



ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СПОРТЕ

Методическая статья

<https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-3-e202611>

УДК 796.063.4:004.932.2:004.891.2

Методика автоматизированного определения результатов стрелковых упражнений на базе технологий компьютерного зрения

С. В. Матвиенко ^{1✉}, О. В. Тараканов ^{2,3}, А. С. Орлов ⁴

¹ Центральная нормативно-техническая лаборатория ФСИН России, г. Москва, Россия

² МИРЭА – Российский технологический университет, г. Москва, Россия

³ Научно-технический центр «Орион», г. Москва, Россия

⁴ Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет), г. Долгопрудный, Московская область, Россия

✉ s_matv@mail.ru

Аннотация

Актуальность разработки автоматизированного способа быстрого и достоверного определения результатов стрельбы при проведении спортивных соревнований обусловлена назревшей необходимостью существенно сократить время обработки спортивными судьями комиссии определения результатов (КОР) отстрелянных бумажных мишеней, исключить их субъективные ошибки, повысить качество и прозрачность судейства в целом.

Цель. Разработка и внедрение цифровых технологий, в частности компьютерного зрения на основе использования семейства алгоритмов для обнаружения объектов на изображениях в реальном времени с помощью нейронных сетей You Only Look Once (YOLO), для автоматизации ресурсоемкой и рутинной процедуры определения достоинства пробойн и результатов стрельбы в целом по бумажным мишеням во время проведения масштабных стрелковых спортивных соревнований.

Методы. Для достижения поставленной цели использованы: теоретический анализ научной литературы и нормативной базы по заявленной проблематике, моделирование процесса обработки мишеней, методы компьютерного зрения (объектная детекция (обнаружение) в реальном времени на базе нейросетевой модели YOLOv11) и геометрической алгоритмизации подсчета результата стрельбы, эксперимент для апробации и проверки достигаемой точности разработанного программного обеспечения в виде мобильного приложения.

Результаты. Разработан оригинальный автоматизированный способ оценки результатов спортивной пулевой стрельбы. Его основой является новый алгоритм, интегрирующий в себе мобильную платформу в виде Android-приложения «Помощник КОР», модель YOLOv11 для детекции пробойн от пуль различного калибра и геометрическую модель для их однозначной классификации по габаритным зонам – кольцам между двумя соседними концентрическими окружностями мишени, что позволяет устранить субъективные ошибки судейства и значительно повысить быстродействие в оценке результатов участников соревнований.



Закключение. Предложенная цифровая трансформация сферы судейства стрелковых видов спорта решает проблему устранения существенных недостатков, присущих традиционной системе оценки результатов стрельбы, основанной на визуальном осмотре мишеней и ручном арифметическом подсчете суммы очков в стрелковом упражнении, обеспечивая стабильную и воспроизводимую точность, сопоставимую с работой квалифицированного и опытного спортивного судьи.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейронные сети, компьютерное зрение, мобильное приложение, стрелковые упражнения, спортивные соревнования по стрельбе, спортивное судейство

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SPORTS

Methodical article

<https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-3-e202611>

UDC 796.063.4:004.932.2:004.891.2

Methodology for automated determination of shooting exercise results based on computer vision technologies

S. V. Matvienko^{1✉}, O. V. Tarakanov^{2,3}, A. S. Orlov⁴

¹ Central Regulatory and Technical Laboratory of the Federal Penitentiary Service of Russia, Moscow, Russia

² MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russia

³ Scientific and Technical Center «Orion», Moscow, Russia

⁴ Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University), Dolgoprudny, Moscow Region, Russia

✉ s_matv@mail.ru

Abstract

Relevance. The urgency of developing an automated method for rapidly and reliably determining shooting results during sports competitions arises from the need to significantly reduce the time spent by sports referees on the results determination commission's (RDC's) process of analysing shot paper targets. This will help eliminate subjective errors and improve the overall quality and transparency of refereeing.

Objective. To develop and implement digital technologies, particularly computer vision algorithms based on You Only Look Once (YOLO) neural networks, in order to automate the time-consuming and repetitive task of assessing the quality of shots and determining overall results at paper targets during large-scale sports shooting competitions.

Methods. To achieve this goal, we used the following methods: theoretical analysis of scientific literature and regulatory framework on the stated issues; modeling of the target processing process; computer vision techniques (object detection in real-time based on the YOLOv11 neural network); geometric algorithmization for calculating the shooting results; and an experiment to test and verify the accuracy of the developed software in mobile device applications.



Results. An original automated method for evaluating the results of sports shooting has been developed. The method is based on a novel algorithm that integrates a mobile platform, the Assistant RDC Android application, with the YOLOv11 model for detecting bullet holes of various calibers and a geometric model for unambiguous classification of the holes based on their size. This approach eliminates subjective errors in scoring and significantly improves the speed of evaluation of participants' scores.

Conclusion. The proposed digital transformation of the shooting sports refereeing system addresses significant drawbacks of the traditional system, which relies on visual inspection and manual calculation of target scores. The new system ensures consistent and reproducible accuracy, comparable to that of a skilled sports referee, while eliminating human error.

Keywords: artificial intelligence, neural networks, computer vision, mobile application, shooting exercises, shooting sports competitions, sports refereeing

Введение

В настоящее время проведение спортивных соревнований по стрелковым видам спорта, особенно по служебно-прикладным, сопряжено с существенными организационно-временными затратами на определение результатов участников.

Ключевым и наиболее трудоемким этапом является обработка судейским корпусом стандартных бумажных мишеней после выполнения участниками стрелковых упражнений. Традиционная методика, основанная на визуальном осмотре и анализе мишени судьями, включающая ручной подсчет количества пробоин и последующее суммирование набранных участником очков, обладает рядом системных недостатков.

Главным недостатком является значительная временная протяженность описанного процесса, которая увеличивает общее время проведения соревнований (иногда до 8–9 часов), снижает динамику и напряженность спортивной борьбы, создает паузы и задержки в регламенте состязаний, а также приводит к повышенной утомляемости самого судейского корпуса, представителей команд, участников и болельщиков. Необходимо сократить время обработки спортивными судьями комиссии определения результатов (КОР) отстрелянных бумажных мишеней, исключить их субъективные ошибки, повысить качество и прозрачность судейства в целом.

Не менее серьезной проблемой является обязательное присутствие и влияние на описанный процесс субъективного человеческого фактора, который проявляется через ошибки, связанные с техническим пропуском пробоин (особенно на границах мишеней или при их сдваивании), некорректной идентификацией (определением достоинства) пробоин в мишени и арифметическими погрешностями при ручном подсчете результата. Указанные факторы могут значительно влиять на объективность оценки и, как следствие, на справедливость определения победителей и призеров или командный результат.

Практико-технологической задачей проведенного исследования явилась разработка действующего программного продукта – мобильного приложения для операционной системы Android. Выбор данной платформы обусловлен необходимостью обеспечения максимальной доступности, мобильности и простоты использования данного приложения спортивными судьями на линии мишеней и в КОР. Разработка приложения включала в себя создание пользовательского интерфейса, интеграцию обученной модели компьютерного зрения и алгоритмического модуля расчетов.



