

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра материаловедения, технологии
и управления качеством

**ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ
СОВПАДАЮЩИХ СЛЕДОВ БОЙКОВ СО СЛОЖНОЙ ТОПОЛОГИЕЙ
РЕЛЬЕФА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента магистратуры 2 курса 2293 группы
направления 22.04.01 «Материаловедение и технологии материалов»,
профиль «Криминалистическое материаловедение»
института физики

Филатова Евгения Олеговича

Научный руководитель,
доцент, к.ф.-м.н., доцент

должность, уч. степень, уч. звание

подпись, дата

В.А. Федоренко

инициалы, фамилия

Зав. кафедрой,
д.ф.-м.н., профессор

должность, уч. степень, уч. звание

подпись, дата

С.Б. Вениг

инициалы, фамилия

Саратов 2021

Введение. Для решения задачи распознавания изображений используются различные методики, среди которых можно выделить подходы, основанные на нейронных сетях. Анализ методов показал, что для решения данной задачи эффективно использовать искусственные нейронные сети в связи с тем, что они обеспечивают возможность получения классификатора, хорошо моделирующего сложную функцию распределения изображений, тем самым, увеличивая точность решения по сравнению с остальными методами.

Актуальность темы распознавания следов бойков со сложной топологией рельефа с помощью нейронных сетей обусловлена необходимостью разработки программ для управления автоматическими системами, участие человека в управлении которыми либо невозможно, либо нецелесообразно. К таким системам относятся различные системы компьютерного зрения, системы теленаведения, управления летательными аппаратами и тому подобные.

Нейронные сети на данный момент являются не только инструментом решения задач распознавания образов, но получили применение в исследованиях по ассоциативной памяти, сжатию изображений.

В связи с данной оценкой роли нейронных сетей для собственно распознавания хотелось бы отметить следующее: нейронные сети, будучи чрезвычайно сложным объектом для математического анализа, при грамотном их использовании, позволяют находить весьма нетривиальные законы в данных. Их трудность для анализа, в общем случае, объясняется их сложной структурой и как следствие, практически неисчерпаемыми возможностями для обобщения самых различных закономерностей. Но эти достоинства являются источником потенциальных ошибок, возможности переобучения.

Новизна выпускной работы состоит в прогнозировании класса исследуемых следов бойков с помощью полносвязной нейронной сети, а также расширении обучающей выборки за счет внесения искажений в исходные изображения.

Объектом исследования является процесс функционирования алгоритмов распознавания следов бойков со сложной топологией рельефа.

Предметом исследования является алгоритм распознавания следов бойков со сложной топологией рельефа.

Цель выпускной квалификационной работы заключается в исследовании возможности распознавания совпадающих следов бойков со сложной топологией рельефа с помощью нейронных сетей.

Для достижения цели поставлены следующие задачи:

- изучить процесс формирования следов бойков в разных моделях оружия;
- рассмотреть методику сравнения следов бойков и идентификации оружия;
- сравнить изображения следов бойков методом корреляционных ячеек и с помощью нейронных сетей;
- создать расширенную обучающую выборку цифровых изображений следов бойков;
- сформировать полносвязную нейронную сеть и с ее помощью спрогнозировать класс (определить экземпляр оружия) исследуемых следов бойков.

Выпускная квалификационная работа занимает 62 страницы, имеет 31 рисунок и 2 таблицы.

Обзор составлен по 29 информационным источникам.

Ключевые слова: нейронные сети, полносвязная нейронная сеть, свёрточная нейронная сеть, распознавание следов бойков, обучающая выборка, функция ошибки, метод градиентного спуска, обучение нейронной сети.

Выпускная квалификационная работа состоит из введения, трех глав, заключения и списка используемой литературы.

Во введении обосновывается актуальность выбранной темы.

Основное содержание работы

В первой главе представляются теоретические сведения о возможности распознавания совпадающих следов бойков.

Предпосылками индивидуальной идентификации оружия, в том числе и по следам на снарядах, являются индивидуальность каждого экземпляра оружия, устойчивость его индивидуализирующего комплекса признаков и относительно стабильная их отображаемость.

