранга и очков лиги (LP). Данный подход обеспечивает «эластичность» системы, позволяя быстро корректировать позицию игрока после перерыва или резкого роста навыка, и выполняет мотивационную функцию, создавая иллюзию постоянного прогресса.

Жанровая специфика является вторым критически важным детерминантом. В играх жанра «королевская битва» (прим. *Apex Legends*, *Fortnite*, *PUBG*), где в одном матче участвуют десятки игроков, бинарная логика «победа/поражение» неприменима. Здесь используются системы начисления очков, учитывающие как финальную позицию в списке лидеров матча, так и интенсивную активность игрока (количество устранений, помощь), что поощряет динамичный игровой процесс в противовес пассивному выживанию.

Напротив, в дуэльных дисциплинах, таких как файтинги (прим. *Tekken 8*), спортивные симуляторы (прим. FC 24, *Rocket League*) командный фактор отсутствует, что создает идеальные условия для применения чистых или незначительно модифицированных систем Эло. Рейтинг в таких условиях становится максимально точным и объективным показателем мастерства.

Ввиду того, что до сих пор не было психофизиологических исследований на верифицированных однородных больших выборках киберспортсменов, их модельные характеристики были собраны из баз данных в видеоиграх, а также на основе бесед с экспертами (n=26).

В [таблице 2](#) представлены модельные характеристики киберспортсменов в разных видеоиграх, соответствующих разным этапам спортивной подготовки и указана основная направленность тренировок.

Таблица 2: Соответствие игровых модельных характеристик киберспортсменов в разных видеоиграх этапам спортивной подготовки и их направленности

Уровень (со стажем участия в со- ревнованиях)	Возраст (лет)	Кол-во иг- ровых ча- сов	Ранги / Рейтинг	Основная направ- ленность
Dota 2				
Этап начальной подготовки Начи- нающий (без стажа)	14–15	0–3000	0–4400 MMR (Рекрут – Властелин 3)	Изучение базовых механик, дисциплина, работа в пабликах
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	16–18	3000–9000	4400–5200 (Властелин 4 – Божество 4)	Командное взаимодействие, участие в турнирах
Этап совершенствования Полу- профи (2–4 года)	19–21	9000–15000	5200–7400 (Божество – Immortal top 1000)	Тактика, анализ реплеев, работа с психологом
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	22–28	>15000	7400–11050 (Immortal top 1000 – Immortal top 1)	Индивидуальная траектория, поддержание формы
CS2				
Этап начальной подготовки Начи- нающий (без стажа)	14	0–1000	FACEIT 0–1500 (Silver – MG)	Освоение стрельбы, реакция, базовая тактика
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	15–17	1000–5000	FACEIT 1500–2000 (DMG – LE)	Тимплей, стратегии, участие в лигах
Этап совершенствования Полу- профи (2–4 года)	18–20	5000–10000	FACEIT 2000–3500 (LEM – Supreme)	Анализ демо, тактика, стрессоустойчивость
Продолжение на следующей странице				

Таблица 2 – продолжение

Уровень (со стажем участия в со- ревнованиях)	Возраст (лет)	Количество игровых часов	Ранги / Рейтинг	Основная направ- ленность
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	21–28	>10000	FACEIT 3500+ (Global Elite)	Индивидуальная траектория, стабильность
League of Legends				
Этап начальной подготовки На- чинающий (без стажа)	14–15	0–3000	0–1200 LP (Iron – Gold)	Изучение чемпионов, ролей и карты
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	16–17	3000–9000	1200–1800 LP (Platinum – Diamond)	Командные трениров- ки, участие в турнирах
Этап совершенствования Полу- профи (2–4 го- да)	18–20	9000–15000	1800–2500 LP (Master – Grandmaster)	Макроигра, лидер- ство, стратегия
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	21–28	>15000	2500+ LP (Grandmaster – Challenger)	Участие в междуна- родных турнирах
Valorant				
Этап начальной подготовки На- чинающий (без стажа)	14–15	0–1000	Iron – Bronze	Аим, карта, коммуни- кация
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	16–18	1000–4000	Silver – Gold	Тимплей, тактика, участие в турнирах
Этап совершенствования Полу- профи (2–4 го- да)	19–21	4000–8000	Platinum – Diamond	Анализ игр, страте- гии, стрессоустойчи- вость
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	22–28	>8000	Immortal – Radiant	Поддержание формы, индивидуальная тра- ектория
Standoff 2				
Этап начальной подготовки На- чинающий (без стажа)	12–13	0–1000	Bronze – Silver	Базовый аим, карты

