



УДК 004.8
doi: 10.25724/VAMVD.A234

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ В СУДЕБНОЙ ЭКСПЕРТИЗЕ

Андрей Васильевич Кокин

Московский университет МВД России им. В. Я. Кикотя, Москва, Россия,
avksudbal@mail.ru

Аннотация. Процессы цифровизации неотвратимо влияют на развитие криминалистики, судебной экспертизы и судебно-экспертной деятельности. Представляется, что в указанных сферах большой потенциал будут иметь специальные экспертные системы, базирующиеся на искусственном интеллекте. Для их функционирования требуются надежные методы машинного обучения и нейронные сети. В статье обсуждается опыт применения полносвязной и сиамской нейронных сетей в качестве моделей машинного обучения при решении задач оценки схожести цифровых изображений следов оружия на пулях и гильзах. Рассматриваются корреляционные методы (конгруэнтных совпадающих ячеек, корреляционных ячеек, конгруэнтно совпадающих сегментов профилей), позволяющие построить пространство сравниваемых признаков следов и определить зависимость признаков друг от друга. Проводится анализ результатов использования методов «случайный лес» и k-ближайших соседей, которые были задействованы для машинного обучения сравнению цифровых изображений следов оружия на пулях и гильзах. Приведены результаты исследований по подготовке тренировочных данных посредством искусственного формирования клоновых изображений с разной ориентацией и искаженными частными признаками следов.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, корреляционный метод, тренировочные данные, криминалистика, судебная экспертиза, идентификация

Для цитирования: Кокин А. В. Машинное обучение в судебной экспертизе // Судебная экспертиза. 2024. № 1 (77). С. 58–72. doi: 10.25724/VAMVD.A234

MACHINE LEARNING IN FORENSIC SCIENCE

Andrey Vasilievich Kokin

Kikot Moscow University of the Ministry of Internal Affairs of Russia,
Moscow, Russia, avksudbal@mail.ru

Abstract. The processes of digitalization inevitably affect the trends in the development of criminalistics, forensic examination and forensic science activity. It seems that special expert systems based on artificial intelligence will have great potential in these areas. Their functioning requires reliable machine learning methods and using

© Кокин А. В., 2024



neural networks. The article discusses fully connected and Siamese neural networks that have been used as machine learning models in solving problems of assessing the similarity of digital images of firearm marks on bullets and cartridge cases. Correlation methods (congruent matching cells, correlation cells, congruently matching profile segments) are discussed. These methods make it possible to construct a space of compared marks features and determine the dependence of features on each other. The "random forest" and k-nearest neighbors methods were used for machine learning to compare digital images of firearm marks on bullets and cartridges cases, and the author analyzes the results of their application. The results of studies on the preparation of training data by means of artificial formation of clone images with different orientations and with distorted partial signs of traces are presented.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, neural networks, correlation method, training data, criminalistics, forensic examination

For citation: Kokin A. V. Machine learning in forensic science. Forensic Examination, 58–72, 2024. (In Russ.). doi: 10.25724/VAMVD.A234

Введение. В мировой политической и экономической сфере усиливаются деструктивные тенденции. Безусловно, все происходящее замедляет интенсивность четвертой индустриальной революции, но не может предотвратить этот закономерный этап развития человеческой цивилизации. В различных сферах деятельности человека продолжается переход на процессы, управляемые интеллектуальными системами, что, в свою очередь, обуславливает трансформацию основ техники и технологий, качественные сдвиги в организации труда и производства. Естественно, судебная экспертиза не может оставаться в стороне от предстоящих преобразований, и вектор развития будет задаваться не только новыми цифровыми и промышленными технологиями, возможностью их заимствования либо приспособления к решению экспертных задач, но главным образом будет определяться разработкой специальных экспертных систем на базе искусственного интеллекта (далее – ИИ).

Современные автоматизированные идентификационные комплексы, применяемые в дактилоскопии и баллистике, лишь прототипы будущих экспертных систем. Возможности действующих комплексов ограничены, поскольку по факту они только автоматизируют действия человека и не способны принимать окончательные решения о тождестве, а также выполнять иную свойственную человеческому интеллекту работу. Для перехода на полностью автоматические экспертные системы, функционирующие без участия человека и способные принять самостоятельное решение, необходимы надежные алгоритмы машинного обучения (далее – МО).

Машинное обучение и нейронные сети. Машинное обучение считается одной из форм ИИ и представляет собой использование математических моделей данных, обеспечивающих обучение компьютера без непосредственных инструкций. Характерной чертой МО является не прямое решение задачи, а обучение за счет применения решений множества сходных задач.

Нейронные сети (далее – нейросети) – подход к построению ИИ, который отстраивается по аналогии с работой человеческого мозга в процессе его обучения. Отдельный нейрон представляет собой структурно-функциональную еди-



ницу для обработки информации и выступает математическим описанием модели нейрона головного мозга человека. Из взаимосвязанных нейронов формируется сеть, т. е. адаптивная система с множеством параметров, определяющих передачу сигналов между отдельными ее элементами. В процессе обучения параметры данной модели меняются для минимизации ошибок, и таким образом она постоянно совершенствуется. По этой причине нейросети удобно использовать в качестве моделей для МО.

