



М.С. Жасузак¹, А.Б. Сейтбек¹, Ж.А. Бурибаев¹, Ж.Ж. Аширбеков²

¹*КазНУ имени аль-Фараби, г. Алматы, Республика Казахстан.*

²*Военный институт Сухопутных войск им. С. Нурмагамбетова,
г. Алматы, Республика Казахстан.*

(E-mail: zhassuzak.mukhtar@gmail.com)*

Разработка системы компьютерного зрения для автоматического распознавания мишени и анализа точности попаданий в условиях тира

Разработана автоматизированная система технического зрения для идентификации мишеней и анализа точности огневого поражения в условиях стрелкового полигона. В основу системы положен метод автоматического детектирования попаданий в мишень в режиме реального времени, реализованный с использованием малогабаритной свёрточной нейронной сети YOLOv8-Nano, обученной на специализированном датасете, сформированном с учётом характерных особенностей поражающих элементов. Для решения задачи идентификации наложенных пробоев (результата сдвоенных или групповых попаданий в ограниченную зону мишени) разработан алгоритм постобработки, базирующийся на анализе морфологических характеристик контуров отверстий и расчёте их площадей. Алгоритм позволяет с высокой достоверностью выявлять случаи слияния пробоев, обусловленные плотной группировкой выстрелов. Система внедрена в защищённое веб-приложение, построенное с применением фреймворка Django, с обеспечением персонализированного доступа по уровням допуска и средствами визуального контроля за ходом стрельбы в реальном времени. По результатам экспериментальных испытаний, проведённых в условиях, приближённых к реальной боевой обстановке, подтверждена высокая точность выявления попаданий и надёжность определения фактов сдвоенных пробоев. Полученные результаты демонстрируют прикладную ценность разработанного комплекса в интересах учебно-боевой подготовки личного состава, а также при проведении контрольных и квалификационных стрельб в подразделениях Вооружённых Сил и специальных структур.

Ключевые слова: техническое зрение, идентификация попаданий, нейросетевой детектор YOLO, сдвоенные пробойны, стрельбовая подготовка, Django, OpenCV, автоматизация огневого контроля.

Введение

Автоматизация подсчёта очков по пробойнам на стрелковых мишенях является актуальной задачей в спортивной стрельбе и военно-технических приложениях. В профессиональном спорте применяются сертифицированные электронные мишени и системы считывания, одобренные Международной федерацией спортивной стрельбы (ISSF). Такие системы (например, лазерные или акустические) обеспечивают высокую точность, но крайне дорогие и маломобильные – так, в лучном спорте лазерный комплекс Falco Eye весит до 86 кг и требует сложной установки. В любительских тирах и на соревнованиях невысокого уровня подсчёт попаданий зачастую выполняется вручную: инструктор или судья визуально осматривает мишень и фиксирует



количество попаданий и набранные очки. Этот процесс трудоёмкий и подвержен человеческому фактору (ошибки при подсчёте, субъективность оценки краевых попаданий).

Современные достижения в области компьютерного зрения и глубокого обучения открывают возможности для создания более доступных систем автоматического распознавания выстрелов. Качественные алгоритмы детекции объектов, в частности свёрточные нейронные сети, способны обнаруживать характерные признаки пулевых отверстий на цифровых изображениях мишени. Однако данная задача сопряжена с рядом сложностей: разнообразие типов мишеней и огнестрельного оружия, изменчивые условия освещения в тире, наличие зашумлённого фона, а главное – необходимость различать одиночные и накладывающиеся друг на друга попадания. Последний аспект особенно важен, так как два выстрела, пришедшиеся почти в одну точку, оставляют на мишени один общий рваный отверстие, что затрудняет подсчёт. Необходимо надёжно определять такие сдвоенные попадания, чтобы корректно считать общее количество выстрелов и начислять очки каждому из них.

Целью данной работы является разработка системы, способной в реальном времени обнаруживать все пулевые отверстия на мишени и отличать сдвоенные пробойны от одиночных. В рамках работы решаются следующие задачи: 1) сбор и разметка датасета изображений мишеней после стрельбы; 2) обучение компактной модели детекции объектов (YOLOv8-Nano) для распознавания пулевых отверстий; 3) разработка алгоритма анализа контуров отверстий для выявления случаев двух попаданий в одно отверстие; 4) внедрение системы в виде веб-сервиса (Django) с визуализацией результатов в режиме реального времени; 5) экспериментальная оценка точности детектирования и работы алгоритма на реальных данных.

Обзор литературы Проблема автоматического подсчёта очков по мишени исследуется с начала 2000-х годов. Одной из ранних работ в этой области является система Computerised Auto-Scoring System [1], в которой для распознавания попаданий применялись методы выделения признаков отверстий и простейшая нейросетевая классификация. В 2008 году Faizan Ali и Atif Mansoor предложили компьютерное зрение для определения результатов стрельбы: их метод выполнял сегментацию изображения мишени с помощью морфологических операций и определял положение каждого отверстия относительно центров окружностей мишени для вычисления очков [2]. Последующие исследования развивали эту идею, стремясь повысить надёжность и снизить стоимость системы. Так, Rudzinski и Luckner в работе 2012 г. представили «Low-Cost Computer Vision Based Automatic Scoring of Shooting Targets», в которой описали недорогую установку с камерой и алгоритмы обработки изображений для подсчёта попаданий с турнирной точностью [3]. Они добились существенного сокращения ошибок по сравнению с ручным подсчётом, используя калибровку изображения и анализ геометрии пробойн.