Под следами выстрела в широком смысле понимают стреляные пули, гильзы и следы на них от деталей оружия, порох, дробь, пыжи, повреждения или продукты выстрела на стенках канала ствола (иногда на руках стрелявшего), следы выстрела на преградах.

Следы выстрела на гильзе образуются в результате заряжания, выстрела и извлечения стреляной гильзы:

- след бойка ударника в виде вмятины на капсюле;
- след патронного упора затвора в виде круговых, дуговых, линейных трасс на доньшке гильзы;
- след отражателя в виде вмятины на доньшке гильзы;
- след зацепа выбрасывателя в виде полос на ребре донной части гильзы;
- след патронника в виде трасс на боковой поверхности корпуса гильзы (остается не всегда).

Существенно сузить круг моделей или выделить одну модель оружия возможно при установлении по выявленным следам на гильзе таких признаков оружия, как форма, размеры и взаиморасположение бойка, отражателя и выбрасывателя, а также наличие следа от сигнальной спицы.

Вопрос симметрии формы следов бойка важен для определения возможного числа поворотов одного следа относительно второго при определении наибольшего сходства между ними.

Решение данных вопросов невозможно без разработки классификатора форм и профилей следов бойка. В последующем такая классификация позволит разбить изображения следов на более мелкие классы и тем самым сузить область проведения проверок по гильзотеке.

След бойка круглой формы для некоторых моделей оружия (ударный механизм курково-ударникова типа, охотничьи ружья и др.) может иметь ось симметрии бесконечного порядка (из-за возможного поворота вокруг своей оси ударника). В случае, когда ударник вращаться не может, но не удается установить положение исследуемых гильз в патроннике в момент выстрела, необходимо вращать сравниваемые следы для выявления совпадающих признаков.

Следы бойков круглой формы могут быть сгруппированы по профилям по следующим независимым группам: - конусный или трапецеидальный профиль; - параболический профиль малой глубины; - параболический профиль средней глубины; - параболический профиль большой глубины; профиль плоского следа.

Следы круглой формы с наличием динамической части в виде «язычка»: для ряда моделей (например, ГТ) ударник может проворачиваться вокруг собственной оси. Поэтому трассы динамических частей сравниваемых следов могут быть оставлены разными краями одного бойка. При одинаковой ориентации статических частей следов по совпадающим признакам, динамические части могут быть по-разному ориентированы.

Следы от курков не имеют оси симметрии. Следы с прямоугольным профилем (Глок, Смит и Вессон) и динамической составляющей следа хотя и имеют ось симметрии второго порядка, но конструкция ударников не позволяет последним вращаться. Поэтому за счет динамической части сравниваемых следов их всегда можно одинаково ориентировать. В случае если динамические части в следах отсутствуют, то тогда сравнивать следы нужно будет при ориентации условно 0 градусов и 180 градусов.

Следы бойка с сегментной вырезкой могут быть сразу одинаковым образом ориентированы. Стоит отметить, что следы бойка определенных моделей оружия не всегда могут быть строго типизированы. Это означает, что одна и та же модель оружия может оставлять следы бойка, которые будут относиться к разным типам. Такой эффект получается, в основном, из-за

наличия или отсутствия динамической части следа в разных экземплярах оружия одной модели. Например, след бойка на гильзе, стреляной в ТТ, может содержать статическую и динамическую составляющую следа, так и включать только статическую составляющую следа. Приведенная классификация позволяет дополнительно разбить массивы следов с одинаковой формой на классы по профилю следа бойка, что позволяет повысить эффективность идентификации.

Разработка алгоритмов автоматического сравнения изображений следов бойков является актуальной задачей, направленной на повышение эффективности расследования преступлений, связанных с применением огнестрельного оружия. Цифровые изображения следов бойков в автоматическом режиме обычно предлагается сравнивать путем нахождения функции взаимной корреляции. Однако сравнение изображений таким методом не всегда эффективно.

Применение для этих целей нейронных сетей представляется актуальным и достаточно инновационным подходом. В целом, стоит сказать, что ИНС (искусственные нейросети) – это математическая модель функционирования традиционных для живых организмов нейросетей, которые представляют собой сети нервных клеток.