Решаемая задача

Стрельба из ручного стрелкового оружия (пистолеты, винтовки, автоматы) по бумажным мишеням – большой раздел стрелковых видов спорта, который характеризуется высокой частотой проведения спортивных мероприятий (тренировок, учебно-тренировочных сборов, соревнований) и требует от тренеров, организаторов и главной судейской коллегии (ГСК) соревнования интенсивной, оперативной и слаженной работы, а также высокого уровня информационного и документационного обеспечения.

К сожалению, до настоящего времени не создано качественного программного решения в виде электронной автоматизированной информационной системы для проведения соревнований по вышеуказанным видам спорта, что, по-прежнему, каждый раз требует от ГСК, и особенно от секретариата соревнований, выполнения большого числа рутинных операций с различного рода документацией. Это снижает оперативность работы судейского корпуса и негативно влияет на информационное сопровождение хода спортивного мероприятия в целом.

Основным недостатком ручной обработки отстрелянных мишеней, как уже было отмечено, является низкая эффективность данной процедуры за счет значительного времени, отводимого на оценку, и высокой вероятности допущения ошибки в подсчетах результатов стрельбы участников. По опыту авторов в проводимом соревновании только количество ошибочных подсчетов результатов спортивными судьями может достигать 5–6%. Поэтому закономерным шагом в повышении оперативности работы судейской коллегии соревнования (без снижения уровня объективности и качества работ) стала разработка соответствующей технологии и ее реализация в виде мобильного приложения [1] для судей КОР.¹

Оценка результата стрельбы зависит от детекции мест пробоев от пули в бланке мишени и их идентификации спортивными судьями КОР. Процедуры идентификации результатов выступления спортсменов и фиксации их в виде промежуточных, предварительных и окончательных (официальных) результатов являются самыми продолжительными по времени в рамках каждого состязательного дня соревнования и одновременно базовым узлом его фактографического и информационного обеспечения обязательной текущей и отчетной документацией.

Критичными событиями в работе КОР при оценке результатов стрельбы являются:

- наличие в мишенях сдвоенных/строенных пробоев;
- попадания «пуля в пулю»;
- разрывы (надрывы) бумаги бланка мишени по границам пробоев;
- расположение пробоев вблизи границ габаритных зон и силуэта мишени [1].

Основным приемом оценки достоинства спорных пробоев, используемым спортивными судьями в ходе соревнования, является применение измерительного шаблона из прозрачного материала с нанесенными на него окружностями, наружная из которых имеет диаметр, равный калибру пули. Иных способов уточнения достоинства спорных пробоев непосредственно при проведении стрелковых соревнований не наблюдается [1].

Снижение трудозатрат (в разы), минимизация времени и технических ошибок подсчета результатов при спортивном судействе масштабных соревнований авторам видится в создании программного обеспечения по обработке изображений оцениваемых мишеней на основе применения технологий компьютерного зрения.

¹Правила служебно-прикладного вида спорта «стрельба из боевого ручного стрелкового оружия» (утверждены приказом Минспорта России от 30.06.2017 № 609, с изменениями от 05.06.2019 № 440). URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/71629958/>



Описание алгоритма работы мобильного приложения

Разработанная технология автоматического подсчета очков представляет собой последовательность использования методов обработки цифрового изображения для наиболее распространенной в спортивных соревнованиях по стрельбе из стрелкового оружия мишени № 4 (грудная фигура с кругами) зеленого цвета. Методика реализована в виде программного модуля, написанного на языке программирования Python 3.10 и включает следующие ключевые этапы:

1. Обнаружение объектов с помощью нейросети YOLO [2].

Обученная нейросетевая модель семейства YOLO выполняет детекцию всех значимых объектов на загруженном изображении. Модель идентифицирует 6 классов объектов:

- пробойны (класс 0);
- концентрические эллипсы мишени, соответствующие зонам в 6, 7, 8, 9 и 10 очков (классы 1÷5 соответственно).

Для каждого обнаруженного объекта возвращаются координаты центра, ширина и высота ограничивающего прямоугольника, а также «уверенность» модели.

2. Постобработка детекций пробойн.

Список обнаруженных пробойн фильтруется для удаления дубликатов. Сначала удаляются повторные детекции одной и той же пробойны на основе порогового расстояния между их центрами, затем отсеиваются детекции, находящиеся за пределами силуэта мишени.

3. Классификация (идентификация) пробойн и подсчет очков.

Для каждой отфильтрованной пробойны определяются количество начисляемых очков. Алгоритм последовательно проверяет, на какую зону мишени приходится расположение пробойны. Далее определяется принадлежность пробойны конкретному эллипсу, полученному из-за изометрии изображения, с учетом радиуса пробойны: вычисляется расстояние от центра мишени до центра пробойны и до точки пересечения отрезка, соединяющего эти центры, с эллипсом. Если круг пробойны имеет пересечение с эллипсом, то пробойна засчитывается для данной зоны. Достоинство пробойны равно номиналу зоны (от 6 до 10). Если пробойна не попала ни в один эллипс, ей присваивается вес в 5 очков. Итоговый результат стрельбы участника представляет собой сумму очков (весов) всех классифицированных пробойн.

Рассмотрим более подробно содержание перечисленных этапов.

Обнаружение объектов с помощью YOLO

Для детекции всех значимых объектов на изображении мишени, в числе которых пробойны и концентрические эллипсы, соответствующие зонам 6, 7, 8, 9 и 10 очков, необходимо обучить модель компьютерного зрения. С учетом анализа опубликованных результатов научных исследований в рассматриваемой предметной области авторами была выбрана архитектура YOLO спецификаций 2023 года [3], которая приемлема по производительности для применения в реальном времени с точки зрения достигаемых точности и скорости, а также по функционалу одновременного предсказания границ объектов (ограничивающих рамок) и вероятности уверенности в классах для этих границ. Использование функции потерь, объединяющей ошибки координат, коэффициентов уверенности и классификации, обеспечивает сквозное обучение модели.

Для обучения модели был подготовлен и размечен датасет из 671 фотографии с изображениями отстрелянных мишеней с состоявшихся соревнований всероссийского статуса.



В качестве классов выступали пробойны и концентрические эллипсы, соответствующие зонам 6, 7, 8, 9 и 10 очков. Примеры размеченных изображений приведены на рис. 1.

