

## Использование искусственных нейронных сетей для решения задач судебно-почерковедческой экспертизы: анализ зарубежного опыта

 **В.А. Мищук**

ФГАОУ ВО «Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы», Москва 117198, Россия

**Аннотация.** В работе исследуется зарубежный опыт применения искусственных нейронных сетей (ИНС) в судебно-почерковедческой экспертизе. На фоне активного внедрения ИНС в различные сферы общественной жизни наблюдается повышенное внимание к теме интеграции этой технологии в судебно-экспертную деятельность. Особенно остро стоит вопрос применения нейросетей в судебно-почерковедческой экспертизе, поскольку, по мнению некоторых ученых и юристов, их использование может значительно повысить объективность почерковедческих исследований.

В статье приведен краткий обзор истории и современных тенденций применения компьютерных технологий в исследовании почерка, рассмотрена связь криминалистики и биометрии в этой области, а также их взаимное влияние, особенно в зарубежной практике экспертизы почерка. Приведены примеры современных успешных проектов и экспериментов, демонстрирующих эффективное использование нейронных сетей для идентификации и верификации человека по его почерку. Обсуждены перспективы развития этого направления и выявлены ключевые проблемы, которые, по мнению автора, в настоящее время препятствуют интеграции нейросетей в судебно-почерковедческую экспертизу.

**Ключевые слова:** биометрия, зарубежный опыт, идентификация человека по почерку, искусственные нейронные сети, компьютерные технологии, судебно-почерковедческая экспертиза

**Для цитирования:** Мищук В.А. Использование искусственных нейронных сетей для решения задач судебно-почерковедческой экспертизы: анализ зарубежного опыта // Теория и практика судебной экспертизы. 2025. Т. 20. № 1. С. 44–65. <https://doi.org/10.30764/1819-2785-2025-1-44-65>

## Using Artificial Neural Networks for Solving Forensic Handwriting Examination Problems: Foreign Experience Analysis

 **Vsevolod A. Mishchuk**

Peoples' Friendship University of Russia named after Patrice Lumumba, Moscow 117198, Russia

**Abstract.** This paper studies the foreign experience of artificial neural networks (ANN) application in forensic handwriting examination. Given the active ANN implementation in various areas of public life, greater attention is paid to the integration of this technology into forensic activities. According to the opinion of a number of scientists and lawyers the issue of applying neural networks to forensic handwriting examination is particularly acute as they can significantly improve the objectivity of handwriting examinations.

The article gives a brief overview of history and current developments in computer technology use for handwriting examination as well as the connection and mutual influence of forensics and biometrics in this field which is particularly characteristic of foreign practice of forensic handwriting examination. Furthermore, the author presents examples of successful projects and experiments demonstrating effective use of neural networks to identify and verify an individual by his handwriting. The paper also discusses the prospects of this field and identifies the key challenges hindering, in the author's opinion, the ANN integration in forensic handwriting examination.

**Keywords:** biometrics, foreign experience, handwriting identification, artificial neural networks (ANN), computing technology, forensic handwriting examination

**For citation:** Mishchuk V.A. Using Artificial Neural Networks for Solving Forensic Handwriting Examination Problems: Foreign Experience Analysis. *Theory and Practice of Forensic Science*. 2025. Vol. 20. No. 1. P. 44–65. (In Russ.). <https://doi.org/10.30764/1819-2785-2025-1-44-65>

## Введение

Судебно-почерковедческая экспертиза (СПЭ) крайне востребована в судопроизводстве, поскольку специальные знания подобного профиля требуются во всех его видах, особенно в рамках гражданских и арбитражных дел. Более того, подобные исследования достаточно часто проводятся и вне судебных разбирательств в процессе изучения различных исторических событий, например, при необходимости опровержения или подтверждения авторства какой-либо рукописи или исторического документа.

Однако, несмотря на востребованность СПЭ, ее существенным недостатком является субъективность и, соответственно, уязвимость к экспертным ошибкам. Под почерковедением во многих странах мира подведена объемная теоретическая база, в его рамках существует обширный арсенал методов и методик анализа различных рукописей. В то же время, по мнению некоторых ученых и практикующих юристов, наряду с излишней субъективностью основной проблемой данной экспертизы является недостаточная унифицированность заключений экспертов. Так, одно из исследовательских подразделений ФБР США совместно с компанией «Noblis» опубликовало работу, посвященную оценке точности и надежности выводов, сделанных несколькими экспертами-почерковедами [1]. В ходе исследования было установлено, что даже при анализе одних и тех же рукописных текстов эксперты не всегда приходят к одинаковым результатам.

Туже проблему подмечают и отечественные исследователи. Так, А.Н. Охлупина отмечает, что разные эксперты-почерковеды могут прийти к одинаковым выводам при исследовании одной и той же рукописи, однако обоснование этих выводов в большинстве случаев будет отличаться [2]. Иными словами, каждый эксперт в силу своего профессионального образования, опыта работы и иных факторов выявляет «свою систему» значимых признаков почерка в исследуемой рукописи и на основе этих признаков формирует свой вывод по поставленным ему вопросам.

Более того, согласно А.Н. Охлупиной, даже один и тот же признак разные эксперты могут описывать по-разному. А если смотреть на ситуацию глобально, то можно убедиться, что практически в любой стране/регионе, где почерковедение развито и активно используется в судопроизводстве, существует своя система общих и частных признаков почерка. Это связано с тем, что система письменности в каждой стране имеет свои особенности, которые необходимо учитывать в экспертном исследовании. Однако такое разнообразие методических подходов к изучению и анализу рукописей негативно сказывается на стандартизации в области почерковедения и СПЭ, что особенно актуально в условиях глобализации и информатизации; под влиянием этих процессов судебно-экспертные учреждения большинства стран мира стремятся прийти к единобразию по указанным выше вопросам. Примером тому служит разработка и внедрение множества стандартов и методических рекомендаций, направленных на унификацию и совершенствование практики производства судебно-почерковедческих экспертиз [3–5].

Ситуацию осложняет и постепенное внедрение современных компьютерных технологий, а именно – искусственных нейронных сетей (далее – ИНС) для исследования почерка. С одной стороны, интеграция этих технологий является позитивным трендом, так как, по мнению некоторых авторов, они способны повысить объективность исследований, проводимых экспертом-почерковедом. Это, в свою очередь, позволит значительно снизить вероятность возникновения экспертной ошибки. Также использование ИНС в перспективе может значительно сократить время, необходимое эксперту для исследования, так как некоторые рутинные задачи, такие как написание заключения, составление фототаблицы, проведение предварительного исследования и т. п., могут быть автоматизированы.

Как показывает анализ публикационной активности, на данный момент тема интеграции ИНС в СПЭ крайне актуальна, и количество предложенных разными специалистами технических решений, проектов

методик и иных подобных разработок исчисляется десятками. Кроме того, в настоящее время исследование почерка входит в сферу интересов не только криминалистики и судебной экспертизы, но и биометрии<sup>1</sup>. Причем последняя, как будет показано ниже, располагает еще большим числом возможных решений для совершенствования технологий анализа почерка.