В настоящее время разработано большое число различных видов нейросетей, которые апробируются в криминалистике и некоторых видах судебных экспертиз: в баллистике [1], дактилоскопии [2], исследовании ДНК [3], почерковедении [4], трасологии [5] и др.

Одним из видов нейросетей являются полносвязные нейронные сети (далее – ПНС), которые хорошо зарекомендовали себя в решении задач многогрупповой классификации (рис. 1). Данные сети способны определить класс, к которому относится изображение сравниваемого объекта. При этом классом можно считать след, например, на гильзе какой-либо детали конкретного экземпляра оружия. На начальном этапе нейросеть обучается выделению признаков, характерных для каждого класса объектов. Принцип обучения нейросетей достаточно прост: при получении сигнала об ошибке он распространяется обратно, и происходит необходимая коррекция весовых коэффициентов (параметров, преобразующих входные данные в скрытых слоях сети), связывающих нейроны в соседних слоях. В ходе обучения весовые коэффициенты формируются таким образом, чтобы при поступлении на вход тестового изображения на выходном нейроне, соответствующем классу этого изображения, получался сигнал, максимально близкий к единице [6].

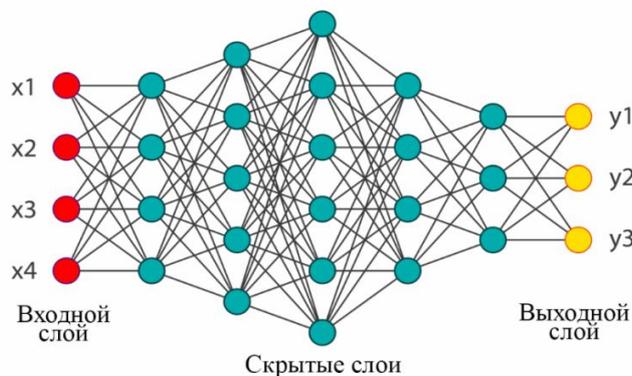


Рис. 1. Построение ПНС:
x – входы нейросети; y – выходы нейросети

Другой разновидностью нейросети является сиамская нейросеть (далее – СНС), состоящая из двух идентичных нейронных подсетей с одинаковыми наборами весовых коэффициентов. Данная сеть способна сравнивать вектора признаков двух объектов для выделения их семантического сходства либо различия. В общем случае СНС включает две подсети, чьи выходы подаются на вход другого модуля, который генерирует конечный выход.



Результаты апробации ПНС и СНС в исследованиях цифровых изображений различных следов показывают, что каждая из этих сетей имеет свои особенности. Дело в том, что на начальном этапе любые нейросети обучаются определять важные признаки для каждого класса посредством анализа объектов обучающей выборки, а затем проводят классификацию (бинарную или многогрупповую). При этом ПНС используется во всех типах нейросетей в качестве классификатора, принимающего решение по прогнозированию. В принципе ПНС можно самостоятельно применять для решения задач по сравнению изображений, но данная нейросеть нормально работает с изображениями небольших размеров и не очень эффективна для анализа изображений нормальных размеров (500 × 500 пикселей). Например, если использовать изображения следов бойков указанного размера, то алгоритм будет обучаться несколько суток. Для анализа таких изображений наиболее подходит СНС, применяющая сверточные слои.

Корреляционные методы. Внедрение цифровых технологий в криминалистику и судебную экспертизу послужило толчком к разработке различных компьютерных методов сравнения цифровых изображений следов, в том числе следов оружия на пулях и гильзах. Многие из них по существу являются корреляционными алгоритмами, позволяющими построить пространство сравнимых признаков следов. Корреляционные методы непосредственно не задействованы в МО, но необходимы для определения зависимости признаков друг от друга, и их можно рассматривать как вспомогательный инструментарий, способствующий созданию тренировочных данных и отработке методов МО.

Метод конгруэнтных совпадающих ячеек (СМС – congruent matching cells) предназначен для сравнения цифровых изображений следов патронного упора, позволяет исключать из анализа малоинформативные участки сравниваемых изображений. Сущность метода заключается в разбиении следов на равные ячейки, сопоставлении пар небольших корреляционных ячеек, содержащих частные признаки следов, вместо сравнения полных изображений (рис. 2). Сходство признаков оценивается по максимуму функции взаимной корреляции (ФВК).