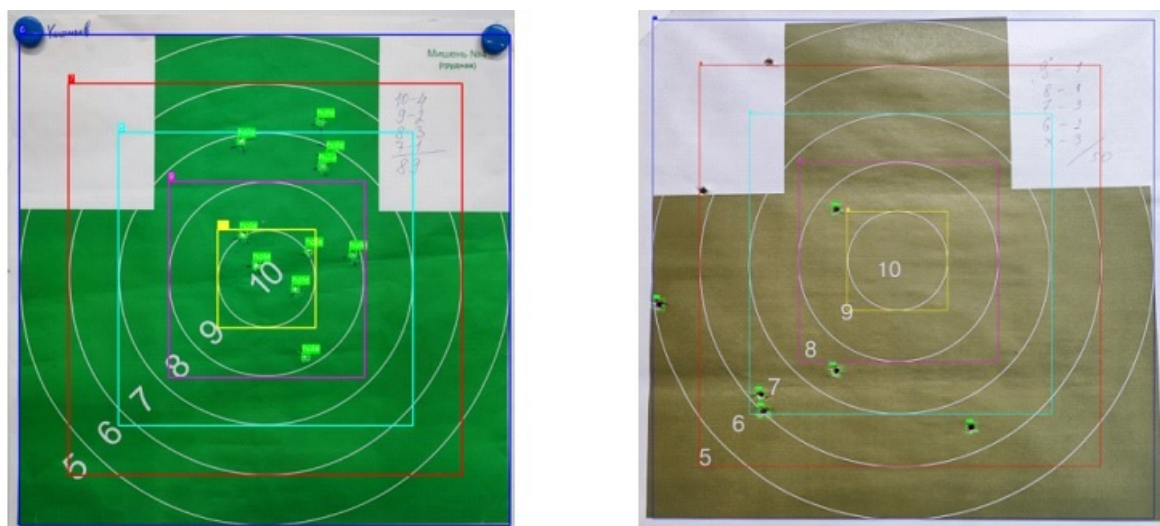


Рис. 1: Примеры размеченных изображений мишеней № 4 (грудная фигура с кругами)
 Fig. 1: Examples of labeled images of target No. 4 (chest figure with circles)

При обучении нейросети сформированный датасет был разбит на 3 части: обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%). Обучающая и валидационные части датасета необходимы были для обучения модели – по первой модель обучается, по второй контролируется ее (до)переобучение. Тестовая выборка нужна для подсчета метрик всего алгоритма в целом, чтобы наглядно увидеть ошибку алгоритма, измеряемую в очках результата. В таблице 1 приведены размеры выборок.

Таблица 1: Составляющие сформированного для обучения и тестирования датасета
 Table 1: Components of the dataset formed for training and testing

№ пп	Описание частей выборки	Размер выборки
1	Обучающая	469
2	Валидационная	101
3	Тестовая	101

Для определения и выбора конкретной модели обнаружения объектов семейства YOLO авторами было проведено сравнение между моделями YOLOv11n и YOLOv26n. Архитектуре со спецификацией «n» было отдано предпочтение из-за необходимости удовлетворения требованию минимизации времени работы. При обучении моделей использовались стандартные методы аугментаций пакета Ultralytics. Результаты тестирования обученной модели представлены в Таблице 2.



Таблица 2: Результаты сравнительного тестирования моделей YOLOv11 и YOLOv26
 Table 2: Comparative testing results: YOLOv11 vs YOLOv26

Класс	Точность	Полнота детекции	mAP50	mAP50-95
Пробоина	0,950/0,922	0,945/0,847	0,960/0,935	0,511/0,488
10	0,994/0,967	1,0 / 1,0	0,995/0,995	0,995/0,995
9	0,994/0,980	1,0/0,990	0,995/0,995	0,995/0,995
8	0,994/0,923	1,0/0,944	0,995/0,988	0,995/0,988
7	0,994/0,954	1,0/0,960	0,995/0,991	0,995/0,991
6	0,995/0,980	1,0/0,984	0,995/0,995	0,961/ 0,995

Для оценки производительности (качества) моделей обнаружения объектов принято анализировать такие показатели, как точность, полнота детекции и средняя точность [5]. За точность принята доля правильных предсказаний модели. Под полнотой детекции пробоин понимается доля измерений, которые моделью правильно предсказаны для обнаружения пробоин и габаритных окружностей. Значение средней точности mAP50 характеризует способность модели найти объект со стандартным порогом не меньшим 0,5. Более комплексный показатель значения средней точности mAP50-95 (по набору порогов от 0,5 до 0,95 с шагом 0,05) характеризует способность модели не только обнаружить объект, но и точность позиционирования его ограничивающей рамки. Для моделей обнаружения объектов перечисленные характеристики считаются наиболее распространенными показателями.

Представленные значения показателей позволяют сделать вывод о том, что модель YOLOv11n статистически более надежна и точна, что обусловило ее окончательный выбор в качестве основы для разработки автоматизированного способа оценки результатов стрельбы, с учетом удовлетворения требованию качественного определения габаритных окружностей мишеней, с чем модель YOLOv11n справляется практически безупречно.

Отличительное новшество, предлагаемое авторами настоящей статьи, заключается в том, что был изменен подход к самой постановке задачи детекции объектов. Вместо подхода, реализованного в известных моделях компьютерного зрения, состоящего в одновременном решении двух сложных задач: локализовать объект и выполнить тонкую дискриминацию его атрибута (что приводит к росту неопределенности и, как следствие, к снижению качества модели), обоснована целесообразность кластеризации работы модели на решение двух более простых и устойчивых подзадач:

- 1) детекция пробоин как единого класса «Пробоина» безотносительно их положения на бланке мишени;
- 2) детекция концентрических кругов мишени (зоны от 6 до 10 для мишени № 4 – грудная фигура с кругами), которые обладают высокоразличимыми геометрическими признаками (радиус, форма, вложенность).

Анализ Таблицы 2 выявил, что обученная по таким правилам модель YOLOv11n достигает почти идеальных значений представленных метрик для классов кругов на уровне 0,99–1,00. Это означает, что модель практически безошибочно определяет, какая зона мишени находится в кадре. Для класса «Пробоина» также получены высокие значения метрик – 0,950, 0,945 и 0,960 соответственно), что свидетельствует о надежном обнаружении всех пробитий пулями бланка мишени.

Для наглядного сравнения реализаций двух описанных подходов в Таблице 3 показаны описанные выше характеристики моделей (Модель_1 – авторская, Модель_0 – известная [3]), в которых количество классов равно количеству габаритных зон (для мишени № 4 таких классов 6 – это зоны с достоинством 5, 6, 7, 8, 9 и 10 очков).



Таблица 3: Результаты сравнительного тестирования Модель_1 / Модель_0
 Table 3: Comparative testing results of Model_1 / Model_0

Класс	Точность	Полнота детекции	mAP50	mAP50-95
10	0,994 /0,781	1,0 / 0,781	0,995 /0,731	0,995/0,273
9	0,994 /0,829	1,0 /0,845	0,995 /0,826	0,995/0,312
8	0,994 /0,794	1,0 /0,817	0,995 /0,804	0,995 /0,280
7	0,994 /0,869	1,0 /0,764	0,995 /0,860	0,995 /0,317
6	0,995/0,612	1,0 /0,703	0,995/0,596	0,961/0,160
5	0,990 /1,0	0,965/0,811	0,965/0,888	0,945/0,376

Представленные в Таблице 3 результаты валидации позволяют сделать однозначный вывод о существенном превосходстве предложенной в данной работе методики обучения модели детекции над подходом, реализованным в работе [3]. Так, для наиболее значимых «топ-зон» (9 и 10) в Модели_0 значение средней точности с достоверностью от 0 до 0,50 составляет 0,731 и 0,826 соответственно, тогда как в предложенной в настоящей работе методике для соответствующих зон этот показатель равен 0,995. Разница, соответственно в 26% и 17% абсолютного значения метрики, является статистически и практически значимой. Еще более показательным сравнение для зоны 6, где средняя точность с достоверностью от 0 до 0,50 в подходе из Модели_0 снижается до 0,596 (т. е. качество классификации лишь немногим выше случайного), против 0,995 в предложенной методике. Похожая ситуация наблюдается и для метрики средней точности с достоверностью от 0,50 до 0,95, которая учитывает точность локализации: во всех классах Модели_0 [3] она не превышает 0,376, в то время как представленная в настоящей работе методика демонстрирует значения от 0,945 до 0,995.