Из-за такого многообразия экспериментальных методов сложно выбрать наиболее эффективные подходы к решению задач судебно-почерковедческой экспертизы с использованием компьютерных технологий и нейросетей. Потенциально можно было бы применять различные методы, алгоритмы, технические решения и т. п. Однако, как отмечалось ранее, это отрицательно сказывается на стандартизации экспертных исследований – процедуре, необходимой для обеспечения единства и сопоставимости результатов, получаемых разными исследователями, а также для того, чтобы гарантировать достоверность и надежность выводов эксперта-почерковеда.

Целью данной работы является глубокий анализ зарубежного опыта внедрения и

применения ИНС для решения задач СПЭ. Изучение опыта других стран в этой области позволит не только почерпнуть новые идеи и решения для ряда актуальных проблем, но и избежать некоторых возможных ошибок. Следует также помнить о различиях в системах письменности в разных странах, в связи с чем идеи и рекомендации по использованию ИНС в экспертном исследовании почерка, предложенные в одной стране, могут оказаться совершенно неэффективными в других странах, даже если они полностью научно обоснованы.

### **Краткая история и современные тенденции применения компьютерных технологий в исследовании почерка разных стран**

Изучением почерка занимается не только почерковедение, но и биометрия. Причем исторически сложилось так, что компьютерные технологии для анализа почерка начали активно разрабатывать именно в рамках последней, а не в криминалистике или судебной экспертизе<sup>2</sup>. Особенно заметно эта практика проявляется на примере европейских и североамериканских стран. Более подробно хронология этого вопроса отображена в таблице 1.

<sup>1</sup> Здесь и далее под термином «биометрия» (*biometrics*) мы подразумеваем научную область, занимающуюся разработкой систем автоматического распознавания людей, основанных на биологических и поведенческих характеристиках. Это уточнение необходимо, поскольку всеобъемлющий термин «биометрия» (*biometry* – биостатистика) означает раздел статистики, который применяет статистические методы к широкому спектру тем в биологии. Подробнее см. [6].

<sup>2</sup> В отечественной практике наблюдается обратная ситуация – первые работы по внедрению компьютерных технологий для исследования почерка в рамках криминалистики появились в 1960-х гг. [7], тогда как биометрическое направление получило свое развитие только к концу 1990-х [6, 8].

**Таблица 1.** Краткая история появления и внедрения биометрических технологий для идентификации и верификации лиц по почерку

**Table 1.** A brief history of occurrence and implementation of biometric technologies for identification and verification of individuals by handwriting

Временной период	Событие/исследование
1950–1970-е гг.	По объективным причинам США становится одним из мировых экономических центров. Следствием этого стало повышение благосостояния граждан страны, что способствовало увеличению их покупательской способности. В итоге это приводит к проблемам в финансовой системе, вызванным большими объемами обработки бумажных платежей [9, 10].
1960–1970-е гг.	Активно развиваются средства компьютерной техники, появляются первые системы электронного ввода – стилусы, графические планшеты и иные схожие устройства [11]. Данные разработки привлекают внимание финансового сектора, поскольку предполагается, что эти технологии позволят хранить биометрические данные клиентов в электронном виде и использовать их для проведения идентификации и верификации личности [10].

Таблица 1. Окончание

Временной период	Событие/исследование
Середина 1960-х гг.	Появляются первые биометрические системы проверки подписей, выполненных при помощи стилуса [12–14]. В последующие годы число подобных работ увеличивается.
Середина – конец 1980-х гг.	Согласно исследованию Р. Пламондона, биометрия располагает десятком методов и подходов к идентификации/верификации личности по почерку [14]. Проводится первая стандартизация и классификация этих подходов. Некоторые из разработанных систем активно используются в коммерции, особенно в банковской сфере [10]. Параллельно с этим криминалистика только начинает интересоваться возможностью исследования рукописей подобными методами [4].
Конец 1980-х гг. – середина 1990-х гг.	Появляются первые работы по использованию искусственных нейронных сетей для идентификации и верификации личности по почерку [15].
Середина 1990-х – начало 2000-х гг.	Создаются первые программные комплексы по исследованию почерка, которые впоследствии внедряются в практику экспертов-почерковедов [4, 16]. Вместе с этим, согласно отчету Американской ассоциации банкиров, к 2000 г. 57,6% банков с активами от 5 до 50 миллиардов долларов и 100% банков с активами более 50 миллиардов долларов использовали специальные компьютерные программы для поддержки процесса проверки подлинности подписи [10].
Середина 2000-х гг. – настоящее время	Биометрические методы и подходы становятся доминирующими при исследовании почерка при помощи компьютерных технологий [17–19].

В целом, можно привести несколько факторов, способствовавших активной разработке и применению компьютерных технологий для исследования почерка именно в биометрии.

1. Как указывает А.И. Иванов, биометрия сосредоточена преимущественно на: «... изучении способов измерения различных параметров человека с целью установления сходства (различий) между людьми и выделения одного конкретного человека из множества других людей» [20, с. 180]. Вполне очевидно, что акцент в приведенном определении делается на количественные признаки исследуемых данных. Такие характеристики проще всего выявлять и изучать с помощью математического аппарата и, в частности, компьютерных алгоритмов. Таким образом, биометрия более тесно связана с передовыми компьютерными технологиями, нежели криминалистика и судебная экспертиза.

2. Несмотря на заинтересованность возможностями криминалистического исследования почерка, общественность

и юридическое сообщество многих зарубежных стран практически всегда скептически относились к выводам экспертов-почерковедов и методам, которые они использовали. В подтверждение этого в таблице 2 мы отразили некоторые исследования и прецеденты, в которых научная обоснованность методов судебно-почерковедческой экспертизы подвергалась сомнению. Помимо этого, негативную окраску судебно-почерковедческой экспертизе придают «специалисты» в области графологии, которых привлекают в качестве свидетелей-экспертов в судебный процесс. Как указывают Р. Хубер и А. Хедрик, из-за особенностей государственной политики США и Канады судебных экспертов государственных структур обычно запрещено привлекать к участию в судебных разбирательствах по гражданским делам. Из-за этого адвокаты сторон вынуждены обращаться к услугам графологов, заключения которых зачастую становятся предметом многочисленных споров [31].