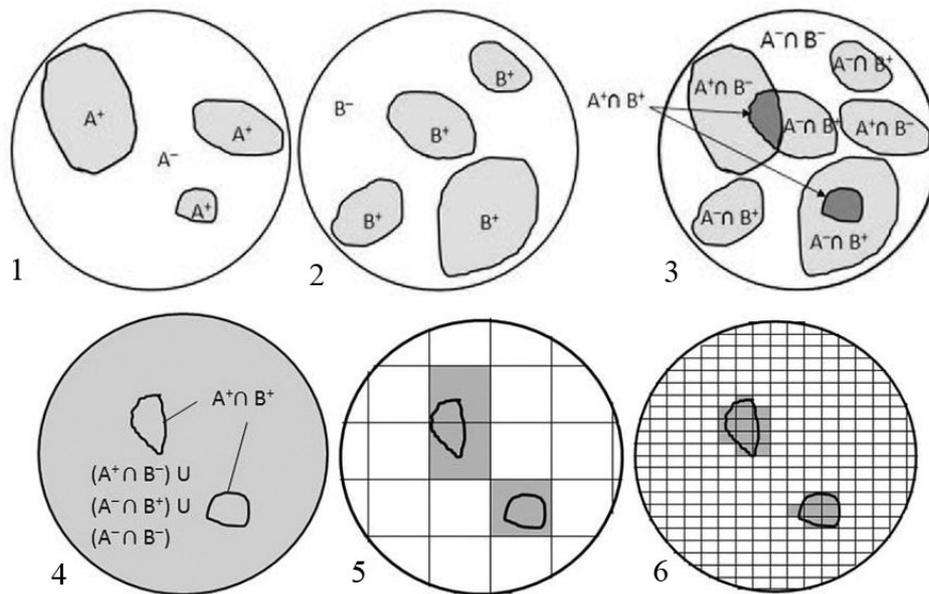


Рис. 2. Схема следов на двух сравниваемых гильзах:

A^+ и B^+ – информативные участки; A^- и B^- – малоинформативные участки;

3 $[A^+ \cap B^+]$ – общие информативные участки следов;

4 – схема, изображающая пару признаков $[A \cap B]$, выделенных (коррелированных) из следов, включая как допустимые, так и недопустимые области корреляции;

5 – схема, показывающая, как использование корреляционных ячеек может обрезать часть непригодной области корреляции и повысить точность корреляции;

6 – схема, демонстрирующая, как меньшие корреляционные ячейки могут дополнительно обрезать непригодную область корреляции и повысить точность корреляции

Для однозначного отождествления коррелированных пар ячеек в следах одного и того же экземпляра огнестрельного оружия разработаны три набора идентификационных параметров:

1) высокое попарное сходство топографии, количественно определяемое с помощью максимума ФВК;

2) одинаковые углы сканирования для всех коррелированных пар ячеек в топографии A и B;

3) конгруэнтный (согласованный) шаблон пространственного распределения для коррелированных массивов ячеек $A_1, A_2, A_3 \dots$ и $B_1, B_2, B_3 \dots$ [7; 8].

Вышеуказанное позволило использовать подход для оценки частоты ошибок, основанный на статистическом анализе общего числа корреляционных ячеек с большим значением коэффициента корреляции, числом критерии идентификации и статистическом распределении представленных выше наборов идентификационных параметров.

К несомненным достоинствам метода следует отнести произвольную ориентацию сопоставляемых изображений и автоматический поиск ячеек со схожими фрагментами изображений. К недостаткам – сложный анализ положений коррелирующих ячеек на исследуемых изображениях в условиях сильных простран-



ственных шумов и вариативности самих следов, а также негативное влияние следов объемной маркировки на гильзах, которые не были исключены из корреляционного анализа [9, с. 5].

Метод корреляционных ячеек (МКЯ) по своей сущности близок к методу конгруэнтных совпадающих ячеек. Сначала анализируемые изображения следов делятся на сетку равных ячеек, затем определяется максимум коэффициента корреляции для одноименных ячеек на первом и втором изображениях при различных сдвигах относительно начального положения. Дополнительно введен признак схожести следов, представляющий собой кластерный характер распределения максимумов коэффициентов корреляции парных ячеек на диаграмме сдвигов. Степень совпадения распределенных на сравниваемых изображениях неоднородностей (признаков) характеризует близость значений координат сдвигов, при которых наблюдается наибольшее число парных ячеек с максимальным значением ФВК [9].

МКЯ хорошо зарекомендовал себя при анализе изображений следов патронного упора и изображений следов бойков. Преимуществом метода является то, что он исключает влияние крупных неоднородностей в следах оружия на торце донной части гильзы и капсюле патрона, вызванных производственными факторами (маркировка, следы изготовления капсюля и др.), а также малоинформативных областей, что позволяет повысить чувствительность корреляционного анализа.

Метод конгруэнтно совпадающих сегментов профилей (CMPS – congruent matching profile segments) способствует проведению сравнения изображений динамических следов канала ствола оружия на пулях. Суть метода заключается в использовании принципа сегментации: профиль следа на сравниваемой пуле делится на равные, последовательные и неперекрывающиеся сегменты (примерно на 20–25 штук). Выявляются и исключаются из дальнейшей работы сегменты, не содержащие трасс, области засветки, непригодные для корреляционного анализа. Затем полное изображение следа на базовой пуле соотносится с профилями сегментов следов на сравниваемой пуле. Сходство топографии сегмента в базовом (первом) следе и профиля следа сравнения определяется ФВК. Поскольку сравниваемый след разбит на относительно небольшие сегменты, это позволяет избежать значимого сдвига совпадающих трасс за счет различной длины анализируемых следов. В идеальном варианте максимум ФВК для совпадающих сегментов сравниваемого следа будет в точке максимального совмещения с соответствующим сегментом базового следа (рис. 3). Это условие называется условием конгруэнтности. Чем больше количество сегментов с максимумом ФВК, соответствующих условию конгруэнтности, тем выше подобие сравниваемых следов. Сравнимые следы по категориям «совпадающие» и «несовпадающие» распределяются исходя из условия конгруэнтного положения максимумов ФВК. Для каждого сегмента предложено учитывать 5 максимумов с наибольшим значением ФВК, так как по причине вариативности следов при их совмещении может иметь место локальный максимум не с самым высоким значением. В случае если расположение хотя бы одного максимума удовлетворяет условию конгруэнтности, то считается, что в сравниваемом следе имеется схожий для данного сегмента фрагмент [10; 11].