Постобработка детекций пробоев

Применяя модель детекции пробоев и габаритных зон к изображению мишени, получаем перечень прямоугольников, их классов и уверенности модели. Однако если порог отсеечения этих прямоугольников по уровню уверенности модели слишком низкий, то на одну и ту же пробойну модель может выдавать несколько прямоугольников. На рис. 2 показаны примеры таких случаев.

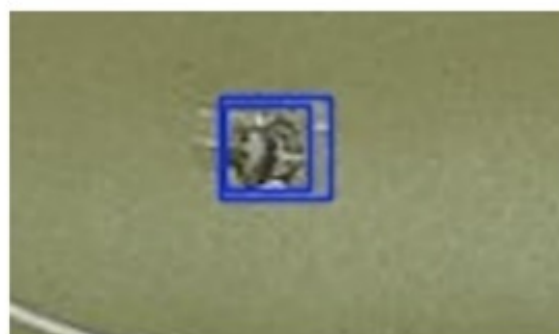
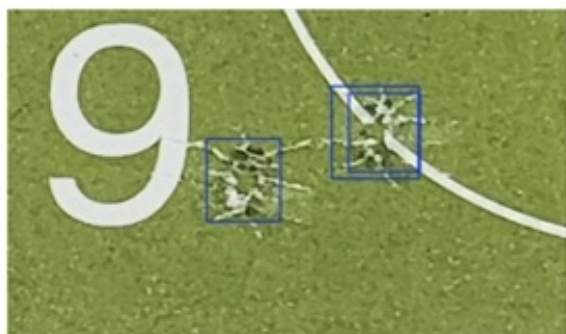


Рис. 2: Примеры дублирования прямоугольников
 Fig. 2: Examples of duplicate bounding boxes



Для удаления дублирующих прямоугольников авторами предложен следующий алгоритм, работа которого заключается в том, чтобы попарно проверять прямоугольники на условие критического расстояния между их центрами. Изначально прямоугольники сортируются по уровню уверенности модели, затем сравниваются друг с другом.

Пусть H_l и H_r – два рассматриваемых прямоугольника. В случае, если выполняется условие

$$\rho((H_l.xc, H_l.yc), (H_r.xc, H_r.yc)) < (H_l.h + H_r.w)/4, \quad (1)$$

где $H.xc$ и $H.yc$ – координаты центра прямоугольника, а $H.h$ и $H.w$ – высота и ширина прямоугольника, то считается, что прямоугольники относятся к одной и той же пробойне и происходит удаление H_r из массива прямоугольников.

То есть, если расстояние между центрами прямоугольников (пробойн) меньше, чем радиус пробойны, в которой модель более уверена, то второй прямоугольник удаляется. Наглядный результат работы алгоритма приведен на рис. 3.



Рис. 3: Результат работы алгоритма удаления дублирующих прямоугольников
 Fig. 3: Result of the duplicate rectangle removal algorithm

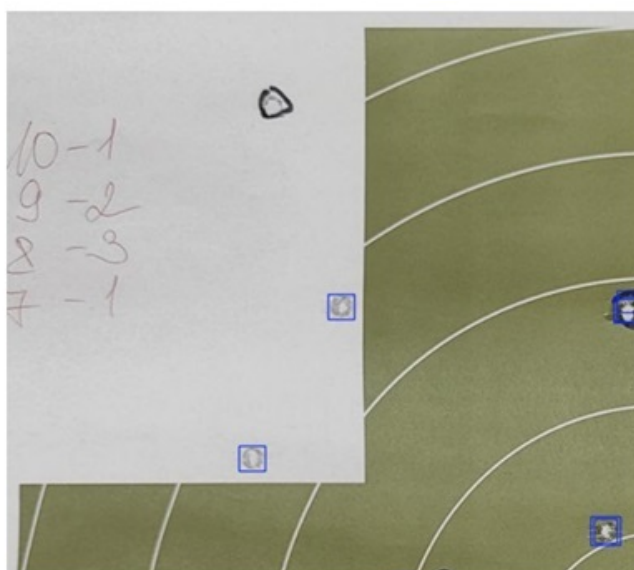


Рис. 4: Пример пробойны вне зеленого силуэта мишени
 Fig. 4: Example of a hole outside the green silhouette of the target



Помимо наличия проблемы дублирующих прямоугольников, существует проблема детекции пробоин на незасчитываемой площади мишени (белое обрамление зеленого силуэта мишени – «молоко»). Фрагмент фотографии такого случая приведен на рис. 4.

Авторами предложен алгоритм удаления прямоугольников, относящихся к пробоинам вне зеленого силуэта мишени, работа которого заключается в геометрических ограничениях на положение прямоугольника. После применения модели к изображению появляется возможность работать с классом 6, который ограничивает круг достоинством 6 очков (рис. 1 и 5).

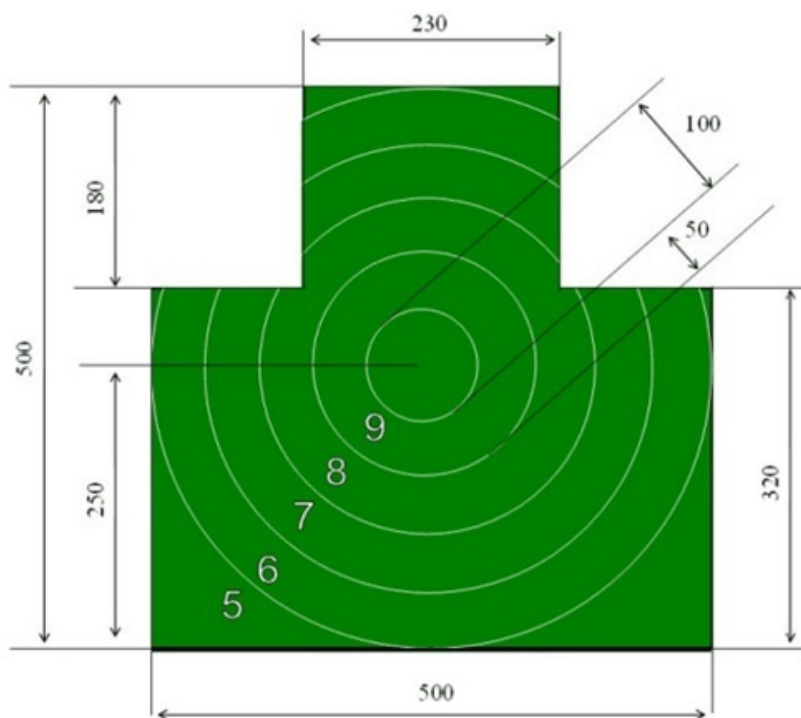


Рис. 5: Вид и размеры (в мм) мишени № 4 (грудная фигура с кругами)
Fig. 5: View and dimensions (in mm) of target No. 4 (chest figure with circles)