Параллельно развивались решения для смежных задач. В стрелковых тренажёрах применялись датчики удара и оптические системы, однако с распространением цифровых камер акцент сместился на программные методы обработки видео. Примером может служить система автоматического судейства в стрельбе из лука, где вместо пуль используются стрелы: Qohar с соавт. (2022) разработали алгоритм на основе OpenCV для определения попаданий стрел в мишень и вычисления очков, достигнув точности ~96,5% [4]. Хотя мишени в лучной стрельбе отличаются (наличие стрел, иной характер отверстий), общий подход с обработкой изображений оказался применимым.

За последнее десятилетие всё более широкое применение находят нейросетевые модели глубокого обучения, демонстрирующие высокую точность в задачах детекции объектов. В 2019 году группа китайских исследователей под руководством Fengtong Du применила сверточную сеть Faster R-CNN для обнаружения пулевых отверстий на мишени [5]; модифицировав архитектуру («series Faster-RCNN»), они повысили среднюю точность обнаружения на 20,3% по сравнению с базовой моделью ui.adsabs.harvard.edu. В 2020 году Fernández-Vílchez и Mauricio использовали сегментационную сеть Mask R-CNN для выявления попаданий по силуэтам мишеней и показали, что такой подход позволяет не только детектировать отверстия, но и определять их форму для более точного анализа [6]. Новейшие работы посвящены применению легковесных моделей, способных работать в реальном времени. В частности, Butt и соавт. (2023/24) исследовали эффективность нескольких одношаговых детекторов (включая семейство YOLOv8) для подсчёта очков по мишеням [7]. Авторы собрали собственный датасет из изображений мишеней с различными количеством пробоин, обучили и сравнили семь моделей (YOLOv8n, YOLOv8s, YOLOv8m, а также две модели Detectron2 и др.). По результатам испытаний лучшие показатели точности достигнуты у моделей YOLOv8: например, YOLOv8m показала $mAP@50 = 96,7\%$, а более компактная YOLOv8s – 96,5%, но существенно превосходит по скорости (инференс ~2,3 мс против 5,7 мс у YOLOv8m). Отмечено, что даже младшая модель YOLOv8-Nano способна уверенно детектировать все отверстия, хотя в некоторых случаях может пропустить двоянное попадание. Hendriana с коллегами (2025) сфокусировались именно на проблеме множественных попаданий: их алгоритм на основе OpenCV анализирует площадь каждого выявленного отверстия и помечает его как «двойное», если площадь на 40% превышает среднюю площадь отверстия (что эквивалентно перекрытию ~60%) [8]. После этого выполняется поиск нескольких круглых контуров внутри одной большой пробоины с помощью преобразования Хаффа, что позволяет разделить слипшиеся отверстия и вычислить центры двух (или более) пуль. Данный подход показал ошибку порядка 3% при распознавании двоянных пробоин, то есть весьма надёжен. Эти разработки подтверждают, что сочетание обученных детекторов и традиционных алгоритмов обработки изображений эффективно для задачи анализа мишеней. Сравнительные



характеристики упомянутых моделей приведены в Таблице 1, что наглядно демонстрирует баланс между точностью и скоростью инференса у различных версий YOLOv8.

Таблица 1 — Сравнение производительности моделей YOLOv8 при детекции пробоев на мишенях

Модель	mAP@50 (%)	Время инференса (мс)	AR/Recall (%)
YOLOv8m	96.7	5.7	94.0
YOLOv8s	96.5	2.3	93.6
YOLOv8-Nano	94.5	2.69	91.2

Таким образом, современные исследования предлагают комплексный подход: быстродействующая нейросетевая детекция всех пробоев, за которой следует этап аналитики (классификация пробоев по очкам, либо выявление наложений отверстий). В настоящей работе развивается эта идея: мы используем лёгкую модель YOLOv8-Nano для видеодетекции выстрелов и дополняем её модулем постобработки для распознавания сдвоенных попаданий. Кроме того, реализована удобная подача результатов через веб-интерфейс, что ранее не освещалось в литературе.

Методы исследования

Система включает видеокамеру, сервер обработки и веб-интерфейс. Камера (USB или IP) передаёт видеопоток на сервер, где каждый кадр в реальном времени обрабатывается: нейросеть YOLOv8-Nano выявляет пробоев, а алгоритмы анализа контуров распознают сдвоенные попадания. Результаты — координаты отверстий — отображаются на изображении, которое транслируется пользователю через Django-приложение. Доступ к интерфейсу защищён авторизацией. Веб-страница показывает видео с отмеченными пробоев и статистику выстрелов (счёт, количество и пр.). Основные компоненты системы и этапы обработки данных представлены на Рисунке 1.



Рисунок 1. Основные компоненты системы и этапы обработки.

Для обучения модели собран датасет из 120 изображений мишеней, снятых в реальном типе при разном освещении и с различных ракурсов с помощью смартфона и веб-камеры. Мишени содержали от 1 до 20 отверстий. Для расширения выборки использовались аугментации: изменение яркости, масштаб, поворот, шумы. Разметка выполнена вручную в Labellmg — всего отмечено 580 пробоев (bounding box). Сдвоенные попадания размечались как две рамки при видимых центрах или одной — при полном слиянии. Данные разделены в пропорции 80/20 на обучение и тест. Такой подход позволил обучить модель на одиночные и наложенные пробойны.