**Таблица 2.** Некоторые исследования и прецеденты,  
в которых судебно-почерковедческая экспертиза подвергалась сомнениям  
**Table 2.** Series of studies and precedents where forensic handwriting examination findings were brought into question

Временной период	Событие/исследование
1989 г.	Д. Райзингер, М. Денбо и М. Сакс при помощи данных Фонда криминалистических наук установили, что за период с 1984 по 1987 гг. эксперты-почерковеды в ходе тестирований приходили к верным выводам только в 45% случаев. Неверные результаты были получены в 32% случаев. Во всех остальных случаях были даны «неубедительные выводы» (inconclusive answers) – вероятностные выводы или выводы в форме НПВ (решить поставленный вопрос не представилось возможным) [21].
1995 г.	Адвокат ответчика в деле «US v. Starzecryzel» попытался оспорить результаты судебно-почерковедческой экспертизы. Ссылаясь на статьи нескольких профессоров в этой области, а также на «Стандарты Дауберта» <sup>3</sup> , он призывал суд исключить из дела соответствующие показания эксперта, поскольку экспертиза почерка, по его мнению, в принципе не соответствует критериям, установленным этими стандартами [23].
2009 г.	Национальная академия наук США (The National Academy of Sciences – NAS) в своем докладе указывает, что, хотя экспертиза почерка имеет определенную доказательственную ценность, ее научная основа требует доработки и совершенствования [24].
2012 г.	Одна из сторон в деле «Pettus v. US» обращается в апелляционный суд, чтобы оспорить результаты судебно-почерковедческой экспертизы, утверждая, что подобные исследования не имеют под собой научной основы, ссылаясь при этом на доклад NAS [25].
2016 г.	Дж. Келер в своем экспериментальном исследовании выясняет, что, по мнению опрошенных им присяжных заседателей, вероятность экспертной ошибки при сравнении почерка составляет 1 на 100 тысяч <sup>4</sup> [26].
2016 г.	Совет Президента США по науке и технологиям в своем докладе указывает, что применение методов сравнения <sup>5</sup> в почерковедении представляется ненадежной практикой, так как неясно, насколько они являются точными и воспроизводимыми. В отчете также упоминается исследование Дж. Келера и указывается, что реальная цифра ошибочных заключений скорее всего выше [27].
2019 г.	Бинг Ли и Нянь Ли обнаружили, что в Китае за период с 2010 по 2019 гг. по меньшей мере в случае 37 гражданских дел стороны выражали сомнение в достоверности результатов судебно-почерковедческой экспертизы [28].
2022 г.	Исследователи Национальной службы судебной экспертизы Республики Корея в ходе эксперимента установили, что эксперты-почерковеды допускают ошибки в 10,42% случаях при единоличных исследованиях и 1,67% – при коллегиальных. У неспециалистов эти показатели составляют около 50%. В то же время эксперты в большей степени склонны давать «неубедительные выводы»: 33,33% при единоличном решении поставленной задачи и 68,33% – когда работает комиссия экспертов. У неспециалистов этот показатель составляет 25% [29].

<sup>3</sup> Стандарты Дауберта – правила доказывания, касающиеся допустимости показаний свидетелей-экспертов. Были сформулированы в трех делах Верховного суда США: «Daubert v. Merrell Dow Pharmaceuticals, Inc.», «General Electric Co. v. Joiner», «Kumho Tire Co. v. Carmichael» [22]. Эти стандарты включают правило «привратника», требование актуальности и достоверности показаний, а также определение научного знания через научный метод и методологию. Несмотря на то, что эти стандарты применимы только в американском праве, во многих научных исследованиях их приводят в качестве примера критерии, по которым должно оцениваться любое экспертное заключение.

<sup>4</sup> Для сравнения, согласно данным этого же исследования, по мнению присяжных, число ошибочных заключений по исследованию ДНК составляет 1 на 1 миллиард, тогда как при исследовании следов рук эта цифра составляет 1 на 5,5 миллиона.

<sup>5</sup> В отчете под сравнением подразумевается метод сравнения путем сопоставления признаков.

**Таблица 2.** Окончание

Временной период	Событие/исследование
2022 г.	В ходе экспериментов специалистами из ФБР и компании «Noblis» было выявлено, что из 86 участников 42 сделали хотя бы одно ошибочное заключение, что составляет 3,1% от общего числа исследований, проведенных экспертами. Кроме того, при повторных исследованиях только 68% участников смогли в точности повторить свои предыдущие выводы. Также было проведено сравнение выводов разных экспертов. Результаты показали, что только в 40,4% случаев выводы были полностью сопоставимы, а в 84,5% – в пределах $\pm 1$ вывода [1].
2024 г.	Ученые из Лозаннского университета Швейцарии установили, что, хотя эксперты-почерковеды допускают меньше ошибок, чем неспециалисты ( $2,50 \pm 1,55\%$ против $19,55 \pm 7,05\%$ ), примерно в 20% случаев они склонны делать «неубедительные выводы» ( $21,96 \pm 23,15\%$ против $8,13 \pm 7,96\%$ ) [30].

Справедливости ради отметим, что в настоящее время у юристов и общественности сложилось более четкое понимание того, что представляет собой криминалистическое исследование почерка и чем оно отличается от графологии. Кроме того, процесс экспертных исследований почерка стал более строгим и регламентируется с помощью различных стандартов и методических требований [3–5]. Поэтому в настоящее время обычно не возникает сомнений в том, что почерковедение относится к области специальных знаний, и что результаты экспертизы почерка могут служить источником доказательной информации по делу. Однако это не отменяет проблему субъективности этого вида криминалистической экспертизы, что подтверждается количеством «неубедительных выводов», выявленных в недавних исследованиях (табл. 2). Как следствие, определенное недоверие к СПЭ по-прежнему остается.

3. В 1960–1970-х годах крупный бизнес, особенно банковская сфера, столкнулся с серьезными трудностями при обработке бумажных платежей. В частности, повышение финансовой активности граждан и различных организаций продемонстрировало необходимость автоматизации некоторых бизнес-процессов, включая проверку подлинности подписей в документах. Одновременно с этим начали развиваться различные компьютерные технологии, включая системы электронного ввода рукописей в память компьютера. На тот момент криминалистика не обладала достаточным методологическим аппаратом для исследования подобных цифровых объектов, а научные основы почеркове-

дения, как мы определили ранее, в целом были развиты достаточно слабо. В итоге наиболее эффективным и экономически выгодным способом решения перечисленных проблем стало создание различных программных комплексов, особенно предназначенных для оперативной проверки подлинности рукописей. Стоит заметить, что крупные компании не рассчитывали на помощь государства и судебной системы в решении этих вопросов, поскольку считали правовую систему не соответствующей актуальным запросам бизнес-среды [10]. В настоящее время во многом сохраняется тенденция разработки и использования для анализа рукописей именно биометрических программных комплексов.

Таким образом, совокупность указанных причин привела к тому, что зарубежное почерковедение в последнее время по большей части стало интегрировать уже готовые подходы и методы исследования почерка из биометрии, а не разрабатывать свои собственные системы. Это подтверждается различными обзорными исследованиями, современными научными публикациями по данной теме, а также материалами международных конференций и симпозиумов [14, 15, 17–19]. В настоящее время можно выделить три базовых основания для классификации современных компьютерных программ и алгоритмов анализа почерка, которые мы представили в таблице 3<sup>6</sup>.