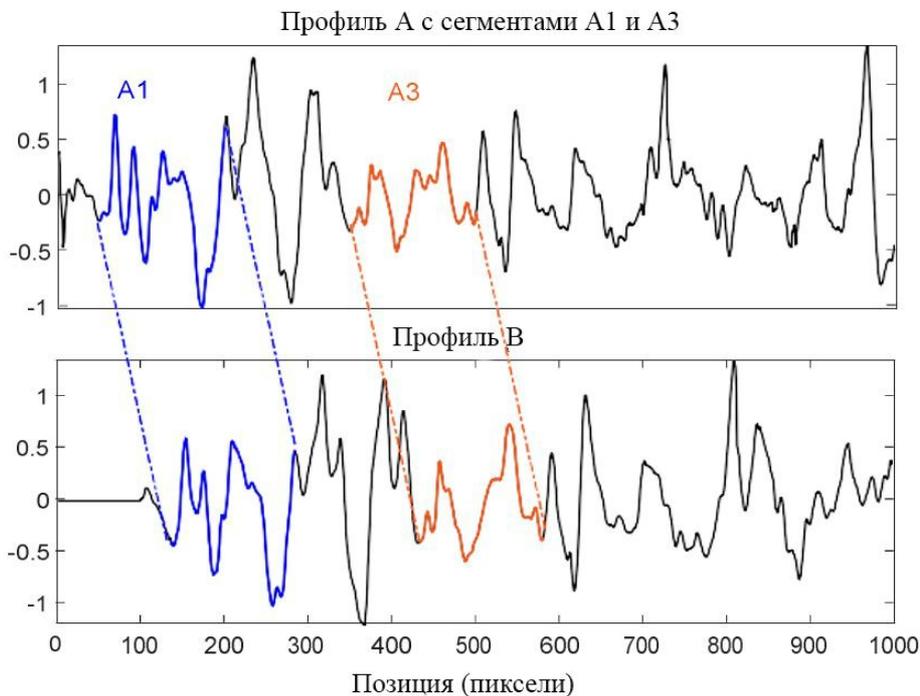


Рис. 3. Сегменты А1 и А3 в профиле следа А и соответствующие сегменты в профиле следа В

Преимуществом метода CMPS является то, что он позволяет проводить сравнение следов на деформированных пулях, а также изображений следов, полученных с высоким разрешением. Эффективное сравнение динамических следов с высоким разрешением посредством применения других методов проблематично, поскольку при совмещении полных разверток следов имеет место несовпадение мелких трасс (ширина менее 1–2 мкм). Это снижает число конгруэнтно расположенных максимумов ФВК, что в итоге негативно отражается на оценке схожести следов.

Методы МО. Перспектива использования метода в криминалистике и судебной экспертизе обусловлена выбором или разработкой алгоритмов автоматической идентификации цифровых изображений следов. Значительные достижения в этом направлении отмечены в области идентификации следов оружия на выстреленных пулях и стреляных гильзах. Специфика обучения заключается в том, что в процессе должен быть задействован алгоритм, использующий достаточно большое число изображений следов оружия на пулях и гильзах. При этом нет необходимости сразу производить обучение одной нейросети сравнению следов оружия на пулях и гильзах, полученных отстрелом разных моделей оружия. Наиболее оптимальный способ – обучение по каждой модели в отдельности, а при необходимости в зависимости от модели можно подключать требуемые оптимизированные (обученные) фильтры и весовые коэффициенты. Когда процесс обучения будет закончен, компьютерная система сможет исследовать



довать неизвестное изображение и определить статистическую вероятность для каждого экземпляра. Но большое разнообразие типов признаков в отображающихся следах оружия, вариативность их отображения существенно осложняют создание требуемых алгоритмов.

Методы МО базируются на разных алгоритмах, позволяющих оценивать схожесть цифровых изображений следов. При этом используются различные подходы для динамических и статических следов с учетом разнородной природы их формирования.

Среди алгоритмов, апробированных в МО, следует выделить **случайный лес (random forest)**.

Случайный лес (СЛ) – метод МО, архитектура которого состоит из ансамбля независимо образованных «деревьев решений». Для решения задачи «дерево решений» последовательно разбивает пространство признаков или предикторов, чтобы получить разделение, которое минимизирует ошибку классификации. Отдельное «дерево решений» представляет невысокое качество классификации, но из-за их большого числа результат существенно улучшается. На основе обучающей выборки формируют сотни подвыборок, для каждой из которых строится свое «дерево решений». Таким образом формируется ансамбль «деревьев», или «случайный лес». Результатом является вероятность принадлежности к классу для каждого исследуемого объекта, которая получается путем агрегирования результатов из каждого «дерева», как показано на рисунке 4.