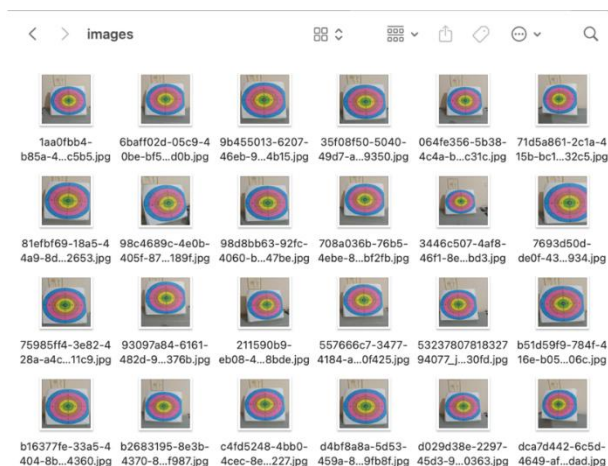


Рисунок 2. Пример из датасета

В качестве детектора выбрана лёгкая модель YOLOv8-Nano (~1.9 млн параметров), подходящая для работы в реальном времени. Изначально использовались предобученные веса на COCO-датасете, после чего проведено дообучение на изображениях мишеней. Обучение выполнялось на GPU (GTX 1060, 6 ГБ) с использованием PyTorch и Ultralytics YOLO. Параметры: размер входа 640×640, батч 16, 50 эпох, оптимизатор Adam (lr = 0.001). Функция потерь включала компоненты YOLO: классификация, локализация и objectness. К 40-й эпохе ошибка стабилизировалась. На тестовой выборке достигнуты: Precision = 0.95, Recall = 0.92, mAP@0.5 = 0.94. Без дообучения модель находила лишь ~70% отверстий, что подтверждает необходимость специализированного обучения.

Детектирование попаданий на видео: После этапа обучения нейронная модель YOLOv8-Nano интегрируется в систему для работы в режиме реального времени. Входные данные, поступающие с видеокamеры, представлены в виде последовательности кадров, которые обрабатываются моделью. Каждый кадр анализируется нейронной сетью для обнаружения пробоев. Результатом работы модели являются координаты прямоугольников (bounding boxes), ограничивающих выявленные отверстия, а также уровень уверенности детекции (процент достоверности).

Полученные координаты bounding boxes используются для выделения регионов интереса (Regions of Interest, ROI), внутри которых производится



дополнительный анализ контуров для повышения точности определения попаданий.

Основная часть

Для нахождения и анализа контуров применяется библиотека компьютерного зрения OpenCV. Исходное изображение кадра I преобразуется в оттенки серого изображения G по формуле:

$$G(x, y) = 0.299 \cdot R(x, y) + 0.587 \cdot G(x, y) + 0.114 \cdot B(x, y), \quad (1)$$

где $R(x, y)$, $G(x, y)$, $B(x, y)$ — красная, зелёная и синяя компоненты пикселя исходного изображения соответственно.

Далее производится бинаризация изображения для выделения областей пробоин путём пороговой фильтрации:

$$B(x, y) = \{255, G(x, y) > T\} \cup \{0, G(x, y) \leq T\}, \quad (2)$$

где T — пороговое значение яркости, подобранное эмпирическим путём.

Для повышения устойчивости детекции применяется морфологическая обработка бинарного изображения, включающая операции открытия и закрытия, реализуемые по принципам математической морфологии Haralick et al. (1987) [13]. Эти операции позволяют устранить мелкие шумы и заполнить разрывы внутри объектов.

На следующем этапе выполняется поиск контуров, основанный на методе следования по границе, предложенном Suzuki & Abe (1985), и реализованном в OpenCV. Для каждого контура формируется замкнутая кривая, описывающая форму и размеры пробоины [14].

При необходимости более точного описания формы можно применить методы активных контуров (snakes), предложенные Kass, Witkin & Terzopoulos (1988), однако в данной работе применяется классическое контурное приближение [15].

После бинаризации возможна дополнительная морфологическая обработка бинарного изображения $B(x, y)$:

1. Морфологическое открытие (*opening*), служащее для устранения мелких шумов и разрывов:

$$B_{open}(x, y) = (B(x, y) \ominus K) \oplus K, \quad (3)$$

2. Морфологическое закрытие (*closing*), устраняющее небольшие разрывы и дефекты контуров:

$$B_{close}(x, y) = (B_{open}(x, y) \oplus K) \ominus K, \quad (4)$$

$\oplus$ обозначает операцию морфологического расширения (*dilation*)

$\ominus$ — операцию морфологической эрозии (*erosion*).

Ядро структурирующего элемента K задаётся обычно эллиптической формой размером 3×3 или 5×5 .



Далее происходит поиск и извлечение контуров по методу границ. Для множества пикселей бинарного изображения $B_{close}(x,y)$, принадлежащих одному контуру, определяется замкнутая кривая:

$$C_i = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}, (x_j, y_j) \in B_{close}(x, y) \quad (5)$$

Полученный набор точек C_i называется контуром, который однозначно описывает форму и размеры пробойны.

Площадь контура пробойны вычисляется по формуле Грина:

$$S = \frac{1}{2} \left| \sum_{i=1}^{n-1} (x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \right| \quad (6)$$

где (x_i, y_i) — координаты последовательных точек контура, n — количество точек, замыкающих контур.