Пожалуй, самая популярная задача нейросетей – распознавание визуальных образов. Сегодня создаются сети, в которых машины способны успешно распознавать символы на бумаге и банковских картах, подписи на официальных документах, детектировать объекты и т.д. Эти функции позволяют существенно облегчить труд человека, а также повысить надежность и точность различных рабочих процессов за счет отсутствия возможности допущения ошибки из-за человеческого фактора

Во второй главе описывается методика получения клонов изображений с несколько измененными индивидуализирующими признаками для обучающей выборки.

Основная проблема применения нейронной сети для проведения классификации следов бойков заключается в малом числе объектов, относящихся к одному классу. Обусловлено это в первую очередь тем, что в соответствии с криминалистическими требованиями, при формировании гильзотек и пулетек из каждого экземпляра оружия отстреливают по 3 патрона. Таким образом, в базе данных гильзотеки имеется всего по 3 следа бойка по каждому экземпляру (классу) оружия.

Известно, что для эффективного обучения нейронной сети требуется большое число объектов одного класса.

Исследование топологии бинарных изображений следов бойков с крупными признаками показало, что наибольшая вариативность наблюдается в областях, характеризующихся наименьшим градиентом яркости. Эти же области легко выявляются при бинаризации исходного изображения по разным глобальным уровням.

Сначала определяется наиболее оптимальный уровень бинаризации изображения, при котором признаки выявляются лучшим образом. Затем берется вилка по уровням бинаризации относительно оптимального и строятся бинаризованные изображения. Далее из одного бинарного изображения (обычно полученного при меньшем уровне бинаризации) вычитается второе бинарное изображение (полученное при большем значении уровня бинаризации). По полученному разностному изображению можно легко определить области наибольшей вариативности по изменению яркости при изменении внешних условий (жесткость материала капсюля, величина противодействия пороховых газов и т. д.).

Поэтому кроме изменения яркости и контрастности в областях с наименьшим градиентом, возможна также дисторсия исходных изображений в пределах 5-7% от размера следа бойка.

Таким образом, внесение искажений в исходные изображения позволяет увеличить численность объектов для каждого класса обучающей выборки. За счет таких действий число изображений каждого класса можно увеличить с 3-х

до 15-20. В последующем это позволит более эффективно провести обучение нейронной сети.

В третьей главе производится прогнозирование класса исследуемого следа боя с помощью нейронных сетей.

В полносвязных нейронных сетях каждый нейрон первого слоя передает свой выходной сигнал остальным нейронам второго слоя.

Выходными сигналами сети могут быть все или некоторые выходные сигналы нейронов после нескольких тактов функционирования сети. Все входные сигналы подаются на все нейроны. Элементы слоистых и полносвязных сетей могут выбираться по-разному. Существует, впрочем, стандартный выбор: нейрон с адаптивным неоднородным линейным сумматором на входе.

Каждый нейрон получает сигналы от нейронов предыдущего слоя.

Чтобы нейронная сеть давала правильные ответы ее надо обучать. Однако насколько бы прост не был ответ, его реализация в плане простоты, оставляет желать лучшего.

В процессе обучения проводится оптимизация значений весов связей путем итеративной минимизации ошибки модели на обучающихся данных, которая называется градиентным спуском.

Градиентный спуск – самый используемый алгоритм обучения, он применяется почти в каждой модели машинного обучения. Градиентный спуск – это, по сути, и есть то, как обучаются модели. Метод градиентного спуска с некоторой модификацией широко используется для обучения персептрона и глубоких нейронных сетей, и известен как метод обратного распространения ошибки. Метод градиентного спуска и параметр «скорость обучения» (α) применяется в различных моделях машинного обучения.

Пока нейронная сеть маленькая, то можно в ручном режиме подобрать веса связей нейронов. В случае увеличения размерности (числа независимых признаков), числа классов, решение задачи (установление значений весов) в ручном режиме невозможно.