Рис. 4. Архитектура метода СЛ ("random forest")

В одном из предложенных алгоритмов сравнения следов полей нарезков канала ствола на выстреленных пулях, реализованных в ПНС посредством метода СЛ, измерения высоты валиков и бороздок в следе поля проводятся по их средней высоте в наборе последовательных поперечных сечений следа с учетом кривизны поверхности пули. Профиль поверхности пули представляется в виде комбинации низкочастотной пространственной составляющей, отвечающей за кривизну поверхности, и высокочастотной составляющей, сформированной рельефом трасс. Подбирается низкочастотный фильтр, выделяющий общую кривизну поверхности пули. Затем производится ее вычитание из исходно-

го изображения, и получается высокочастотная составляющая, содержащая информацию непосредственно о профиле трасс (валиков и бороздок). Таким образом, происходит «распрямление» кривой поверхности без серьезных искажений высокочастотной составляющей. Эта процедура позволяет сопоставлять профили следов на пулях, имеющих немного разную кривизну поверхности. На математическом языке это означает, что при создании окончательной сигнатуры профиля, необходимой для последующей обработки, кривизна полученного изображения устраняется методом локальных полиномиальных регрессий (англ. *Local regrESSions* – LOESS, или *LOcally WEighted Scatterplot Smoother* – LOWESS): требуемая сигнатура строится из набора точек путем подгонки простых моделей к локальным подмножествам данных [1].

После обработки двух сигнатур профилей их можно сравнивать, используя количественные измерения, такие как взаимная корреляция между двумя сигнатурами либо различия в высоте или глубине пиков. На рисунке 5 показаны наложенные сигнатуры профилей следов полей нарезов на двух пулях, выстреленных из одного экземпляра пистолета. Профили не совсем совпадают, но сходство позволяет утверждать, что они могут иметь общий источник происхождения [12].

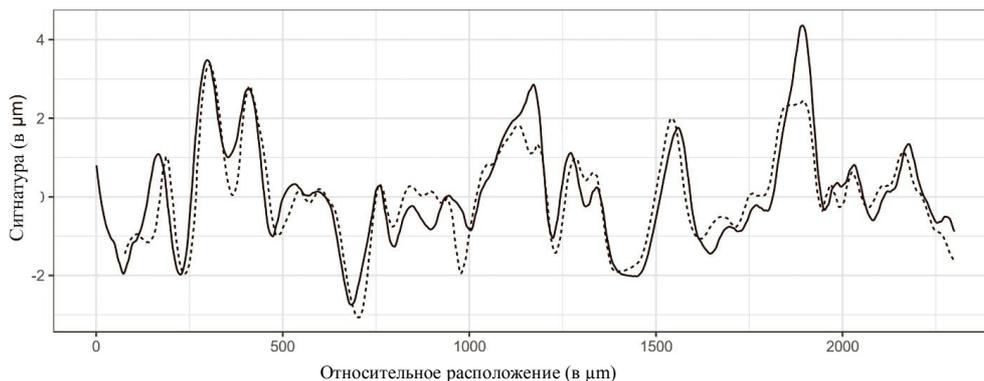


Рис. 5. Наложение сигнатур профиля следов одноименного поля на двух пулях, выстреленных из одного экземпляра пистолета

Метод k-ближайших соседей – популярный алгоритм классификации, используемый в разных типах задач МО. На рисунке 6 продемонстрирован пример классификации данным методом. Тестовый образец (зеленый круг) должен быть классифицирован как синий квадрат (класс 1) или красный треугольник (класс 2). Если $k = 3$, то он классифицируется как 2-й класс, потому что внутри меньшего круга два треугольника и только один квадрат. Если $k = 5$, то он будет классифицирован как 1-й класс (3 квадрата против 2 треугольников внутри большого круга)¹.

¹ См.: Mashanski A. Метод k-ближайших соседей (k-nearest neighbour). URL: <https://proglib.io/p/metod-k-blizhayshih-sosedey-k-nearest-neighbour-2021-07-19> (дата обращения: 10.11.2023).

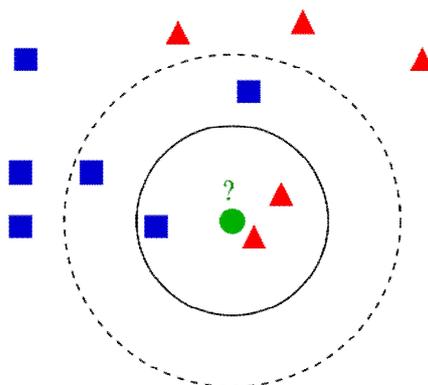


Рис. 6. Метод k-ближайших соседей

Метод k-ближайших соседей был успешно применен на заключительном этапе анализа признаков сравниваемых следов полей нарезов на деформированных пулях, рассчитанных методом конгруэнтно совпадающих сегментов профилей (СМПС). В работе исследовались следы полей нарезов на пулях, выстреленных из 9-мм пистолета Макарова. Исследуемые и тестовые цифровые изображения следов подвергались предварительной обработке, состоящей из шести операций, в результате были получены профили следов по яркости (рис. 7).