<sup>6</sup> Центральным основанием в рамках этой классификации является тип анализируемых данных. Поэтому дальнейший обзор практики применения искусственных нейронных сетей для исследования почерка будет сосредоточен вокруг этого основания для классификации.

**Таблица 3.** Основные подходы к исследованию почерка при помощи компьютерных технологий<sup>7</sup>**Table 3.** Basic approaches to handwriting examination using computer technology

Основание для классификации	Наименование подхода и его суть
По типу исследуемых данных	<p><i>Online</i>-исследование почерка – базируется на анализе рукописей, выполненных с помощью электронных устройств (стилус, графический планшет и т. п.). Данный подход иногда называют «динамическим исследованием почерка», так как в рамках этого процесса алгоритм преимущественно анализирует динамические признаки почерка, зафиксированные устройством в процессе выполнения рукописи. К ним относятся время выполнения отдельных элементов, сила и дифференциация нажима и т.п. В настоящее время описанный подход признается исследовательским сообществом наиболее эффективным.</p> <p><i>Offline</i>-исследование почерка – в рамках этого направления алгоритмы анализируют оцифрованное изображение рукописного текста или подписи, хранящееся в памяти компьютера. Оно считается менее эффективным по сравнению с <i>online</i>-исследованием почерка, так как программа работает только со статическими характеристиками, такими как геометрические особенности элементов, соотношение их длин и т.д. Однако, несмотря на это, <i>offline</i>-исследование почерка вызывает наибольший интерес у исследователей, поскольку даже в эпоху массовой цифровизации документооборота рукописи на бумажном носителе по-прежнему остаются весьма популярными.</p>
По типу решаемых задач <sup>8</sup>	<p><i>Идентификация (классификация)</i><sup>9</sup> – алгоритмы этого направления основаны на предположении, что в базе данных имеются образцы почерка истинного исполнителя исследуемой рукописи. Таким образом, цель программы состоит в том, чтобы правильно отнести исследуемую рукопись к конкретному исполнителю из этой базы данных, то есть произвести сравнение по принципу «один ко многим». В качестве прогноза подобная система может предоставить, например, ранжированный список потенциальных исполнителей, начиная с наиболее вероятного и заканчивая наименее вероятным.</p> <p><i>Верификация</i> – алгоритмы в рамках данного подхода производят сравнение, осуществляемое по принципу «один к одному». Иными словами, система сравнивает между собой исследуемую рукопись, исполнитель которой неизвестен, с каким-либо контрольным образцом почерка предполагаемого исполнителя. Результатом такого сравнения является прогноз о том, насколько схожи или различны два сравниваемых объекта.</p>

<sup>7</sup> Составлено на основе источников [14, 15, 17, 19, 32, 33].<sup>8</sup> Диагностические задачи не указаны намеренно, поскольку этот пласт задач требует дополнительного изучения.<sup>9</sup> Здесь и далее по тексту используется термин «идентификация» в его биометрическом значении, то есть как процесс сравнения по принципу «один ко многим» (см. табл. 3). Приведенное понятие отличается от того, которое принято в криминалистике и судебной экспертизе. Поэтому, когда будет идти речь о процессе идентификации в этих областях, будет использован термин «криминалистическая идентификация».

Таблица 3. Окончание

Основание для классификации	Наименование подхода и его суть
По типу сегментации	<p><b>Текстозависимый (Text-Dependent)</b> – подход, который предполагает изучение рукописей в целом, без их сегментации. Такой способ анализа считается более точным и требует меньшего количества образцов почерка для эффективной работы. Однако данный подход обладает меньшей гибкостью, поскольку содержание текстов и/или записей во всех образцах должно быть идентичным.</p> <p><b>Текстонезависимый (Text-Independent)</b> – в отличие от текстозависимого подхода является менее точным, однако обладает большей гибкостью в использовании. Достигается это за счет сегментации исходной рукописи на отдельные символы, группы символов и их элементы. Это позволяет алгоритму обобщить информацию о почерке, что способствует использованию его для анализа любых образцов почерка, независимо от их содержания.</p>

Однако это не единственные основания для классификации. Так, особняком в этой системе стоят искусственные нейронные сети – центральная тема настоящей работы. Впервые они были использованы для анализа почерка и решения связанных с ним задач идентификации и верификации исполнителя в конце 1980-х годов [15]. Сегодня ИНС стали доминирующим инструментом для изучения почерка и анализа данных, потому многие исследователи используют их как основу для своих методических разработок. Причинами такой высокой популярности нейросетей во многом стали:

- использование более совершенных средств компьютерной техники (развитие графических и тензорных процессоров, а также различных программных средств и языков программирования позволило проводить большие объемы параллельных вычислений за короткое время);

- универсальность: благодаря методу обратного распространения ошибки и другим подходам к созданию и обучению<sup>10</sup> нейронных сетей их можно применять для решения самых различных задач.

Последнее можно проследить на примере работ, относящихся к периоду начала использования нейросетей для решения задач идентификации/верификации человека по его почерку. Наиболее интересные из них приведены в обзорном исследовании 1993 г. Р. Пламондона [15]. Благодаря такой

универсальности ИНС можно использовать в качестве базовой вычислительной структуры алгоритма/программы и средства анализа данных. Они могут быть интегрированы для решения задачи верификации пользователя, позволяют анализировать как цифровые рукописи, так и оцифрованные изображения и т. д. Собственно, это послужило основанием выделения их в отдельную категорию подходов к автоматизации решения задач судебно-почерковедческой экспертизы, поскольку ИНС могут применяться в рамках любого из ранее упомянутых подходов (что будет более подробно рассмотрено ниже).

Преимущество ИНС состоит в том, что они не требуют длительной настройки и адаптации под решаемую задачу. Достаточно выбрать приемлемую архитектуру, собрать необходимое количество обучающих данных и произвести их разметку<sup>11</sup>. В отличие от «классических» алгоритмов, где исследователь должен заранее определить характеристики, которые будет анализировать компьютерная система, а также описать правила их обработки и принятия решений, ИНС могут использовать как заранее определенные признаки, так и необработанные данные. При этом, независимо от типа используемых данных, правила их анализа формируются автоматически в процессе обучения нейронной сети, что де-

<sup>10</sup> В контексте искусственных нейронных сетей и машинного обучения «обучение» формально описывается так: «...компьютерная программа обучается на опыте E относительно некоторого класса задач T и меры качества P, если ее качество на задачах, принадлежащих T, измеренное в соответствии с P, улучшается с увеличением опыта E» [34, с. 2].

<sup>11</sup> Справедливости ради отметим, что создать и обучить искусственную нейронную сеть, которая может точно и надежно решать определенную задачу, по-прежнему не просто. Однако, благодаря широкому спектру доступных сегодня программных средств машинного обучения и разработки нейронных сетей, эта задача становится гораздо более реальной, и уже появляются соответствующие экспериментальные проекты.