Как можно видеть из представленных рисунков мишени, стороны прямоугольника класса 6 совпадают с внешними границами зачетного силуэта мишени. Согласно размерам мишени, приведенным на рис. 5, можно геометрически описать, в каких именно местах этого прямоугольника должна находиться пробоина, чтобы за нее требовалось начислять очки. Алгоритмом предусмотрено определение факта нахождения пробоины в «голове» или «теле» мишени. Если этот признак – «нет», то данный прямоугольник в дальнейших расчетах не учитывается.

Классификация (идентификация) пробоин и подсчет очков

После завершения описанных этапов удаления дублирующих пробоин и пробоин вне зеленого силуэта мишени инициируется этап классификации пробоин и подсчета очков.

Алгоритм классификации последовательно (от 10 до 6) проверяет, на какие габаритные зоны мишени приходится расположение прямоугольников пробоин, чтобы затем присвоить каждому из них то количество очков (от 10 до 5), которое соответствует большему весу из пересекаемых прямоугольником габаритных зон.



Из-за вариативности ракурса съемки мишеней их габаритные зоны (кольца) выглядят как эллипсы, поэтому в алгоритме классификации пробоев и подсчета очков используется эллиптическая геометрия, а не круговая. Таким образом, алгоритм проверяет наличие площади пересечения круга (пробойны) с эллипсом мишени.

Вычисления осуществляются следующим образом. Сравнивается длина отрезка AB от центра эллипса A до центра круга B с суммой двух отрезков:

- 1) отрезка AC от центра эллипса A до точки C пересечения эллипса с прямой, соединяющей центры круга B и эллипса A ;
- 2) радиуса r круга B .

На рис. 6 представлена графическая иллюстрация взаимных расположений описываемых круга и эллипса.

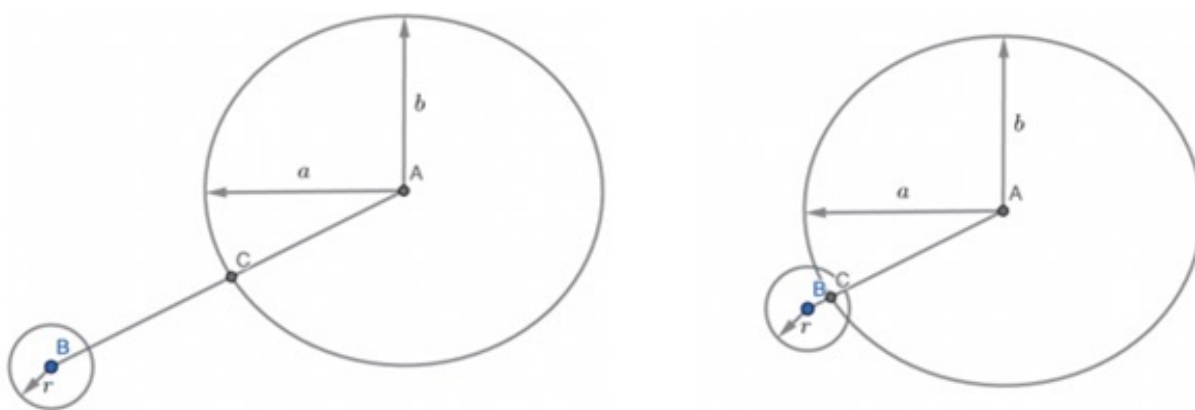


Рис. 6: Варианты расположения круга и эллипса: слева – круг не пересекается с эллипсом; справа – круг пересекается с эллипсом

Fig. 6: Variants of circle and ellipse arrangement: left – circle does not intersect the ellipse; right – circle intersects the ellipse

Расстояние между центрами круга и эллипса рассчитывается в обычной метрике [6]:

$$\rho(A, B) = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2}. \quad (2)$$

Для расчета длины отрезка AC – расстояния от центра эллипса до точки пересечения его с прямой, соединяющей центры круга и эллипса – необходимо найти координаты точки C . Центр эллипса A можно перенести в начало координат $(0; 0)$, при этом координаты центра круга станут $(x_B - x_A, y_B - y_A)$. Тогда координаты точки C можно вычислить, решая систему уравнений прямой и эллипса [6]:

$$\begin{cases} y = \alpha x \\ \frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1 \\ \alpha = \frac{y_B - y_A}{x_B - x_A} \end{cases} \quad (3)$$

Подставляя y из уравнения прямой в уравнение эллипса и решая относительно x , находим координаты точки C [6]:

$$x_C = \pm \sqrt{\frac{1}{\frac{1}{a^2} + \left(\frac{\alpha}{b}\right)^2}} \quad (4)$$



$$y_C = \pm \alpha \cdot \sqrt{\frac{1}{\frac{1}{a^2} + \left(\frac{\alpha}{b}\right)^2}} \quad (5)$$

В случае, когда $x_B - x_A = 0$, т. е. центр круга находится на оси абсцисс, имеем: $x_C = 0$, $y_C = \pm b$.

Если координаты точки C найдены, то можно сравнить $\rho(A, C) + r$ и $\rho(A, B)$.

Если $\rho(A, C) + r < \rho(A, B)$ (рис. 6а), то круг не имеет пересечения с площадью эллипса, а значит, пробойна находится вне рассматриваемого кольца мишени, иначе пробойна находится внутри кольца (рис. 6б), и следует начислить соответствующее количество очков в итоговый результат.

Оценка эффективности предложенной методики

Для объективной оценки эффективности предложенной методики следует описать примененный в работе подбор уровня уверенности модели, при котором весь алгоритм работает наилучшим образом из возможных.

Подбор порогового значения уверенности модели

Эффективность работы всей системы оценки результатов напрямую зависит от корректности детекции объектов, на основе которой происходит дальнейший геометрический анализ. Ключевым гиперпараметром, управляющим строгостью детекции, является пороговое значение уверенности модели. Он определяет минимальную оценку вероятности, при которой предсказанная моделью ограничивающая рамка считается валидной и передается в алгоритм постобработки. Некорректный выбор порогового значения уверенности модели приводит к системным ошибкам: заниженное значение увеличивает количество ложноположительных срабатываний (например, детекция несуществующих пробоин), а завышенное – число ложноотрицательных срабатываний (например, пропуск реальных пробоин).