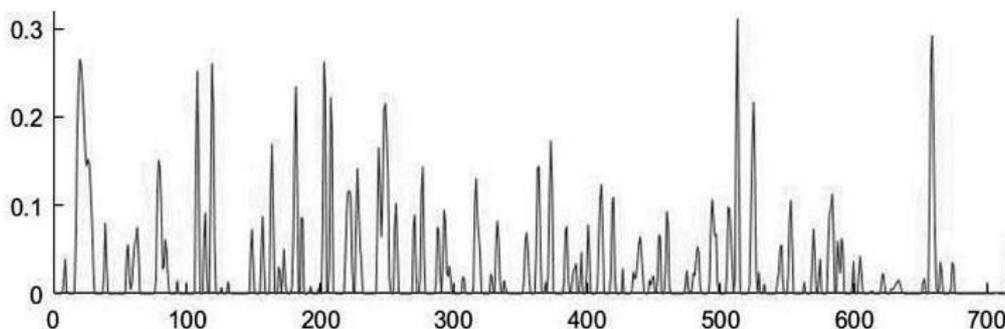


Рис. 7. Профиль следа по яркости, полученный после обработки цифрового изображения следа поля нареза

Обучающая выборка включала 42 пары изображений заведомо совпадающих вторичных следов и 58 пар заведомо несовпадающих следов. Тестовая выборка представляла собой 20 пар изображений совпадающих следов и 20 пар несовпадающих следов. В качестве объясняющих признаков были выбраны значения, рассчитанные методом СМПС. Расчетное оптимальное значение k было равно 5. Оценка схожести изображений следов производилась по 5 конгруэнтно расположенным максимумам ФВК.

Разработанная комбинированная методика классификации следов позволила достигнуть точности классификации анализируемых пар изображений следов порядка 87 %, а ошибка была, соответственно, 13 %, что можно считать хорошим результатом [13].



Подготовка тренировочных данных является важным этапом МО. В общем случае это набор процедур, позволяющих сделать массив данных более подходящим для МО. Так, для эффективного обучения нейросети требуется большое число изображений для каждого класса, представленных в разном масштабе, с разной ориентацией и положением в кадре, ракурсом, разным перекрытием объекта другими предметами и т. д. Чем больше разнообразие объектов одного класса, тем лучше обучится сеть и тем точнее она будет прогнозировать [6, с. 186]. Например, из одного экземпляра огнестрельного оружия желательно получить как можно больше образцов выстреленных пуль и стреляных гильз с вариативностью отображаемых признаков в следах оружия, которая определяется различными условиями выстрела (материал пуль и гильз, марка пороха и масса порохового заряда, разные производители патронов и т. д.). Однако в реальности выполнить данное требование крайне трудно.

Недостаток тренировочных изображений может быть устранен посредством искусственного формирования клоновых изображений с разной ориентацией и искаженными частными признаками следов. Алгоритм применения клоновых изображений был реализован в обучении СНС и ПНС сравнению 2D-изображений следов бойков.

В одном из алгоритмов обучения СНС клоновые изображения формируются достаточно простым способом. Сначала на гильзе выделяется участок со следом бойка, а поверхности за его пределами удаляются (заменяются белым фоном). Затем выделенное изображение по размеру в пикселях изменяется до величины 200 × 200 и поворачивается на случайный угол. Использование таких клоновых изображений увеличивает объем тренировочных данных и позволяет обучить модель сравнению следов бойков, представленных в разной ориентации [14].

Существует иной алгоритм обучения ПНС с более сложной схемой подготовки тренировочных данных. Клоновые изображения следов бойков формируются посредством выделения на исходных изображениях, представленных в градациях серого, областей с малым изменением яркости, которые отличаются наибольшей вариативностью. Для этого исходное изображение бинаризуется¹ по разным уровням, а затем из одного бинарного изображения вычитается второе. В результате получается разностное изображение, которое указывает, в каких областях наиболее вероятно вариативность границ признаков. На клоновых изображениях также изменяется яркость для имитации разных материалов капсюля и разной реакции его поверхности на противодействие пороховых газов в момент выстрела [15].

Приведенные способы обработки изображений позволяют успешно применять искусственно генерированные клоновые изображения следов бойков для обучения нейросетей в случаях с малым количеством исходных объектов. В то же время разработчики описанных алгоритмов пришли к заключению, что для повышения точности сравнения и уменьшения числа ложных выводов необходимо

¹ Бинаризация – это перевод цветного или в градациях серого изображения в двухцветное черно-белое изображение.



создание достаточно большой базы оригинальных изображений следов оружия, увеличение их разрешения или использование 3D-изображений, что потребует применения сверточной нейросети для повышения точности прогнозирования за счет учета более мелких признаков в следах.