лаает систему в значительной степени автономной.

По этой причине нейросети и их постепенная интеграция создали необходимость в новом основании для классификации алгоритмов исследования почерка – интерпретируемости. Подробнее вопрос интерпретации результатов работы ИНС мы рассмотрим далее. Однако, как ясно из приведенного выше, весь процесс анализа признаков происходит внутри самой нейросети, то есть подобная система сродни «черному ящику». Из-за этого стороннему наблюдателю в виде эксперта-почерковеда и программиста может быть неясно, какие закономерности легли в основу прогноза программы. Это обстоятельство порождает дискуссии относительно того, можно ли применять нейронные сети в реальной экспертной работе и как это можно осуществить с методологической и организационно-правовой точек зрения.

### **Использование нейронных сетей в online-исследовании почерка**

Online-исследование почерка сегодня признается многими исследователями наиболее эффективным методом биометрической идентификации и верификации личности по рукописному тексту, и в области биометрии и отчасти криминалистики существует множество методов, которые можно использовать для решения этих задач. Среди них можно выделить метод опорных векторов (Support Vector Machine – SVM), различные алгоритмы кластеризации, такие как метод К-средних, а также алгоритм динамической трансформации временной шкалы (DTW-алгоритм). Стоит упомянуть и метод сопоставления по шаблонам и искусственные нейронные сети, которые в последнее время стали применять еще более активно.

К примеру, исследователи из Института автоматизации Китайской академии наук (Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences – CASIA) для решения задач идентификации автора цифрового рукописного текста использовали двунаправленную сеть с долгой краткосрочной памятью (Long Short-Term Memory Network – LSTM)<sup>12</sup> [35].

---

<sup>12</sup> Двунаправленная нейронная сеть – подход, в котором используются две рекуррентные нейронные сети или нейросети с похожей архитектурой. Одна из этих сетей обрабатывает входную последовательность в прямом направлении, а другая – в обратном. Благодаря этому система получает доступ к информации как о предыдущих элементах последовательности, так и о будущих.

Проектируя свой способ идентификации, они руководствовались следующими положениями.

Поскольку цифровая рукопись представляет собой набор координат положения пера в разные моменты времени, значит, все эти данные можно рассматривать как набор упорядоченных определенным образом элементов, то есть последовательность. Раз координаты являются последовательностью, то для их анализа лучше всего использовать нейросетевые архитектуры, которые наиболее эффективны для работы с таким типом данных. В настоящее время к таким архитектурам относятся рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Networks – RNN), включая LSTM и другие их модификации, а также нейросети с архитектурой Transformer<sup>13</sup> либо иные схожие системы.

Стоит учесть, что вышеописанную последовательность из-за ее длины неэффективно полностью загружать в нейросеть, так как это может отрицательно повлиять на точность прогноза. Чтобы решить эту проблему, авторы разделили все данные на случайные гибридные штрихи (Random hybrid strokes – RHS). Каждый RHS представляет собой случайно выбранную короткую последовательность всех данных, которая содержит информацию как о реальном движении пера, так и о «воздушных штрихах/линиях».

«Воздушные штрихи/линии» – еще один тип данных, который использовали специалисты в своей работе. Такие штрихи возникают из-за того, что некоторые (особенно современные) графические планшеты очень чувствительны к положению электронного пера и могут фиксировать его даже тогда, когда оно еще не касается поверхности экрана. Программное обеспечение устройства не отображает эти штрихи визуально, однако они сохраняются в его памяти. На основе этой информации, было выдвинуто предположение, что фальсифицировать такие штрихи крайне сложно, а значит, у них может быть высокая идентификационная значимость.

Таким образом, алгоритм анализа данных, предложенный специалистами из CASIA, можно описать следующим образом:

---

<sup>13</sup> Transformer – особая архитектура нейронной сети, в которой для анализа информации используются модули с механизмом внимания (Attention). Подробнее об Attention и Transformer см. работу «Attention is all you need» [36].

1. Исходная цифровая рукопись разбивается на множество гибридных штрихов, представляющих собой последовательность координат электронного пера в разные моменты времени.

2. Из всех полученных данных выбирается случайное множество RHS.

3. Каждый RHS по отдельности обрабатывается нейросетевой моделью, которая в качестве выходного результата формирует гистограмму апостериорных вероятностей, отражающую вероятности принадлежности этого фрагмента рукописи разным потенциальным исполнителям.

4. Все полученные гистограммы для каждого из RHS усредняются, чтобы сформировать итоговый прогноз на основе ансамбля – метод, в котором результаты, полученные от одной или нескольких моделей, объединяются в один, который считается наиболее точным.

В процессе обучения нейросети была достигнута высокая точность: 100% при наборе данных англоязычных текстов и 99,46% – для текстов, выполненных китайскими иероглифами. Благодаря использованию ансамблевого метода принятия решений удалось добиться частичной интерпретируемости всей системы. Это позволило провести градацию штрихов в зависимости от степени их влияния на итоговый прогноз, то есть наглядно показать, насколько уверенно нейросеть идентифицирует исполнителя текста по тому или иному штриху. При этом наибольшей идентификационной значимостью обладали как раз «воздушные штрихи/линии», что подтвердило ранее выдвинутое предположение о сложности их фальсификации.

LSTM также применяли в разработке специалистов из Лаборатории биометрии и анализа паттернов данных Высшей политехнической школы Мадридского автономного университета [37]. Здесь в качестве исходных данных использовали не только координаты положения пера, но и иные биометрические параметры, такие как угол наклона и степень давления пера, радиус кривизны и т. п., кроме того, применяли архитектуру сиамской нейронной сети (Siamese Neural Network – SNN). Особенностью SNN является то, что в ней используются две идентичных друг другу нейросети с общими обучающими параметрами. Это позволяет системе не прогнозировать, кто из предполагаемых исполнителей создал исследуемую рукопись, а определять степень сходства двух

пар исследуемых образов данных. Условно говоря, такая система потенциально может сравнить контрольный образец подписи, исполнитель которой достоверно известен, с исследуемой подписью, исполнителя которой необходимо определить. Иначе говоря, нейронная сеть решает задачу уже не идентификации, а верификации личности.

Стоит заметить, что система не сравнивает эти подписи напрямую. Сличаются между собой вектора, которые были получены при обработке признаков цифровой рукописи нейросетью. При этом критерии сравнения могут быть практически любыми. Например, одним из часто используемых критериев является евклидово расстояние между объектами в N-мерном пространстве. Если два объекта похожи друг на друга (относятся к одному классу), то векторы, описывающие эти объекты, будут находиться на минимальном расстоянии. В противном случае это расстояние будет увеличиваться с ростом степени различия.

При этом обучение такой системы происходит аналогично обычным нейронным сетям с использованием метода обратного распространения ошибки. Единственное отличие заключается в критерии ошибки, который представляет собой заранее выбранную исследователем меру сходства сравниваемых объектов.