Продолжение на следующей странице

Таблица 2 – продолжение

Уровень (со стажем участия в со- ревнованиях)	Возраст (лет)	Количество игровых часов	Ранги / Рейтинг	Основная направ- ленность
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	14–16	1000–5000	Gold – Platinum	Тимплей, тактика
Этап совершен- ствования Полу- профи (2–4 го- да)	17–19	5000–10000	Diamond – Champion	Командная стратегия
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	20–26	>10000	Elite – The Legend	Индивидуальная тра- ектория
Warface				
Этап начальной подготовки На- чинающий (без стажа)	12–14	0–1000	Бронза	Базовый аим, режи- мы
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	15–16	1000–3000	Серебро – Золото	Тимплей, PvP- коммуникация
Этап совершен- ствования Полу- профи (2–4 го- да)	17–20	3000–7000	Платина – Алмаз	Турнирная практика, тактика
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	21–26	>7000	Мастер – Грандма- стер	Поддержание формы
Мир танков (Стальной охотник)				
Этап начальной подготовки На- чинающий (без стажа)	14–15	0–500	Бронза	Освоение механик танков
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	16–18	500–2000	Серебро	Карты, взаимодей- ствие
Этап совершен- ствования Полу- профи (2–4 го- да)	19–21	2000–5000	Золото – Платина	Тактика, позиции
Продолжение на следующей странице				

Таблица 2 – продолжение

Уровень (со стажем участия в со- ревнованиях)	Возраст (лет)	Количество игровых часов	Ранги / Рейтинг	Основная направ- ленность
Этап высшего мастерства Проффессионал (4–14 лет)	22–28	>5000	Алмаз – Легенда	Турниры, индивиду- альная траектория
Мир танков (7x7 киберспорт)				
Этап начальной подготовки Начинающий (без стажа)	14–15	0–1000	Ранг 1–3	Базовые турниры
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	16–18	1000–3000	Ранг 4–6	Тимплей, позиции
Этап совершенствования Полу-профи (2–4 го- да)	19–21	3000–7000	Ранг 7–9	Турнирные страте- гии
Этап высшего мастерства Проффессионал (4–14 лет)	22–28	>7000	Ранг 10–15	Международные тур- ниры
Mobile Legends: Bang Bang				
Этап начальной подготовки Начинающий (без стажа)	12–13	0–500	Warrior	Изучение героев
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	14–16	500–2000	Elite	Тимплей, турниры
Этап совершенствования Полу-профи (2–4 го- да)	17–19	2000–5000	Master – Grandmaster	Тактика, макроигра
Этап высшего мастерства Проффессионал (4–14 лет)	20–26	>5000	Epic – Mythical Glory	Международные тур- ниры
Apex Legends				
Этап начальной подготовки Начинающий (без стажа)	14–15	0–500	Bronze	Базовое выживание

Продолжение на следующей странице

Таблица 2 – продолжение

Уровень (со стажем участия в со- ревнованиях)	Возраст (лет)	Количество игровых часов	Ранги / Рейтинг	Основная направ- ленность
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	16–18	500–2000	Silver	Карты, коммуника- ция
Этап совершен- ствования Полу- профи (2–4 го- да)	19–21	2000–5000	Gold – Platinum	Стратегии, трениров- ки
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	22–28	>5000	Diamond – Predator	Турниры ALGS
Fortnite				
Этап начальной подготовки На- чинающий (без стажа)	12–14	0–500	Open League	Базовые навыки
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	15–17	500–1500	Contender League	Карты, постройки
Этап совершен- ствования Полу- профи (2–4 го- да)	18–20	1500–4000	Champion League	Турнирные практики
Этап высшего мастерства Про- фессионал (4–14 лет)	21–26	>4000	FNCS Finalists	FNCS турниры
Rocket League				
Этап начальной подготовки На- чинающий (без стажа)	12–14	0–300	Bronze – Silver	Базовые механики
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	15–17	300–1000	Gold – Platinum	Тимплей, карты
Этап совершен- ствования Полу- профи (2–4 го- да)	18–20	1000–3000	Diamond – Champion	Турнирные практики
Продолжение на следующей странице				