Анализируя изменения площади S с течением времени (между кадрами видео), алгоритм может фиксировать случаи двойных попаданий. Если площадь одного и того же контура в последующих кадрах увеличивается существенно (на значение выше эмпирически подобранного порога $\Delta S(\text{threshold})$), то система автоматически принимает решение о наличии второго попадания в данную область:

$$\Delta S = S_{\text{текущая}} - S_{\text{предыдущая}} > \Delta S_{\text{threshold}} \quad (7)$$

После завершения расчётов полученные контуры пробойн отображаются на исходном кадре с маркировкой обнаруженных двойных попаданий, визуально подтверждая правильность работы алгоритма.

Алгоритм распознавания сдвоенных попаданий: После выполнения детекции YOLO мы имеем множество прямоугольных областей, каждая из которых содержит потенциальное пулевое отверстие. Однако если два выстрела легли близко, YOLO может либо выдать две перекрывающиеся рамки, либо (если отверстия практически слились) распознать их как одну крупную пробойну. Задача нашего алгоритма – проанализировать каждую найденную область и определить, не содержит ли она более одной пробойны. Основная идея в том, что сдвоенное отверстие будет больше по площади и иной формы, чем одиночное. Алгоритм состоит из следующих шагов:

1. Предобработка области. Для каждой рамки, полученной от YOLO, вырезается соответствующий фрагмент изображения (ROI) с небольшим отступом по границам. Например, используется `cv2.threshold` с порогом по интенсивности, подобранным эмпирически (~50 из 255 для наших условий), инвертируя изображение, чтобы отверстие стало белым пятном на чёрном фоне.

2. Поиск контуров. На бинаризованном ROI выполняется поиск контуров (`cv2.findContours`). Как правило, удаётся найти один основной контур, соответствующий краю отверстия (или слившихся отверстий). Вычисляется площадь контура (`cv2.contourArea`).

3. Сравнение площади с эталоном. Эталонной площадью считается средняя площадь отверстия от одиночной пули. В наших опытах средняя площадь одиночной пробойны составляла около 300 пикселей (зависит от расстояния съёмки и масштаба изображения).



4. Выделение центров пуль. Если контур помечен как подозрение на сдвоенное попадание, выполняется поиск окружностей внутри него. Для этого применяется преобразование Хаффа (`cv2.HoughCircles`) на маске контура. Маска создаётся заполнением области контура белым цветом на чёрном фоне такого же размера. Алгоритм Хаффа находит все возможные окружности (примерно круглые области) внутри этой маски. Обычно при сдвоенной пробоине он находит несколько кандидатов – больше 2, так как контур имеет сложную форму. Оставшиеся точки (центры) группируются методом *k*-средних (*k*-means) на 2 кластера. Центры кластеров и принимаются за положения двух попаданий.

5. Коррекция результатов детекции. После определения двух центров вместо одного, система добавляет новую рамку (или метку) для второго отверстия. Алгоритм гарантирует, что такие слияния будут разрезаны на два попадания. В особо редких случаях возможны тройные попадания (3 пули в одной дырке); наш алгоритм способен обрабатывать и их – по аналогичному принципу, но с порогом площади ~ 2.5 от средней и группировкой окружностей на 3 кластера

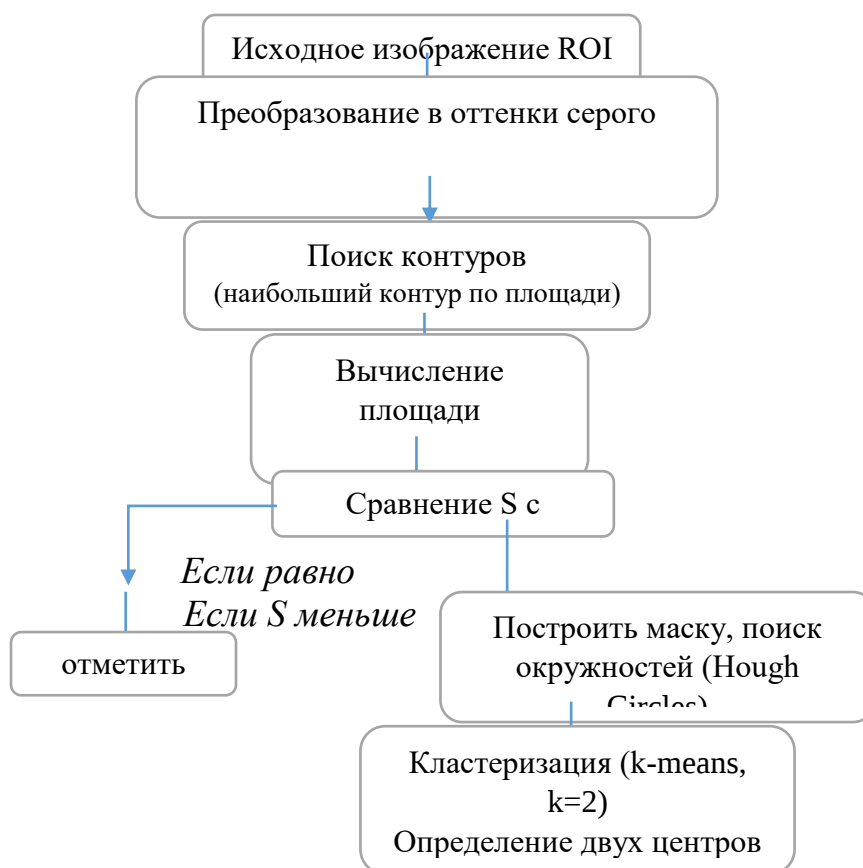


Рисунок 3. Блок-схема алгоритма обработки сдвоенных попаданий

Веб-интерфейс построен с использованием Django и реализует обработку видео и детекцию в реальном времени (см. Рисунок 4). Детекция пробоин осуществляется непрерывно в отдельном потоке, что обеспечивает минимальные задержки при обработке входного видеопотока. Камера