Поскольку итоговой метрикой качества является точность подсчета суммы очков результата стрельбы, а не просто метрики детекции, то подбор оптимального порогового значения уверенности модели был проведен на уровне интегральной работы всего алгоритма. Для этого был реализован сквозной тест: на тестовой выборке аннотированных мишеней выполнялся полный цикл обработки с последующим сравнением предсказанного количества очков с эталонным.

В ходе эксперимента значение порогового значения уверенности модели варьировалось в диапазоне от 0,1 до 0,4 с шагом 0,01. Критерием оптимальности служила средняя абсолютная ошибка (MAE) итогового количества очков на одну мишень, рассчитываемая по формуле

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (6)$$

где y_i – рассчитанное спортивным судьей КОР значение итогового количества очков в i -ой мишени, $\hat{y}_i$ – предсказанное алгоритмом значение итогового количества очков в i -ой мишени, а n – количество мишеней тестовой выборки.²

График зависимости ошибки MAE от уровня порогового значения уверенности модели представлен на рис. 7.

²Средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error). URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/mae.html>

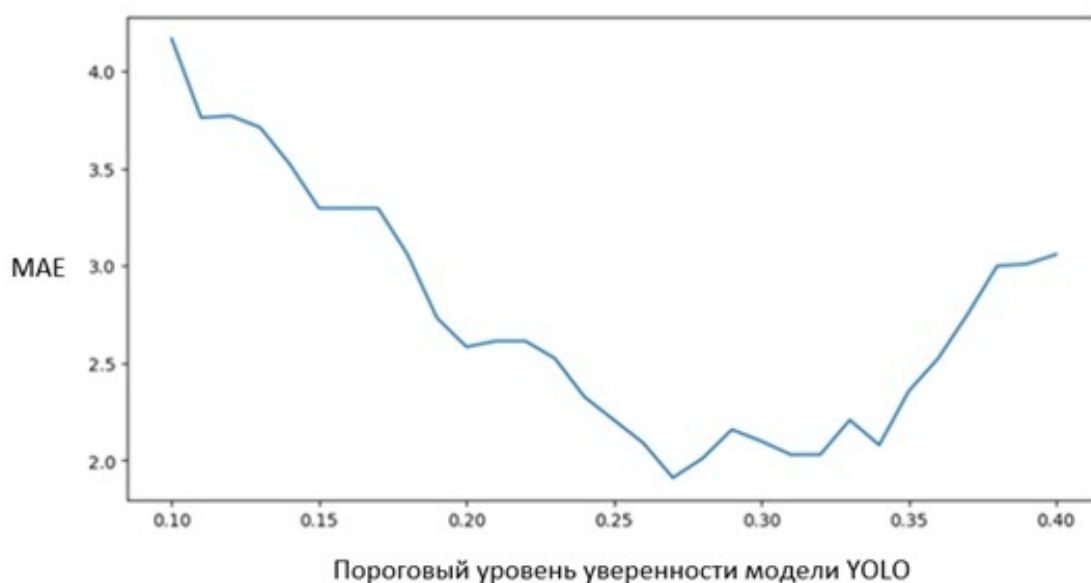


Рис. 7: Зависимость ошибки алгоритма от порогового уровня уверенности модели YOLO
Fig. 7: Dependence of the algorithm error on the YOLO model's confidence threshold

Представленный график имеет четко выраженный минимум, соответствующий величине уровня порогового значения уверенности модели – 0,27, при котором средняя абсолютная ошибка оказалась равной 1,9. Это значение порога уверенности представляет собой балансирующую точку: оно достаточно высоко, чтобы отфильтровать большую часть шумовых и слабых детекций (например, дефектов бумаги), но при этом еще достаточно низко, чтобы не отбрасывать истинные, но нечетко выраженные пробойны.

Таким образом, эмпирически подобранное значение уровня порогового значения уверенности модели, равное 0,27, было установлено как рабочее в финальной версии алгоритма, обеспечивая максимально возможную итоговую точность системы.

Оценка эффективности предложенной методики проводилась по двум ключевым критериям: точность (достоверность определения результата) и оперативность (время, затрачиваемое на обработку одной мишени).

Точность определения результатов

Точность методики оценивалась путем сравнения ее результатов с эталонными данными, полученными при ручной обработке мишеней с повторным пересчетом и верификацией.

Ошибки при ручном подсчете. Традиционный метод подвержен субъективным ошибкам, которые можно разделить на две следующие категории.

1. Ошибки идентификации достоинства пробойны (связаны с визуальным определением зоны попадания, особенно для пробойн на границе колец или при сложной деформации бумаги). Статистический анализ специализированных исследований [4] и собственных данных с проведенных соревнований [1] показывает, что средняя частота таких ошибок составляет 2–4% от общего количества пробойн в мишени.

2. Арифметические ошибки при суммировании. Согласно работе [7], судьями КОР зачастую совершаются простейшие ошибки сложения очков, особенно в условиях утомления при обработке большого количества мишеней. Частота их возможного проявления оценивается на уровне 1–2% на одну мишень.



Таким образом, суммарная относительная ошибка ручного метода может достигать 3–6%, что в абсолютных цифрах для стандартной мишени, оцениваемой по результатам 10 выстрелов, может приводить к расхождению в 2–3 очка от истинного результата. Эта погрешность является критической на соревнованиях высокого статуса, где разница в результатах участников как раз и измеряется единицами очков.

Ошибки автоматизированной методики. Разработанное решение, основанное на модели YOLOv11n и геометрическом алгоритме, демонстрирует устойчивую точность. На тестовой выборке из 101 различных мишеней модель показала следующие результаты:

- точность детекции пробоев – 95%;
- полнота детекции пробоев – 94,5%;
- средняя абсолютная ошибка итогового результата на мишень – 1,9 очка.

Данная ошибка сопоставима с нижней границей погрешности ручного метода (2–3 очка) и в подавляющем большинстве случаев не влияет на итоговое место стрелка в протоколе. Основные причины возникающих ошибок алгоритма связаны с недостаточным качеством исходной фотографии (неполное изображение мишени, сильные блики, размытие и др.) или множественными наложениями пробоев при кучной стрельбе, которые являются проблемными и для визуальной оценки человеком-экспертом.

Таким образом, достоверность определения итогового результата при использовании автоматизированной методики остается на уровне экспертной ручной оценки, а в условиях стандартного качества изображения – превосходит ее за счет исключения арифметических ошибок подсчета результата.

Оперативность определения результатов

Главным преимуществом разработанной методики следует считать кардинальное увеличение скорости обработки результатов стрельбы участников соревнований.

Время ручной обработки. Процесс ручной подсчета, выполняемый опытным судьей КОР, включает:

- первичный визуальный осмотр мишени;
- подсчет количества пробоев по габаритным зонам;
- запись промежуточных результатов;
- их арифметическое сложение.

По многолетнему опыту спортивного судейства авторов в среднем на одну мишень уходит от 45 до 60 секунд [1]. При большом количестве участников соревнования (200–300 человек) и количестве мишеней в упражнении (до 3-х штук на каждого участника) это время увеличивается из-за накапливающегося у спортивных судей утомления [7].