Таблица 2 – продолжение

Уровень (со стажем участия в со- ревнованиях)	Возраст (лет)	Количество игровых часов	Ранги / Рейтинг	Основная направ- ленность
Этап высшего мастерства Проффессионал (4–14 лет)	21–26	>3000	Grand Champion – SSL	RLCS турниры
Tekken 8				
Этап начальной подготовки Начинающий (без стажа)	14–15	0–300	Beginner – Kyu	Изучение комбо
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	16–18	300–1000	Dan – Fighter	Развитие памяти, реакции
Этап совершенствования Полу-профи (2–4 года)	19–22	1000–3000	Expert – Vanguard	Турнирная практика
Этап высшего мастерства Проффессионал (4–14 лет)	23–28	>3000	Warrior – Tekken God	EVO турниры
FC 24 (спортивный симулятор)				
Этап начальной подготовки Начинающий (без стажа)	12–14	0–300	Division 10–9	Изучение управления, тактика
Тренировочный этап Опытный (6 мес – 2 года)	15–17	300–1000	Division 8–6	Турниры, коммуникация
Этап совершенствования Полу-профи (2–4 года)	18–20	1000–3000	Division 5–3	Тактика, психология
Этап высшего мастерства Проффессионал (4–14 лет)	21–28	>3000	Division 2–1 / Elite	eWorld Cup

Заключение

Модельные характеристики киберспортсменов на основе цифрового следа (рейтинга) в видеоиграх являются ориентиром для моделирования тренировочных нагрузок для

каждого из этапов спортивной подготовки. Результаты данного исследования могут стать основой спортивного отбора, как важного элемента спортивной подготовки.

Список литературы/References

1. *Скаржинская Е.Н., Береснева В.А.* История киберспорта в мире и России: периодизация // *Номо Cyberus*. 2025. № 1-2(18-19). EDN: <https://www.elibrary.ru/juhtlq>
Skarzhinskaya E.N., Beresneva V.A. History of esports in the world and Russia: periodization. *Nomo Cyberus*, 2025, 1-2(18-19). (in Russ.)
2. *Гребеньков В.С., Залилов М.А.* Модельные характеристики участников The International 2021 // *Компьютерный спорт: проблемы и перспективы развития : Материалы Всероссийской научно-практической конференции, Москва, 02 декабря 2021 года. Москва: РГУФКСМиТ, 2021. С. 29-34.* EDN: <https://www.elibrary.ru/higzyx>
Grebekov V.S., Zalilov M.A. Model characteristics of The International 2021 participants. *Computer Sports: Problems and Development Prospects*, 2021, pp. 29-34. (in Russ.)
3. *Щепотьев А.М.* Теоретические основы разработки модельных характеристик киберспортсменов // *Прикладные аспекты киберспорта: Материалы I Межрегиональной конференции, Москва, 22 февраля 2019 года. Москва: РГУФКСМиТ, 2019. С. 64-67.* EDN: <https://www.elibrary.ru/mcbgfq>
Shchepotyev A.M. Theoretical foundations for developing model characteristics of esports athletes. *Applied Aspects of Esports*, 2019, pp. 64-67. (in Russ.)
4. *Скаржинский Н.С., Гребеньков В.С., Мартыненко И.В.* Модельные характеристики киберспортсменов в дисциплине "Боевая арена"(на примере Dota2) // *Физическая культура: воспитание, образование, тренировка. 2020. № 5. С. 31.* EDN: <https://www.elibrary.ru/kopztg>
Skarzhinsky N.S., Grebenkov V.S., Martynenko I.V. Model characteristics of esports athletes in the "Battle Arena" discipline (on the example of Dota2). *Physical Culture: Education, Training*, 2020, 5, p. 31. (in Russ.)
5. *Аржаков Д.О., Бурмистров Д.С.* Сравнительный анализ внутриигровых показателей игровой деятельности в боевой арене и тактическом трехмерном бое // *Компьютерный спорт (киберспорт): проблемы и перспективы развития : Материалы Всероссийской научно-практической конференции, Москва, 08 декабря 2022 года. Москва: РУС «ГЦОЛИФК», 2022. С. 16-19.* EDN: <https://www.elibrary.ru/szdtum>
Arzhakov D.O., Burmistrov D.S. Comparative analysis of in-game performance indicators in battle arena and tactical 3D combat. *Computer Sports (Esports): Problems and Development Prospects*, 2022, pp. 16-19. (in Russ.)
6. *Ермаков А.В., Скаржинская Е.Н.* Анализ больших данных как инструмент оценки профессионализации компьютерного спорта // *Теория и практика физической культуры. 2023. № 4. С. 15-17.* EDN: <https://www.elibrary.ru/ekwdzm>
Ermakov A.V., Skarzhinskaya E.N. Big data analysis as a tool for assessing the professionalization of computer sports. *Theory and Practice of Physical Culture*, 2023, 4, pp. 15-17. (in Russ.)
7. *Новоселов М.А., Залилов М.А., Скаржинский Н.С.* Киберспортивная игра Counter-Strike: Global Offensive как предмет научного исследования // *Физическая культура: воспитание, образование, тренировка. 2019. № 5. С. 46.* EDN: <https://www.elibrary.ru/trrtkq>
Novoselov M.A., Zalilov M.A., Skarzhinsky N.S. Esports game Counter-Strike: Global Offensive as a subject of scientific research. *Physical Culture: Education, Training*, 2019, 5, p. 46. (in Russ.)
8. *Скаржинская Е.Н.* Методические подходы к разработке федерального стандарта спортивной подготовки по виду спорта «компьютерный спорт» // *Компьютерный спорт (киберспорт): состояние и перспективы развития : Межрегиональная научно-практическая конференция, Москва, 10*