Используя описанный подход, авторы рассматриваемой работы смогли достичь значения неверного срабатывания алгоритма в 6,44% и 5,58% EER<sup>14</sup> для случаев 1vs1 и 4vs1<sup>15</sup>. Также ими было отмечено, что нейросетям с архитектурой SNN требуется меньше данных для обучения<sup>16</sup>.

Исходя из вышесказанного, можно проследить, насколько часто RNN, LSTM и иные схожие архитектуры нейронных сетей используются при исследовании цифровых рукописей. Однако существуют и другие способы их анализа. К примеру, исследовательская группа из Университета Сфакса решила использовать более «классический

<sup>14</sup> Коэффициент EER (равный уровень ошибок) – это коэффициент, при котором значение ошибок I и II рода (ложноподозрительный и ложноположительный результаты) эквивалентны. Чем ниже коэффициент EER, тем выше точность биометрической системы.

<sup>15</sup> Под 1vs1 и 4vs1 следует понимать следующие виды сравнений: 1) сравнение одной подписи, исполнитель которой известен, с исследуемым образцом; 2) сравнение четырех подписей, исполнитель которых известен, с одним исследуемым образцом с последующим вычислением среднего значения для более точного результата.

<sup>16</sup> Однако обучать подобные системы сложнее, поскольку необходимо производить больше вычислений.

подход» при выборе архитектуры нейросети и сконцентрировать свое внимание на процессе предварительной сегментации и кодирования биометрических признаков почерка [38].

В качестве основных биометрических характеристик были выбраны: скорость выполнения штрихов, их траектория и геометрическая форма. Эти параметры рассчитываются на основе импульсов, которые возникают в процессе написания рукописи. Данные импульсы отражают начало или завершение циклов ускорения, замедления и торможения движений. Все эти циклы можно описать в виде функции и представить на графике, где импульсы будут отображаться в виде локальных минимумов и максимумов этой функции. В рассматриваемой работе для моделирования скорости выполнения штрихов использовали бета-функцию, а для анализа геометрических характеристик – эпилептический график. Определяя локальные и глобальные минимумы бета-функции, исследователи при помощи алгоритма поделили всю рукопись (в данном случае – отдельные символы) на сегменты. Из этих сегментов были извлечены различные параметры, такие как длительность бета-импульса, бета-амплитуда импульса, угол наклона главной оси эллипса и так далее. Всего было выделено 14 признаков: 7 признаков скорости выполнения штрихов и 7 признаков, характеризующих их геометрию.

После этого была осуществлена предварительная классификация сегментов на 4 группы: сегменты в начале, сегменты в середине, сегменты в конце и изолированные сегменты. После каждого сегмента в виде вектора подавался на нейронную сеть, состоящую из двух автоэнкодеров<sup>17</sup> и классификатора с функцией активации softmax. Таким образом, процесс обучения сети и обработки данных был разделен на 3 этапа:

1. Первый автоэнкодер применялся к векторам признаков сегментов и извлекал из него первичное представление об этих сегментах.

2. Первичное представление обрабатывалось как входное вторым автоэнкодером для получения вторичного представления.

3. Вторичное представление подавалось в классификатор с функцией активации softmax, который формировал прогноз.

Важно отметить, что в этой системе только классификатор обучается с использованием целевого набора данных. Автоэнкодеры же в силу своих особенностей обучаются самостоятельно на основе входных данных. В ходе экспериментов с разработанной системой удалось достичь средней точности в 98,5% при решении задачи идентификации на различных наборах данных.

Также предлагаются решения с использованием сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks – CNN). Например, специалисты из Колледжа электронной и информационной инженерии Южно-Китайского технологического университета применили глубокую сверточную нейронную сеть для анализа отдельных сегментов иероглифов и латинских символов [39]. По этим сегментам они провели идентификацию исполнителя цифровой рукописи, используя ранее описанный ансамблевый метод. Процесс сегментации штрихов был основан на точках изгиба, то есть на местах, где направление письма резко меняется. Благодаря такому подходу удалось добиться высокой точности прогнозирования: 95,72% для текстов на китайском языке и 98,51% – для англоязычных.

Наконец, в последнее время стали появляться гибридные подходы, которые объединяют в себе несколько архитектур нейросетей. В частности, исследователи из Школы данных и компьютерных наук Университета Чжуншань имени Сунь Ятсена использовали в качестве базовых вычислительных блоков такие нейронные сети как CNN и LSTM, а также разработали собственную нейросеть с механизмом внимания (Attention) [40]. Авторы справедливо отметили, что в настоящее время существует тенденция упрощения биометрических паролей. Связано это с более активным использованием смартфонов в качестве альтернативы графическим планшетам. Из-за этого во вводимых данных содержится не так много потенциально полезной информации, и специалисты постарались с помощью разных нейронных сетей извлечь из них максимально возможное число полезных признаков. В качестве исходных данных была использована последовательность координат цифровых букв, введенных на экране смартфона. Предложенная модель

<sup>17</sup> Автоэнкодер – это особый тип нейронной сети, который стремится воспроизвести входные данные на выходе. В силу ряда технических и структурных ограничений такая сеть не может точно скопировать исходные данные, поэтому учится восстанавливать их. Этот процесс помогает находить скрытые закономерности и представления в анализируемой информации.

для извлечения признаков состояла из нескольких блоков:

1) одномерного сверточного кодировщика с несколькими ветвями;

2) двунаправленной LSTM, также с несколькими ветвями;

3) блока иерархического объединенного внимания (Hierarchical Attention Pooling – HAP), который, в свою очередь, состоит из следующих модулей: «Внимание к стилю письма» (Writing Style Attention – WSA), «Внимание к темпу письма» (Writing Temporal Attention – WTA), «Внимание к письму в целом» (Letter Attention – LA).

Процесс обработки данных нейросетью с подобной архитектурой происходит по следующей схеме.

1. В каждом символе/букве выбирается  $N$  количество сегментов, каждый из которых анализируется одной ветвью, представленной одномерным сверточным кодировщиком. Надо заметить, что подобный кодировщик обрабатывает определенные сегменты во всех буквах/символах в биометрическом пароле, то есть идет анализ сразу всей последовательности данных, что позволяет проводить некоторое обобщение.

2. После нормализации закодированные сегменты используются в качестве входных данных для двунаправленной LSTM, в которой они анализируются в совокупности и где высчитывается значимость того или иного признака/сегмента.

3. Полученные признаки передаются в механизм Attention – HAP. Там они последовательно обрабатываются 3 модулями внимания по следующей схеме: «Сначала HAP (модуль WSA – прим.) объединяет различные стили написания входной траектории письма. Затем он выполняет временное объединение внимания (модуль WTA – прим.), чтобы выбрать отличительные сегменты для временного объединения. Наконец, HAP объединяет (модуль LA – прим.) все входные буквы в компактное описание признаков в соответствии с надежностью букв» [40, с. 1398].