Время автоматизированной обработки. Процесс с использованием разработанного приложения включает только два действия спортивного судьи: фотографирование мишени и загрузку снимка в приложение. Далее обработка изображения мишени происходит автоматически. На мобильном устройстве среднего класса полный цикл (инференс модели YOLO, постобработка, геометрический расчет и вывод результата) занимает около 2-х секунд. При этом судья КОР может сразу приступить к обработке следующей мишени или выполнять другие действия.

Проведенная оценка показывает, что предложенная методика обеспечивает увеличение скорости обработки результатов стрельбы до 30 раз (с 45–60 до 2–3 секунд на мишень) при сохранении достоверности оценки, сопоставимой с квалифицированным спортивным судьей-человеком. Данное сочетание позволяет радикально сократить паузы между серия-

ми стрельбы, минимизировать влияние человеческого фактора на итоговый протокол и повысить общую динамику и объективность проведения соревнований.

Описание работы приложения

Методика реализована в виде Android-приложения «Помощник КОР» для индивидуальных мобильных устройств, которое написано на языке программирования Kotlin, позволяющем проводить инференс разработанной и обученной автором модели компьютерного зрения для оперативной детекции и идентификации пробоин в мишени, вывода результата подсчета очков в мишени на экран (рис. 8) [8].

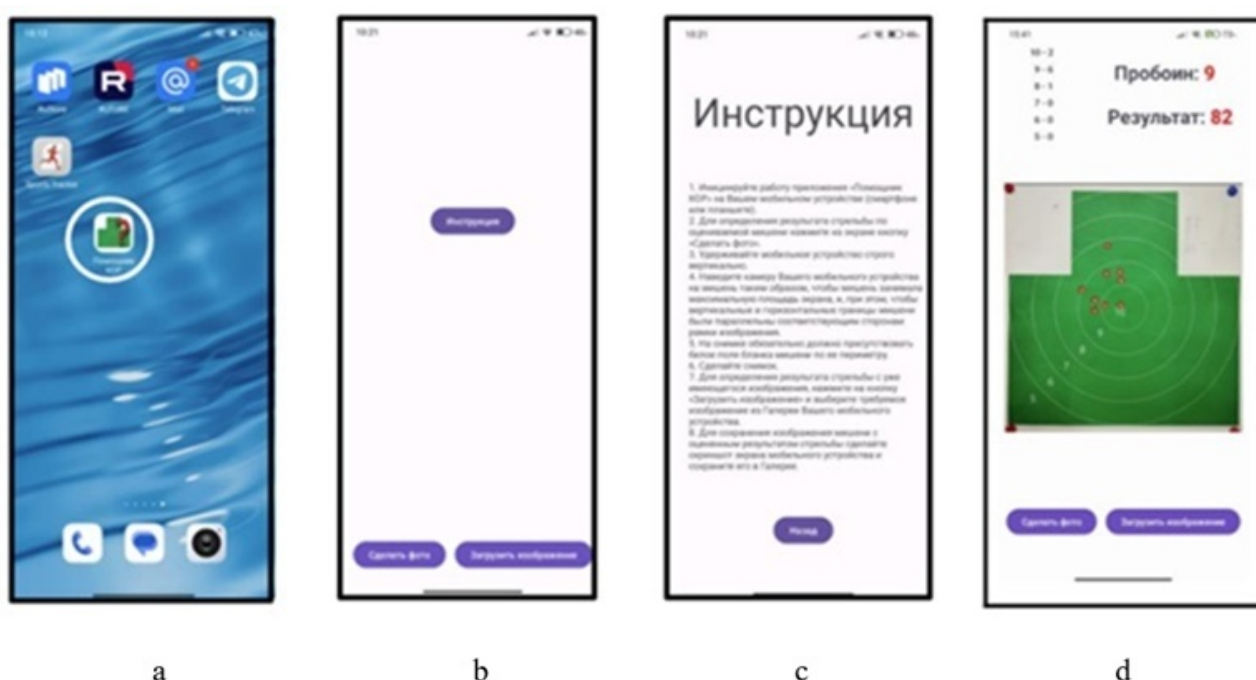


Рис. 8: Скриншоты экрана мобильного устройства при работе приложения «Помощник КОР»: а) инициализация; б) меню; в) инструкция; д) результат обработки

Fig. 8: Screenshots of the mobile device screen while using the «Assistant COR» application: а) initial screen; б) menu; в) instructions; д) processing result

Для работы с данным приложением судья КОР:

- а) иницирует работу приложения «Помощник КОР» на мобильном устройстве (рис. 8а);
- б) имеет возможность выбрать один из предусмотренных пунктов меню: «Инструкция», «Сделать фото», «Загрузить изображение» (рис. 8б);
- в) при необходимости изучает инструкцию (руководство пользователя) (рис. 8с);
- г) вернувшись к предыдущим пунктам меню, он либо выполняет фотоснимок мишени, либо загружает уже имеющееся фото мишени из папки «Галерея» используемого мобильного устройства. Загрузка графического изображения в приложение иницирует процедуры обнаружения пробоин и автоматического определения их достоинства в оцениваемой мишени, подсчет результата стрельбы (рис. 8д). Суммарное потребное время на фотографирование и обработку одной мишени с использованием описанного приложения занимает 3–5 секунд [1].



Следует заметить, что реализованный в приложении алгоритм методики быстро, наглядно и достаточно верно (после обучения нейронной сети на 469 фотографиях мишеней) – в 90% случаев, определяет количество и достоинство пробоев, а также конечный результат стрельбы по выбранному типу мишеней, оставляя при своем использовании за человеком (судьей КОР) только экспертные (контролирующие) функции для сложных случаев, и практически полностью исключает ситуацию допущения ошибок. При увеличении объема обучающей выборки точность детекции пробоев и их идентификации будет, несомненно, расти.

Заключение

Проведенное исследование подтвердило, что традиционная система оценки результатов стрельбы, основанная на визуальном осмотре мишеней и ручном подсчете судьями, обладает существенными недостатками. Основными проблемами являются субъективность при определении достоинства пробоев на границах зон и арифметические ошибки при подсчете результата, вызванные накапливающимися в ходе соревнования когнитивной нагрузкой и физической усталостью. Эти системные погрешности напрямую влияют на объективность протоколов и справедливость определения победителей на соревнованиях любого статуса.

Разработанная методика предлагает решение указанных проблем за счет полной автоматизации ключевых этапов обработки. Интеграция модели компьютерного зрения YOLO для детекции объектов и использования геометрического алгоритма для классификации пробоев позволяет в значительной мере исключить человеческий фактор из процесса принятия решений, обеспечивая стабильную и воспроизводимую точность, сопоставимую с работой квалифицированного спортивного судьи-эксперта. Главным практическим достижением является кардинальное увеличение оперативности. Время непосредственного определения результата сокращается с 45–60 секунд при ручной обработке до 2–3 секунд при использовании мобильного приложения.