- декабря 2020 года. Москва: РГУФКСМиТ, 2020. С. 161-166. EDN: <https://www.elibrary.ru/jaukgs>
- Skarzhinskaya E.N. Methodological approaches to the development of the federal standard of sports training for the sport "computer sports". *Computer Sports (Esports): Status and Development Prospects*, 2020, pp. 161-166. (in Russ.)
9. Mendoza Torrico G., Bonilla I., Chamarro A., Jimenez M. The defining characteristics of esports players. A systematic review of the samples used in esports research. *Aloma Revista de Psicologia Ciències de l'Educació i de l'Esport*, 2023, 41(1), pp. 111-120. DOI: <https://doi.org/10.51698/aloma.2023.41.1.111-120>
10. Bahrololloomi F., Sauer S., Klonowski F., Horst R., Dörner R. A Machine Learning based Analysis of e-Sports Player Performances in League of Legends for Winning Prediction based on Player Roles and Performances. *Proceedings of the 14th International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, 2022, pp. 68-76. DOI: <https://doi.org/10.5220/0010895900003124>
11. Urbaniak K., Wątróbski J., Sałabun W. Identification of Players Ranking in E-Sport. *Applied Sciences*, 2020, 10(19), 6768. DOI: <https://doi.org/10.3390/app10196768>

Сведения об авторах

Сложеникин Александр Константинович – Российский университет спорта «ГЦОЛИФК», Москва, Россия; e-mail: artemko100@yandex.ru

Щепотьев Артем Михайлович – Муниципальное автономное учреждение дополнительного образования «Спортивная школа «Центр цифровых видов спорта» Сургутского района, Лянтор, Россия; e-mail: ashepotev@mail.ru

Для цитирования:

Сложеникин А.К., Щепотьев А.М. Модельные характеристики киберспортсменов на основе цифровых следов в видеоиграх // Российский журнал информационных технологий в спорте. – 2025. – Т. 2, № 3. – С. 26–37. DOI: <https://doi.org/10.62105/2949-6349-2025-2-2-26-37> EDN: CFLTKK

For citation:

Slozhenikin A.K., Shchepotyevev A.M. Model Characteristics of Esports Athletes Based on Digital Footprints in Video Games system. *Russian Journal of Information Technology in Sports*, 2025, 2 (3), pp. 26–37 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.62105/2949-6349-2025-2-3-26-37> EDN: CFLTKK

Статья поступила в редакцию: 09.09.2025

Статья принята в печать: 10.10.2025

Статья опубликована: 12.10.2025