Такой подход позволил не только создать высокоточную нейросетевую модель (порядка 90% точности и выше на различных наборах данных), но и частично интерпретировать полученные результаты. В частности, были визуализированы те сегменты букв и символов, которые, как предполагается, наиболее точно характеризовали конкретного исполнителя рукописи.

### Offline-исследование почерка и нейронные сети

Как отмечают исследователи с Факультета компьютерных наук и информационных технологий Малайского университета, в последние годы при offline-исследовании почерка в большинстве случаев используются нейронные сети [41]. Это неудивительно, ведь в случае online-исследования программа имеет доступ к информативным динамическим характеристикам почерка, которые хорошо структурированы и формализованы. Это позволяет сделать программу для их анализа сравнительно простой и хорошо формализованной даже без использования нейросетей. При работе с оцифрованными изображениями создать программу по «базовым» принципам программирования достаточно сложно, поскольку необходимо заранее выявить и описать те признаки почерка, которые алгоритму предстоит анализировать. Собственно, по этой причине искусственные нейронные сети стали так популярны при offline-исследованиях. Как показано выше на примере динамического подхода, ИНС способны самостоятельно выявлять скрытые закономерности в данных и использовать их для прогнозирования.

Так, наиболее простым и уже ставшим основным способом идентификации исполнителя по его почерку в рамках offline-подхода является применение сверточных нейронных сетей. Нейросети подобной архитектуры наиболее эффективны при работе с изображениями. Обычно такой анализ организован следующим образом:

1. Производится сканирование множества рукописей различных исполнителей и имитаций этих рукописей либо берется готовый набор данных наподобие CEDAR, ICDAR 2011 SigVer и GPDS150.

2. Полученные изображения сегментируются на какие-либо фрагменты. Это могут быть отдельные символы, группа символов, либо просто случайная часть общего изображения определенной формы и размера. Исследование также может проводиться и без сегментации рукописей. Обычно так происходит в случаях, когда в качестве данных выступают подписи.

3. Подготовленные данные загружаются в сверточную нейронную сеть, которая на них обучается. Обычно архитектура такой сети состоит из нескольких сверточных блоков и полносвязного классификатора с

$N$ -количеством нейронов, где  $N$  – количество предполагаемых исполнителей.

Многие исследователи использовали подобную схему для решения задачи идентификации. Ниже приведем несколько примеров таких исследований.

Так, специалисты Факультета информационных технологий и вычислительной техники Исламского университета Азад применили несколько предварительно обученных CNN: Resnet-18, Resnet-34, Resnet-50, Resnet-101 и Resnet-152. Они заменили стандартный классификатор на свой собственный, предназначенный для идентификации исполнителя рукописи. В качестве данных использовали сегментированные строки арабского текста в виде небольших квадратных фрагментов, на которых происходило обучение сети. Средняя точность ИНС составила 99% [42].

На факультете компьютерных и информационных наук Токийского университета сельского хозяйства и технологий для обучения нейросети использовали изображения отдельных иероглифов, которые были случайным образом выбраны из всей рукописи. При этом алгоритм обрабатывал за одну итерацию не одно изображение, а кортеж из нескольких; это позволило выявить при помощи CNN признаки из множества изображений иероглифов, выполненных одним исполнителем, и объединить их. Было предложено несколько способов объединения признаков: усреднение, максимизация и усреднение методом К-средних, в результате была достигнута точность прогнозирования в 92,38% [43].

Специалисты лаборатории LASTID предложили интересный подход к сегментации. В качестве обучающих данных выступали как слова, так и отдельные фрагменты в виде символов и наборов символов. Для анализа сегментов использовали две ветви CNN: одна ветвь анализировала слова, другая – их фрагменты. Такой подход позволяет извлекать признаки почерка с разных уровней, объединять их и тем самым повышать точность системы. Собственно, благодаря этому методу исследователям удалось достичь точности принятия решения системой в 99,75% [44].

Следует отметить, что в перечисленных исследованиях для решения задачи идентификации исполнителя рукописи применяли тот или иной метод сегментации изображений. Это позволяет отнести данные

работы и алгоритмы, использованные в них, к классу текстонезависимых.

В то же время в некоторых исследованиях используется и текстозависимый подход. Например, П. Кумар и А. Шарма применили CNN для извлечения признаков почерка с разных уровней рукописного документа [45]. Чтобы повысить точность прогнозирования, был разработан механизм выбора регионов. Исследователи справедливо предположили, что некоторые участки изображения документа могут быть как очень информативными, так и совершенно бесполезными. Причем последние вполне могут оказывать негативное влияние на общую точность прогноза. По их замыслу, с помощью функции активации softmax, а также максимизации и минимизации признаков в отдельных участках документа (ячейках) алгоритм должен выбирать наиболее релевантные ячейки в конкретном сегменте документа на определенном уровне признаков. Итоговый прогноз рассчитывается на основе общего количества ячеек, которые характеризуют конкретного исполнителя. Предполагается, что чем больше ячеек соответствует конкретному автору, тем с большей вероятностью именно он создал исследуемую рукопись. Используя описанный подход, П. Кумар и А. Шарма обучили разработанную ими нейросеть решать задачу идентификации исполнителя большого текста с точностью 98,24%.

Заметим, что современные исследования не ограничиваются использованием только сверточных нейронных сетей. Например, Ш. Хеа и Л. Шомакер, помимо CNN, применяли и закрытый рекуррентный блок (Gated Recurrent Unit – GRU) – одну из модификаций RNN [46]. Предложенный ими подход основан на том, что сверточные блоки разбивают длинные текстовые строки на отдельные горизонтальные или вертикальные фрагменты, из которых извлекаются значимые признаки. GRU, в свою очередь, рассматривает эти признаки как последовательность, изучая которую система определяет исполнителя исследуемой рукописи. Описанный метод позволил сделать прогнозы с точностью 96,5%.

Нельзя не упомянуть и применение сиамских нейронных сетей для решения задачи верификации исполнителя рукописи. Подобную архитектуру в своих работах использовали специалисты Центра компьютерного зрения Автономного университета

Барселоны [47], а также В. Кумар и С. Сундарам [48]. Использование SNN позволило достичь высокой точности прогнозирования при решении задачи верификации – 85,5% и 86,78% соответственно.

Существуют и более оригинальные предложения. Например, Ван Сиоэ и Цзя Шицзе обратили внимание на то, что для обучения нейронной сети во многих исследованиях используются как оригинальные, так и сфальсифицированные рукописи [49]. Однако по объективным причинам не всегда возможно получить доступ к образцам, которые имитируют оригинальные изображения. Возникает вопрос, как обучать ИНС в таких условиях. Чтобы решить эту проблему, они предложили использовать генеративно-состязательную нейронную сеть (Generative Adversarial Network – GAN). Их замысел заключался в том, чтобы обучить дискриминатор распознавать оригинальные подписи исполнителя, в то время как поддельные изображения создаются генератором, который обучается максимально точно воссоздавать оригиналы. Именно на таких «поддельных» подписях дискриминатор учили отличать фальсификацию от настоящих подписей конкретных людей. Результаты экспериментов показали, что предложенный метод позволяет достичь высокой точности определения подлинности рукописи – 91,2%.