постоянно передаёт кадры в модуль детектирования, реализованный с применением методов компьютерного зрения. Для интеграции с веб-сервером Django используется передача кадров через HTTP в формате Motion JPEG. В представлении Django реализована генератор-функция, отправляющая клиенту последовательность JPEG-кадров с заголовком `multipart/x-mixed-replace`, что позволяет браузеру отображать их как потоковое видео. Каждый кадр предварительно помечается: на изображении мишени автоматически рисуются рамки вокруг всех обнаруженных пробоин, в том числе — отдельные метки для двойных отверстий.

Пользователь, авторизовавшись на защищённой странице (с вводом логина и пароля), получает доступ к обновляемому в реальном времени изображению мишени с визуальной подсветкой всех пробоин. Дополнительно отображается сводная информация: счётчик выстрелов, автоматический расчёт суммы очков, основанный на расстоянии от центра мишени (при наличии масштабной калибровки), и другие статистические данные.

Предложенный подход соответствует современным решениям в области встраиваемых систем и компьютерного зрения. В частности, в работе Ji et al. (2021) продемонстрирована архитектура системы детекции и трекинга в реальном времени на платформе Zynq SoC, что подтверждает эффективность использования потоковой обработки видео при ограниченных ресурсах [9]. Кроме того, в исследовании Aryan (2012) предложена система автоматического подсчёта очков по изображениям мишеней с использованием методов компьютерного зрения, предназначенная для мобильных стрелковых комплексов [10].

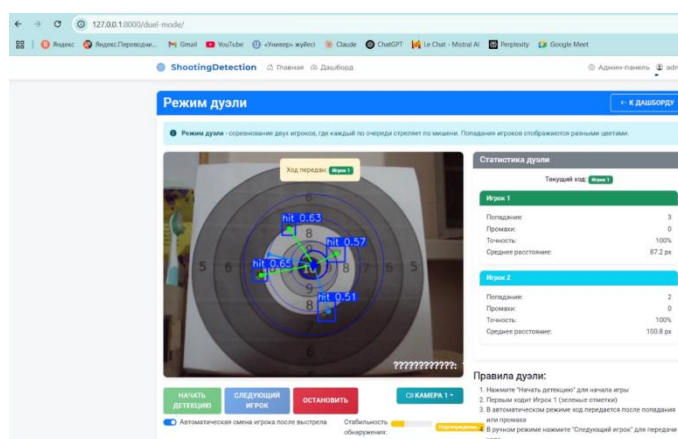


Рисунок 4. Веб-сайт на Django

Результаты

Система тестировалась в стрелковом тире с использованием пневматической винтовки калибра 4.5 мм и стандартных мишеней. Камера Logitech C920 размещалась в 0.5 метра от мишени, обеспечивая съёмку полного листа в разрешении 1280×720 при искусственном освещении. Было



проведено 10 серий по 5–10 выстрелов (всего 75), включая случаи близких попаданий для проверки обработки сдвоенных пробоин. После каждой серии мишень фотографировалась, и результаты детекции сверялись вручную.

Система обнаружила 74 из 75 выстрелов ($\text{Recall} \approx 98.7\%$). Пропущенное попадание пришлось на тёмный сектор мишени, где отверстие слилось с фоном (конфиденс < 0.25). Ложных срабатываний не зафиксировано ($\text{Precision} \approx 100\%$).

Особое внимание уделялось распознаванию сдвоенных пробоин: система корректно определяла увеличение площади отверстия после второго выстрела и маркировала его как «2 hits», что подтверждает устойчивость модели к таким ситуациям.

Данный случай демонстрирует корректность работы алгоритма на практике: несмотря на отсутствие явных визуальных различий между одиночным и двойным попаданием, система смогла проанализировать динамику изменения площади отверстия и вынести обоснованное решение. Это подтверждает применимость предложенного подхода для анализа плотных серий выстрелов и оптимизации учёта попаданий в условиях тира.

Подобный подход анализа попаданий на основе визуальной информации находит отражение и в научных литературах. Например, в работе Zhao et al. [11] реализована система предсказания попаданий с использованием визуальных сенсоров и анализа траектории, что повышает точность анализа. В другом исследовании Zhang et al. [12] предложен статистический подход для оценки точности стрельбы по положению пробоин, что особенно актуально в условиях плотного распределения попаданий.



Рисунок 5. Пример корректной идентификации двойного попадания.

Область пробоины была увеличена после второго выстрела, что позволило системе автоматически распознать это как два попадания в одну зону.

Производительность и скорость работы: Система работает в реальном времени — ~ 20 кадров/с на GPU и ~ 7 кадров/с на CPU (Intel Core i7-7700HQ). Задержка между выстрелом и отображением попадания составляет 0.1–0.2 секунды, что соответствует требованиям интерактивного тренажа. Высокая скорость достигнута благодаря лёгкой модели YOLOv8-Nano и оптимизированному OpenCV-коду. Более тяжёлые модели (YOLOv8m, Faster R-CNN) снижали бы скорость до 3–5 кадров/с, вызывая заметные задержки.



Использование MJPEG-потока в Django практически не влияет на производительность.