Заключение. Существующие методы МО, а также корреляционные методы разнообразны по своей сущности и архитектуре. К их общим недостаткам можно отнести слабую эффективность при анализе следов, содержащих различные неоднородности производственной природы и подклассовые признаки, например, статических следов бойков и патронного упора с признаками рельефа поверхности, выраженными в виде дуг и окружностей. Другой проблемой МО при распознавании изображений следов является отсутствие единого алгоритма их автоматического сравнения при наличии разных типов индивидуализирующих признаков. Эта задача ожидает своего решения. Кроме того, разработанные алгоритмы оперируют только двумя возможными формами выводов – положительным и отрицательным (да и нет), в то время как в судебной экспертизе выводы могут формулироваться в вероятной форме либо форме НПВ (не представляется возможным ответить на поставленный вопрос). Последние два варианта формы выводов имеют место, если качество, количество и повторяемость сравниваемых признаков в следах недостаточны для категорического заключения. Думается, что в алгоритмах МО целесообразно предусмотреть возможность получения выводов во всех привычных формах.

Важным моментом в создании эффективных алгоритмов МО, предназначенных для решения задач криминалистики и судебной экспертизы, считается привлечение к работе предметных специалистов в областях, в которых планируется использование готового продукта. Задействование исключительно программистов нивелирует возможности модели, поскольку выдаваемые результаты получаются достаточно тривиальными и не удовлетворяют потребителей. Роль специалистов в криминалистике и судебной экспертизе особо значима в сборе и подготовке тренировочных данных для МО, поскольку только они могут обеспечить полную и качественную подборку материала для обучения, что естественным образом положительно отразится на результатах.

На данный момент МО может изменить подходы к формированию и оценке выводов в области криминалистической идентификации, где проблема субъективности достаточно актуальна. Хотя ни один алгоритм МО еще не способен полностью заменить эксперта в анализе и интерпретации совпадающих или различающихся признаков в сравниваемых следах, задействование соответствующих справочных баз данных, тестирование и валидация¹ алгоритмов будут способствовать устранению некоторой субъективности, присущей большинству видов судебных экспертиз, и послужить оценке степени неопределенности выводов экспертных заключений.

¹ Валидация – проверка правильности работы алгоритма МО, а также удостоверение, что он соответствует требованиям решаемой задачи.



СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Hare E., Hofmann H., Carriquiry A. Algorithmic approaches to match degraded land impressions // *Law, probability and risk*. 2017. Vol. 16, iss. 4. P. 203–221. URL: <https://doi.org/10.1093/LPR/MGX018>.
2. Sharma A., Kaur M. Automatic segmentation for separation of overlapped latent fingerprints // *International journal of computer science and engineering*. 2018. Iss. 6 (7). P. 484–490. URL: <https://doi.org/10.26438/ijcse/v6i7.484490>.
3. Forensic STR allele extraction using a machine leaning paradigm / Y.-Y. Liu, D. Welch, R. England [et al.] // *Forensic science international: genetics*. 2020. Iss. 44. P. 102194. URL: <https://doi.org/10.1016/j.fsigen.2019.102194>.
4. Wang S., Jia S. Signature handwriting identification based on generative adversarial networks // *Journal of physics conference science*. 2019. Iss. 1187(4). P. 042047. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1187/4/042047>.
5. Park S., Carriquiry A. An algorithm to compare two-dimensional footwear outsole images using maximum cliques and speeded-up robust feature // *Statistical analysis and data mining*. 2020. Iss. 13(2). P. 188–199. URL: <https://doi.org/10.1002/sam.11449>.
6. Федоренко В. А., Сорокина К. О., Гиверц П. В. Классификация изображений следов бойков по экземплярам оружия с помощью полносвязной нейронной сети // *Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия «Экономика. Управление. Право»*. 2022. Т. 22, вып. 2. С. 184–190. URL: <https://doi.org/10.18500/1994-2540-2022-22-2-184-190>.
7. Song J. Proposed "NIST Ballistics Identification System (NBIS)" based on 3D topographic measurements on correlation cells // *AFTE journal*. 2013. Vol. 45, iss. 2. P. 184–194.
8. Song J. Proposed "Congruent Matching Cells (CMC)" method for ballistic identification and error rate estimation // *AFTE journal*. 2015. Vol. 47, iss. 3. P. 177–185.
9. Сорокина К. О., Федоренко В. А., Гиверц П. В. Оценка схожести изображений следов патронного упора методом корреляционных ячеек // *Информационные технологии и вычислительные системы*. 2019. № 3. С. 3–15. URL: <https://doi.org/10.14357/20718632190301>.
10. Fired bullet signature correlation using the congruent matching profile segments (CMPS) method / Z. Chen, W. Chu, J. A. Soons // *Forensic science international*. 2019. P. 10–19. URL: <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.109964>.
11. Pilot study on deformed bullet correlation / Z. Chen, J. Song, J. A. Soons // *Forensic science international*. 2020. Iss. 306 (January). P. 110098. URL: <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.110098>.
12. Machine learning in forensic applications / A. Carriquiry, H. Hofmann, Xiao Hui Tai, S. VanderPlas // *SIGNIFICANCE*. 2019. Vol. 2, iss. 2. P. 29–35. URL: <https://doi.org/10.1111/j.1740-9713.2019.01252.x>.
13. Федоренко В. А., Сорокина К. О., Гиверц П. В. Анализ следов на выстреленных пулях методами конгруэнтно совпадающих сегментов профилей и к-ближайших соседей // *Информационные технологии и вычислительные системы*. 2021. № 1. С. 70–82. URL: <https://doi.org/10.14357/20718632210108>.