Таким образом, предложенная методика не только сохраняет требуемую достоверность оценки, но и обеспечивает кратное ускорение процедуры подсчета результата. Это позволяет оптимизировать ход соревнований, минимизировать паузы, повысить общую динамику и технологичность стрелкового спорта и прикладной подготовки в целом.

Проведенная работа носила комплексный характер, нацеленный на создание не только теоретической модели оперативного определения результатов стрельбы из ручного стрелкового оружия, но и готового к практическому применению инструмента, призванного модернизировать процесс спортивного судейства в стрелковом спорте и прикладной подготовке сотрудников силовых ведомств.

Список литературы / References

1. Матвиенко С.В., Орлов А.С. Применение искусственного интеллекта для определения результатов стрельбы из боевого ручного стрелкового оружия // Актуальные проблемы физической и специальной подготовки силовых структур. 2025. № 4. С. 309-314. URL: <https://vifk.mil.ru/upload/site49/dM1PQXw2GP.pdf>
Matvienko S.V., Orlov A.S. The use of artificial intelligence to determine the results of firing from combat handguns. *Actual problems of physical and special training of law enforcement agencies*, 2025, (4), pp. 309-314. (in Russ.)



2. Joseph Redmon and others, "You only look once: Unified, real-time object detection". *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 779-788. URL: https://www.cv-foundation.org/openaccess/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf
3. Butt M., Glas N., Monsuur J., Stoop R., de Keijzer A. Application of YOLOv8 and Detectron2 for Bullet Hole Detection and Score Calculation from Shooting Cards. *AI 2024*, (5), pp. 72-90. URL: <https://doi.org/10.3390/ai5010005>
4. Anderson G. A Plea for Improved Scoring. The First Shot (CMP Online Magazine). URL: <http://www.odcmp.org/1207/default.asp?page=SCORING#top>
5. Dang F., Chen D., Lu Y., Li Z. YOLOWeeds: A Novel Benchmark of Yolo Object Detectors for Multi-Class Weed Detection in Cotton Production Systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, (205), 107655. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107655>
6. Корн Г.А., Корн Т.М. Справочник по математике для научных работников и инженеров : Определения, теоремы, формулы / под общ. ред. И.Г. Арамановича. Москва : Наука, 1974. 831 с. URL: <https://djvu.online/file/UZYUULZPXf9ID?ysclid=mrf6l55h92821574594>
Korn G.A. Korn T.M. Handbook of mathematics and science, Workman and engineer: definitions, theorems, forms aposematic. Edited I.G. Aramanovitch, Moscow, Nauka, 1974, 831 p. (in Russ.)
7. Stuart K. Card, Thomas P. Moran, Allen Newell. The Psychology of Human-Computer Interaction. *Hillsdale N.J.: Lawrence Erlbaum Associates*, 1983. ISBN: 0-89859-243-7. URL: <https://archive.org/details/psychologyofhuma00stua/page/n5/mode/2up>
8. Алексеенко В. П., Аверин С. Б., Дедов Д. С., Орлов А. С., Матвиенко С. В. Программа оперативного определения результатов стрельбы из боевого ручного стрелкового оружия на основе ИИ v.0.1. : свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2025618618 / правообладатели: Алексеенко В. П., Аверин С. Б., Дедов Д. С., Орлов А. С., Матвиенко С. В. – Заявка № 2025617152 ; заявл. 31.03.2025 ; зарегистр. 04.04.2025. URL: <https://fips.ru/EGD/42f0f6e9-0c75-4cd7-a282-303008e081fc>
Alekseenko V. P., Averin S. B., Dedov D. S., Orlov A. S., Matvienko S. V. Program for Operational Determination of Firing Results from Combat Small Arms Based on AI v.0.1. *Computer Program Registration Certificate RU 2025618618*. – Application No. 2025617152 ; filed March 31, 2025 ; registered April 04, 2025. (in Russ.)

Конфликт интересов / Conflict of interests

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors declare no relevant conflict of interests.

Информация об авторах / Information about the authors

Матвиенко Сергей Витальевич – кандидат технических наук, доцент, Отдел обеспечения профессиональной служебной и физической подготовки Центральной нормативно-технической лаборатории ФСИН России (125130, Российская Федерация, г. Москва, ул. Нарвская, д. 15А) / *Sergey Matvienko* – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Professional and Physical Training of the Central Regulatory and Technical Laboratory of the Federal Penitentiary Service of Russia (15A Narvskaya Street, Moscow, 125130, Russian Federation); s_matv@mail.ru; ORCID: 0000-0002-7739-8729

Тараканов Олег Викторович – кандидат технических наук, доцент, Кафедра КБ-2 «Информационно-аналитические системы кибербезопасности» «МИРЭА – Российский технологический университет» (107014, Российская Федерация, г. Москва, ул. Стромынка, д. 20); Научно-технический центр «Орион» (127018, Российская Федерация, г. Москва, ул. Образцова, д. 38, стр. 1) / *Oleg Tarakanov* – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of CS-2 «Information and Analytical Systems of Cybersecurity» MIREA –



Russian Technological University (20 Stromynka Street, Moscow, 107014, Russian Federation); Scientific and Technical Center «Orion» (38 Obraztsova Street, Building 1, Moscow, 127018, Russian Federation); *ole_g66@list.ru*; ORCID: 0000-0001-6095-4154

Орлов Алексей Станиславович – Кафедра «Интеллектуальные системы», Московского физико-технического института (национальный исследовательский университет) (141701, Российская Федерация, Московская область, г. Долгопрудный, Институтский переулок, д. 9) / *Alexey Orlov* – Department of Intelligent Systems, Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University) (9 Institutsky Lane, Dolgoprudny, Moscow Region, 141701, Russian Federation); *orlov.as@phystech.edu*

Вклад авторов / Contribution of the authors

Матвиенко С.В. (Matvienko S.V.) – разработка методологии, создание ПО, написание исходного текста. / Methodology, Software, Writing – original draft.

Тараканов О.В. (Tarakanov O.V.) – формальный анализ, рецензирование и редактирование текста. / Formal analysis, Writing – review & editing.

Орлов А.С. (Orlov A.S.) – реализация алгоритмов, визуализация, тестирование. / Implementation, Visualization, Testing.

Цитирование / Citation

Матвиенко С.В., Тараканов О.В., Орлов А.С. Методика автоматизированного определения результатов стрелковых упражнений на базе технологий компьютерного зрения // Российский журнал информационных технологий в спорте. 2026. Т. 3, № 3. e202611. <https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-3-e202611> EDN WOWNNH

Matvienko S.V., Tarakanov O.V., Orlov A.S. Methodology for automated determination of shooting exercise results based on computer vision technologies. *Russian Journal of Information Technology in Sports*, 2026, 3 (3), e202611. (in Russ.) <https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-3-e202611> EDN WOWNNH

Получена/Received: 15.06.2026

Одобрена/Accepted: 13.07.2026

Опубликована/Published: 16.07.2026

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 International
This work is licensed under Creative Commons Attribution 4.0 International