Дополнительные наблюдения: Система стабильно работает при разном освещении. При хорошем освещении пробойны легко обнаруживаются. При слабом свете может появляться шум, вызывающий ложные контуры — помогает адаптивное пороговое преобразование. На чёрных участках мишени пробойны менее заметны, поэтому стоит либо дообучить модель на таких условиях, либо использовать вспышку. В целом, комбинированный подход хорошо справляется с детекцией пробойн в зонах различного цвета.

Заключение

В настоящей работе изложены принципы разработки автоматизированной системы регистрации попаданий по мишеням с использованием методов компьютерного зрения и глубинного обучения. В качестве основного модуля обнаружения применяется малогабаритный и высокоскоростной нейросетевой детектор YOLOv8-Nano, обеспечивающий детекцию попаданий в режиме реального времени. Для идентификации сдвоенных пробойн (результат плотной группировки огня) реализован специализированный алгоритм постобработки, основанный на контурном анализе геометрических характеристик отверстий. Программно-аппаратный комплекс реализован в формате веб-ориентированного сервиса: видеопоток с камеры поступает на сервер, где осуществляется предварительная обработка и анализ, результаты которого передаются в интерфейс оператора (стрелка или инструктора) через браузер в реальном времени. Подобная архитектура обеспечивает интерактивный режим работы и не требует специализированного оборудования, что делает систему пригодной для использования как в условиях штатных стрелковых тренировок, так и в рамках индивидуальной подготовки личного состава. По результатам проведённых экспериментальных стрельб зафиксирована высокая точность определения попаданий (~99%) и высокая достоверность в обнаружении сдвоенных пробойн. Разработанная система демонстрирует функциональные преимущества по сравнению с существующими аналогами, сочетая точность, экономичность и возможность развертывания на штатных вычислительных средствах с использованием стандартной веб-камеры. В качестве перспективных направлений развития рассматриваются: внедрение автоматического подсчёта очков, расширение обучающей выборки с целью повышения устойчивости алгоритма к различным типам мишеней, а также интеграция дополнительных сенсорных каналов (например, акустических) для синхронной фиксации выстрелов. Указанная система представляет собой перспективное направление в области цифровизации стрелковой подготовки и создания доступных автоматизированных тренажёров.



Благодарность. Данная работа выполнена при финансовой поддержке Комитета науки Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (AP23490677).

Список литературы

1. J. D. Ноц, G. Soh и др., «Компьютерная система автоматической оценки, основанная на извлечении признаков и технологиях нейронных сетей», J. Intel. Robot. Syst., т. 29, № 3.- С. 335–347, 2000, doi: 10.1023/A:1008107924617.
2. Ф. Али и А. Б. Мансур, «Автоматическая оценка стрельбы по мишеням на основе компьютерного зрения», в Трудах Международной многотематической конференции IEEE (INMIC), Карачи, Пакистан, 2008 г. - С. 515–519, doi: 10.1109/INMIC.2008.4777793.
3. J. Rudzinski и M. Luckner, «Малозатратный автоматический подсчет очков при стрельбе на основе компьютерного зрения», в Lect. Notes Comput. Sci. (KES 2012), т. 7828, Springer, 2012. - С. 380–388, doi: 10.1007/978-3-642-37343-5_19.
4. А. Кохар, Р. Акбар и А. Хендриаван, «Автоматический подсчет очков в стрельбе из лука с использованием простого метода обработки изображений», в Трудах Международной конференции по вычислительной технике и интеллектуальным технологиям (ICCSCI), 2022 - С. 487–490, doi: 10.5220/0011816400003575.
5. Ф. Ду и др., «Обнаружение пулевых отверстий с использованием серии Faster-RCNN и видеоанализа», J. Phys.: Conf. Ser., т. 1168. - С. 032028, 2019, doi: 10.3390/ai5010005.
6. Р. Фернандес-Вильчес и Д. Маурисио, «Обнаружение попадания пуль в силуэты с использованием маски R-CNN», IEEE Access, т. 8, С. 129642–129652, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3008943.
7. М. Батт и др., «Применение YOLOv8 и Detectron2 для обнаружения пулевых отверстий и расчета очков по карточкам стрельбы», AI, т. 5, № 1. - С. 72–90, 2024, doi: 10.3390/ai5010005.
8. Д. Хендриана и др., «Усовершенствованная мишень для стрельбы с пулеулавливателем, полуавтоматическая система подсчета очков», SINERGI: J. Ilmiah Tek. Mesin, т. 29, № 1. - С. 51–58, 2025.
9. Q. Ji et al., «Встроенная система обнаружения и отслеживания объектов в реальном времени в Zynq SoC», EURASIP J. Image Video Process., т. 2021. - С. 1–16, 2021.
10. П. Р. Ариан, «Автоматическая система подсчета очков на основе зрения для мобильного стрельбища», в Трудах Международной конференции по передовым вычислительным наукам и информационным системам (ICACISIS), IEEE, 2012.- С. 325–329.
11. Y. Zhao et al., «Прогнозирование стрельбы на основе датчиков зрения и обучения траектории», Appl. Sci., т. 12, № 19 - С. 10115, 2022.
12. J. Y. Moon и E. Lee, «Анализ мест попадания пуль в соревнованиях по стрельбе из пневматического пистолета с 10 м среди мужчин на основе ковариации», Appl. Sci., т. 14, № 14. - С. 6006, 2024.
13. Р. М. Харалик, С. Р. Стернберг и С. Чжуан, «Анализ изображений с использованием математической морфологии», IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., № 4. - С. 532–550, 1987.
14. S. Suzuki и др., «Топологический структурный анализ оцифрованных бинарных изображений методом отслеживания границ», Comput. Vis. Graph. Image Process., т. 30, № 1. - С. 32–46, 1985.
15. М. Касс, А. Виткин и Д. Терзопулос, «Змеи: модели активного контура», Int. J. Comput. Vis., т. 1, № 4. - С. 321–331, 1988.