14. Giverts P., Sorokina K., Fedorenko V. Examination of the possibility to use Siamese networks for the comparison of firing marks // Journal of forensic sciences. 2022. 67(6) (November). P. 2416–2424. URL: <https://doi.org/10.1111/1556-4029.15143>.

15. Федоренко В. А., Сорокина К. О., Гиверц П. В. Многогрупповая классификация следов бойков с помощью полносвязной нейронной сети // Информационные технологии и вычислительные системы. 2022. № 3. С. 43–57. URL: <https://doi.org/10.14357/20718632220305>.

References

1. Hare E., Hofmann H., Carriquiry A. Algorithmic approaches to match degraded land impressions. Law, probability and risk, 203–221, 2017. Available from: <https://doi.org/10.1093/LPR/MGX018>. (In Eng.).

2. Sharma A., Kaur M. Automatic segmentation for separation of overlapped latent fingerprints. International journal of computer science and engineering, 484–490, 2018. Available from: <https://doi.org/10.26438/ijcse/v6i7.484490>. (In Eng.).

3. Liu Y.-Y., Welch D., England R. (et al.). Forensic STR allele extraction using a machine learning paradigm. Forensic science international: genetics, 102194, 2020. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.fsigen.2019.102194>. (In Eng.).

4. Wang S., Jia S. Signature handwriting identification based on generative adversarial networks. Journal of physics conference science, 042047, 2019. Available from: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1187/4/042047>. (In Eng.).

5. Park S., Carriquiry A. An algorithm to compare two-dimensional footwear outsole images using maximum cliques and speeded-up robust feature. Statistical analysis and data mining, 188–199, 2020. Available from: <https://doi.org/10.1002/sam.11449>. (In Eng.).

6. Fedorenko V. A., Sorokina K. O., Giverts P. V. Classification of firing pin marks images by weapon specimens using fully connected neural network. Izvestiya of Saratov University. Economics. Management. Law, 184–190, 2022. Available from: <https://doi.org/10.18500/1994-2540-2022-22-2-184-190>. (In Russ.).

7. Song J. Proposed "NIST Ballistics Identification System (NBIS)" based on 3D topographic measurements on correlation cells. AFTE Journal, 184–194, 2013. (In Eng.).

8. Song J. Proposed "Congruent Matching Cells (CMC)" method for ballistic identification and error rate estimation. AFTE Journal, 177–185, 2015. (In Eng.).

9. Sorokina K. O., Fedorenko V. A., Giverts P. V. Estimation of similarity of images of cartridge stop marks by the correlation cell method. Information technologies and computing systems, 3–15, 2019. Available from: <https://doi.org/10.14357/20718632190301>. (In Russ.).

10. Chen Z., Chu W., Soons J. A. (et al.). Fired bullet signature correlation using the congruent matching profile segments (CMPS) method. Forensic science international, 10–19, 2019. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.109964>. (In Eng.).

11. Chen Z., Song J., Soons J. A. (et al.). Pilot study on deformed bullet correlation. Forensic science international, 110098, 2020. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2019.110098>. (In Eng.).



12. Carriquiry A., Hofmann H., Xiao Hui Tai, VanderPlas S. Machine learning in forensic applications. SIGNIFICANCE, 29–35, 2019. Available from: <https://doi.org/10.1111/j.1740-9713.2019.01252.x>. (In Eng.).

13. Fedorenko V. A., Sorokina K. O., Giverts P. V. Analysis of the traces on the discharged bullets by the congruent matching profile segments method and the k-nearest neighbors. Information technologies and computing systems, 70–82, 2021. Available from: <https://doi.org/10.14357/20718632210108>. (In Russ.).

14. Giverts P., Sorokina K., Fedorenko V. Examination of the possibility to use Siamese networks for the comparison of firing marks. Journal of forensic sciences, 2416–2424, 2022. Available from: <https://doi.org/10.1111/1556-4029.15143>. (In Eng.).

15. Fedorenko V. A., Sorokina K. O., Giverts P. V. Multi-group classification of firing pin marks using fully connected neural network. Information technologies and computing systems, 43–57, 2022. Available from: <https://doi.org/10.14357/20718632220305>. (In Russ.).

Кокин Андрей Васильевич,

профессор кафедры оружиеведения и трасологии
учебно-научного комплекса судебной экспертизы
Московского университета МВД России им. В. Я. Кикотя,
доктор юридических наук, доцент; avksudbal@mail.ru

Kokin Andrey Vasilievich,

professor of department of weapons and toolmarks examinations
of the educational and scientific forensic complex
of the Kikot Moscow University of the Ministry of Internal Affairs of Russia,
doctor of juridical sciences, associate professor; avksudbal@mail.ru

Статья поступила в редакцию 15.11.2023; одобрена после рецензирования 28.11.2023; принята к публикации 25.01.2024.

The article was submitted 15.11.2023; approved after reviewing 28.11.2023; accepted for publication 25.01.2024.

* * *