Недостатками градиентного спуска при обучении сети являются:

- Паралич сети

Значения весов сети в результате коррекции могут стать очень большими величинами. Поскольку ошибка, посылаемая обратно в процессе обучения, пропорциональна производной сжимающей функции, то процесс обучения может почти остановиться. Это можно предотвратить, уменьшая скорость обучения, однако тогда процесс обучения будет происходить намного дольше.

- Размер шага

Если значение шага не изменяется, и оно довольно мало, то метод сходится слишком медленно. Если же шаг слишком велик, то может возникнуть паралич сети.

Для того чтобы нейронная сеть приобрела способность решать конкретную задачу, то есть на каждый входной сигнал выдавать необходимый выходной сигнал, необходимо провести настройку параметров сети. Настройка производится по обучающей выборке, которая состоит из пар (<вход>, <желаемый выход>) - обучающих примеров.

Обучение нейронной сети может вестись с учителем или без него. В данной работе нейронная сеть обучалась с учителем.

В настоящее время отсутствует универсальная методика построения обучающих выборок. Набор обучающих примеров формируется по усмотрению пользователя программы моделирования нейронных сетей индивидуально для каждой конкретной решаемой задачи.

Для исследования возможности применения нейронной сети для классификации изображений следов бойков по экземплярам оружия была сформирована полносвязная нейронная сеть, которая имела следующую структуру. 625 входных нейронов, 2 скрытых слоя по 625 и 156 нейронов соответственно, выходной слой из 9 нейронов.

Размер входного слоя определяется размером исследуемого изображения (25x25), а размер выходного слоя – числом классов. В данном случае были отобраны изображения следов, сформированные 9 бойками (т.е. гильзы, следы

бойков на которых формируют обучающую выборку были отстреляны в 9 экземплярах оружия).

Была сформирована обучающая выборка изображений следов бойков, состоящая из 76 объектов (в среднем по 8-9 изображений следов для каждого из 9 бойков). Треть изображений обучающей выборки были подвергнуты незначительным искажениям, включающим дисторсию, изменение яркости и контрастности. Тестовая выборка включала 14 объектов, относящихся к разным классам.

Из 14 изображений тестовой выборки в пять изображений были внесены искажения следующего характера.

Вдоль направлений наименьшего градиента увеличивали или уменьшали яркость и контрастность данной области изображения. Информативную часть изображения подвергали дисторсии в пределах 5-7%, что соответствовало вариативности изображений следов бойков. Кроме того, обязательным условием было удаление с изображений клонов обучающей выборки различного рода артефактов, таких, как пятна окисления, пылинки, и т.п.). Это необходимо для того, чтобы обучение не было связано с присутствующими на исходных изображениях артефактами.

Затем было проведено обучение сети по обучающей выборке. Условием окончания обучения было формирование на выходе суммарной ошибки не более 0.1.

Время обучения сети заняло около 30 минут (порядка 1000 эпох). Затем было проведено тестирование точности прогнозирования такой сети. Для этого была использована тестовая выборка изображений, включающая 14 объектов, из которых 5 были клонами. В процессе тестирования из 14 объектов 13 были правильно классифицированы. Время классификации 1 объекта обученной сетью составляло порядка 1 секунды. Таким образом, точность классификации составила порядка 93%, а погрешность, соответственно около 7%.

Заключение. В заключении подводятся итоги исследования, формируются окончательные выводы по рассматриваемой теме.

В целом, исследования показали перспективность идеи применения нейронных сетей для классификации изображений следов бойков. В частности, можно отметить следующее:

Проблема малого числа объектов (изображений) для каждого класса в обучающей выборке, которая характерна для гильзотеки (обычно при формировании гильзотеки из каждого экземпляра оружия отстреливается по 3 патрона) может быть решена путем внесения разного рода искажений в исходные изображения обучающей выборки и удаления из исходных изображений артефактов, не связанных с рельефом следа.

Для работы с большими выборками изображений размером более 250x250 пикселей, необходимо перейти на сверточную нейронную сеть.

Время определения класса, поступившего на вход обученной нейронной сети изображения следа бойка в сотни и тысячи раз меньше, чем время ее обучения.