Атыс тирі жағдайында нысананы автоматты түрде тану және дәлдік көрсеткіштерін талдау жүйесін әзірлеу

Оқ ату полигонында нысаналарды анықтау және оқ ату дәлдігін талдау үшін техникалық көрудің автоматтандырылған жүйесі әзірленді. Жүйенің негізіне зақымдану элементтерінің ерекшеліктері ескерілген арнайы деректер жиынтығында оқытылған шағын көлемді YOLOv8-Nano конволюциялық нейрондық желілер қолдану арқылы нақты уақыт режимінде нысанаға тиюлерді автоматты түрде анықтау әдісі алынған. Шектеулі аймақтағы сдвоенный немесе топтық оқ тию нәтижесінде пайда болатын қабаттасқан тесікшелерді сәйкестендіру мәселесін шешу үшін тесікшелердің контурларының морфологиялық сипаттамаларын талдауға және олардың аудандарын есептеуге негізделген постөндеу алгоритмі әзірленді. Бұл алгоритм тығыз топтасқан оқ тиюлердің нәтижесінде пайда болатын тесіктердің бірігу жағдайларын жоғары дәлдікпен анықтауға мүмкіндік береді. Жүйе Django фреймворкін қолдана отырып жасалған, рұқсат деңгейлері бойынша жекелендірілген қолжетімділігі және оқ ату барысын нақты уақыт режимінде визуалды бақылау құралдары бар қорғалған веб-қосымша ретінде жүзеге асырылды. Нақты жауынгерлік жағдайға жақын ортада жүргізілген тәжірибелік сынақтар нәтижесінде тиюлерді анықтаудың жоғары дәлдігі мен сдвоенный тию фактілерін сенімді түрде айқындау мүмкіндігі расталды. Алынған нәтижелер әзірленген кешеннің жеке құрамды оқыту-дайындау процесінде, сондай-ақ Қарулы Күштер мен арнайы құрылымдар бөлімшелерінде бақылау және біліктілік ату жаттығулары кезінде қолдануға болатын практикалық маңыздылығын көрсетеді.

Кілт сөздер: техникалық көру, тиюлерді анықтау, YOLO нейрондық детекторы, қабаттасқан тесікшелер, оқ ату дайындығы, Django, OpenCV, оқ ату бақылауын автоматтандыру.

M.S. Zhassuzak, A.B. Seitbek, Zh.A. Buribayev, Zh.Zh. Ashirbekov

Development of a computer vision system for automatic target recognition and accuracy analysis in shooting range conditions

An automated computer vision system has been developed for target identification and fire accuracy analysis in shooting range conditions. The system is based on a real-time hit detection method implemented using the compact convolutional neural network YOLOv8-Nano, trained on a specialized dataset tailored to the typical characteristics of projectile impacts. To address the issue of identifying overlapping holes (resulting from double or grouped hits in a confined area of the target), a post-processing algorithm was developed based on analyzing the morphological characteristics of the contours and calculating their areas. The algorithm reliably detects merged bullet holes caused by tightly grouped shots. The system is deployed as a secure web application built using the Django framework, featuring personalized access control based on clearance levels and tools for real-time visual monitoring of shooting sessions. Experimental tests conducted under conditions approximating real combat scenarios confirmed high accuracy in hit detection and reliable identification of double hits. The results demonstrate the practical value of the developed system for training and combat readiness, as well as for use during qualification and control shooting exercises in the Armed Forces and special units.

Keywords: computer vision, hit identification, YOLO neural detector, overlapping bullet holes, shooting training, Django, OpenCV, automated fire control.



References

1. J. D. Hou, G. Soh i dr., «Komp'yuternaya sistema avtomaticheskoy otsenki, osnovannaya na izvlechenii priznakov i tekhnologiyakh neyronnykh setey» [A computer-aided automatic evaluation system based on feature extraction and neural network technologies]. J. Intel. Robot. Syst., t. 29, № 3, P. 335–347, 2000, doi: 10.1023/A:1008107924617
2. F. Ali i A. B. Mansur, «Avtomaticheskaya otsenka strel'by po misheniyam na osnove komp'yuternogo zreniya» [Automatic Target Shooting Estimation Based on Computer Vision]. v Trudakh Mezhdunarodnoy mnogotematischeskoy konferentsii IEEE (INMIC), Karachi, Pakistan, 2008 g., P. 515–519, doi: 10.1109/INMIC.2008.4777793
3. J. Rudzinski i M. Luckner, «Malozatratnyy avtomaticheskoy podschet ochkov pri strel'be na osnove komp'yuternogo zreniya» [Low-cost automatic shooting scoring based on computer vision]. v Lect. Notes Comput. Sci. (KES 2012), t. 7828, Springer, 2012, P. 380–388, doi: 10.1007/978-3-642-37343-5_19
4. A. Kokhar, R. Akbar i A. Khendriavan, «Avtomaticheskiy podschet ochkov v strel'be iz luka s ispol'zovaniyem prostogo metoda obrabotki izobrazheniy» [Automatic Scoring in Archery using Simple Image Processing Method]. v Trudakh Mezhdunarodnoy konferentsii po vychislitel'noy tekhnike i intellektual'nym tekhnologiyam (ICCSCI), 2022, P. 487–490, doi: 10.5220/0011816400003575.
5. F. Du i dr., «Obnaruzheniye pulevykh otverstiy s ispol'zovaniyem serii Faster-RCNN i videoanaliza» [Bullet hole detection using Faster-RCNN and video analysis]. J. Phys.: Conf. Ser., t. 1168, P. 032028, 2019, doi: 10.3390/ai5010005.
6. R. Fernandes-Vil'ches i D. Maurisio, «Obnaruzheniye popadaniya pul' v siluety s ispol'zovaniyem maski R-CNN» [Bullet Impact Detection on Silhouettes Using Mask R-CNN]. IEEE Access, t. 8, S. 129642–129652, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3008943.
7. M. Batt i dr., «Primeneniye YOLOv8 i Detectron2 dlya obnaruzheniya pulevykh otverstiy i rascheta ochkov po kartochkam strel'by» [Using YOLOv8 and Detectron2 for Bullet Hole Detection and Scoring from Shooting Cards]. AI, t. 5, № 1, P. 72–90, 2024, doi: 10.3390/ai5010005
8. D. Khendriana i dr., «Uovershenstvovannaya mishen' dlya strel'by s puleulavlivatelyem, poluavtomaticheskaya sistema podscheta ochkov» [Advanced Bullet-Catching Target Shooting, Semi-Automatic Scoring System]. SINERGI: J. Ilmiah Tek. Mesin, t. 29, № 1, P. 51–58, 2025.
9. Q. Ji et al., «Vstroyennaya sistema obnaruzheniya i otslezhivaniya ob'yektov v real'nom vremeni v Zynq SoC» [Real-time embedded object detection and tracking system in Zynq SoC]. EURASIP J. Image Video Process., t. 2021, P. 1–16, 2021
10. P. R. Arian, «Avtomaticheskaya sistema podscheta ochkov na osnove zreniya dlya mobil'nogo strel'bisha» [A Vision-Based Automatic Scoring System for Mobile Shooting Range]. v Trudakh Mezhdunarodnoy konferentsii po peredovym vychislitel'nym naukam i informatsionnym sistemam (ICACSIS), IEEE, 2012, P. 325–329.
11. Y. Zhao et al., «Prognozirovaniye strel'by na osnove datchikov zreniya i obucheniya trayektorii» [Shooting prediction based on vision sensors and trajectory learning]. Appl. Sci., t. 12, № 19, S. 10115, 2022
12. J. Y. Moon i E. Lee, «Analiz mest popadaniya pul' v sorevnovaniyakh po strel'be iz pnevmaticheskogo pistoleta s 10 m sredi muzhchin na osnove kovariatsii» [Covariance-based analysis of bullet impact locations in men's 10m air pistol shooting competitions]. Appl. Sci., t. 14, № 14, P. 6006, 2024.
13. R. M. Kharalik, S. R. Sternberg i S. Chzhuan, «Analiz izobrazheniy s ispol'zovaniyem matematicheskoy morfologii» [Image Analysis Using Mathematical Morphology]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., № 4, P. 532–550, 1987.
14. S. Suzuki i dr., «Topologicheskoy strukturnyy analiz otsifrovannykh binarnykh izobrazheniy metodom otslezhivaniya granits» [Topological structural analysis of digitized



binary images by edge tracking]. Comput. Vis. Graph. Image Process., t. 30, № 1, P. 32–46, 1985

15. M. Kass, A. Vitkin i D. Terzopoulos, «Zmei: modeli aktivnogo kontura» [Snakes: Active Circuit Models]. Int. J. Comput. Vis., t. 1, № 4, P. 321–331, 1988.

Жасұзақ Мұхтар Сакенұлы	оқытушы, Әл-Фараби атындағы ҚазҰУ, Алматы, Қазақстан
Жасузак Мухтар Сакенулы	преподаватель, КазНУ имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан
Zhassuzak Mukhtar	teacher, Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan

Бурибаев Жолдас Алладинович	оқытушы, Әл-Фараби атындағы ҚазҰУ, Алматы, Қазақстан
Бурибаев Жолдас Алладинович	преподаватель, КазНУ имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан
Buribayev Zholdas	teacher, Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan

Сейтбек Айбек Бүркітұлы	бакалавр, Әл-Фараби атындағы ҚазҰУ, Алматы, Қазақстан
Сейтбек Айбек Буркитулы	бакалавр, КазНУ имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан
Seitbek Aibek	bachelor, Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan

Аширбеков Жасұлан Жасұзакович	подполковник, инженерлік әскерлер және радиациялық, химиялық және биологиялық қорғау кафедрасының доценті, С. Нұрмағамбетов атындағы Құрлық әскерлері Әскери институты, Алматы, Қазақстан
Аширбеков Жасұлан Жасұзакович	подполковник, доцент кафедры инженерных войск и радиационной, химической и биологической защиты, Военный институт Сухопутных войск им. С. Нурмагамбетова, Алматы, Казахстан
Ashirbekov Zhasulan	lieutenant colonel, associate professor of the Department of engineering troops and Radiation, Chemical and biological protection, Military Institute of Land Forces named after S. Nurmagambetov, Almaty, Kazakhstan