Последнее, на что следует обратить внимание, это работы, посвященные интерпретации получаемых нейросетью результатов. Этот вопрос, несмотря на интерес к нему у многих специалистов, на данный момент широко не исследовался.

Так, Хсин-Хсиунг Као и Че-Йен Вен использовали метод визуализации карт значимости [50], предложенный К. Симонян, А. Ведальди и Э. Зиссерман [51] для сверточных нейронных сетей. Суть данного способа интерпретации сводится к тому, чтобы на основе расчета производной полученного прогноза относительно входного изображения получить области, которые в наибольшей степени влияют на полученный результат. Иными словами, «... величина производной показывает, какие пиксели должны быть изменены в наименьшей степени, чтобы повлиять на оценку в наибольшей степени» [51, с. 2–4]. Было показано, что CNN после ее обучения на наборе «подлинных» и «поддельных» рукописей действительно использует некоторые закономерности почерка, а не сторонний шум изображения.

Было выдвинуто утверждение, что: «... поворотная точка и пересечение штрихов часто используются в качестве важной основы для проверки подписи» [50, с. 3726]. При этом не удалось определить, насколько сильно выявленные нейросетью закономерности коррелируют с теми признаками почерка, которыми пользуются эксперты-почерковеды в своей работе.

Исправить этот недостаток попытался М. Марциновский, предложив свою модель сверточной нейронной сети с максимальной степенью интерпретируемости [52]. Идея, лежащая в основе его работы, состоит в том, чтобы взять обычную сверточную нейронную сеть определенной архитектуры, к примеру VGG16, и заменить ее базовый классификатор на новый, состоящий из двух полносвязных слоев. Первый слой, принимающий информацию из сверточных слоев VGG16, состоит из 84 нейронов с сигмоидальной функцией активации. Каждый из этих нейронов соответствует определенному признаку почерка – по системе, предложенной Р. Хубером и А. Хедриком [31]. Предполагается, что каждый из нейронов будет выдавать значение «0» или «1», тем самым сигнализируя об отсутствии либо наличии соответствующего признака в исследуемой рукописи. Таким образом, итоговый вектор из этой последовательности «0» и «1» передается в выходной полносвязный слой, состоящий из N-нейронов, где N – число предполагаемых исполнителей, образцы почерка которых были предоставлены системе для обучения. Как итог, финальный вектор ИНС выдает в качестве результата: «... вектор нулей с единственной «1», которая соответствует рассматриваемому исполнителю (одна метка – идентификатор; множество классов – писатели)» [52, с. 1142]. Иными словами, идентификатор в виде «1» указывает на то проверяемое лицо, которое, как предполагается, является исполнителем исследуемой рукописи.

В ходе экспериментов М. Марциновскому удалось достичь точности 96–99%. Кроме того, он утверждал, что поставленная цель – интерпретация результатов, полученных с помощью нейросети, – была им достигнута, и даже продемонстрировал это путем применения метода визуализации карт значимости, который описывался ранее. В то же время автор резонно уточнил: «... можно утверждать, что модель выучила умеренное количество неизвестных признаков, которые действительно совпадают

по значению и частоте с характеристиками, которые мы определили. Эти признаки могут соответствовать характеристикам почерка или по крайней мере сильно коррелировать с ними» [52, с. 1145]. Иными словами, М. Марциновский сам не до конца уверен в том, что модель использует именно те признаки почерка, которые были заданы.

### **Актуальные проблемы использования искусственных нейронных сетей в судебно-почерковедческой экспертизе**

Приведенный перечень исследований не является исчерпывающим. В настоящее время публикуется множество работ, посвященных применению искусственных нейронных сетей для анализа почерка [32, 33, 41]. Тем не менее даже на основе этих публикаций можно сделать некоторые выводы о современном состоянии этого научного направления, тенденциях его развития и актуальных проблемах.

Прежде всего, хотелось бы еще раз подчеркнуть, что в настоящее время биометрические подходы в зарубежных странах являются доминирующими в области исследования рукописей (в том числе цифровых). Эти подходы и методы постепенно начинают набирать популярность и в нашей стране. В то же время, в рамках судебно-почерковедческой экспертизы и криминалистики только недавно началась разработка методологии изучения цифровых рукописей. К примеру, как отмечает Е.Р. Россинская, в связи с постепенным переходом на электронный документооборот и широким использованием цифровых рукописных подписей система признаков, которая в настоящее время существует в почерковедении, потребует своей актуализации, уточнения и дополнения для эффективного исследования подобных объектов [53].

В этой связи было целесообразно использовать некоторые теоретические положения и практический опыт биометрии по части исследования почерковых объектов цифровой природы. Использование «биометрического опыта», на наш взгляд, позволит существенно дополнить методологию судебно-почерковедческой экспертизы в области компьютерных технологий и применения количественных методов исследования рукописей, выполненных «традиционным» способом. Кроме того, использование биометрических систем может способствовать актуализации существующих количественных методик экспертного

исследования почерка, основанных на теории вероятностей и математической статистике, а также на измерении графических характеристик почерка.

Однако интеграция биометрических подходов в почерковедение и судебно-экспертную деятельность, на наш взгляд, сопровождается и некоторыми проблемами. Наиболее актуальными из них являются акцент научного сообщества на разработке систем, нацеленных на решение задачи биометрической идентификации, а также вопрос интерпретируемости результатов работы искусственных нейронных сетей.

Стоит еще раз уточнить, что в контексте судебно-почерковедческой экспертизы идентификация означает определение исполнителя рукописи. В биометрии же процесс идентификации в большей степени схож с классификацией, когда алгоритму необходимо отнести исследуемую рукопись к наиболее вероятному исполнителю, образцы почерка которого содержатся в базе данных. В реальной экспертной практике истинный исполнитель не всегда оказывается в числе проверяемых лиц, особенно на начальных стадиях следствия или судебного разбирательства.

Именно поэтому биометрические системы, предназначенные для идентификации/классификации людей по почерку, в большей степени подвержены ошибкам II рода. Когда в базе данных отсутствуют образцы почерка настоящего исполнителя, программа может ошибочно отнести исследуемую рукопись к исполнителю с наиболее схожим почерком. Вместо того чтобы определить минимальную степень принадлежности рукописи ко всем проверяемым лицам, система выдаёт результат, который кажется ей более правдоподобным.

Особенно часто подобные ошибки возникают в нейронных сетях. Как мы продемонстрировали ранее, многие исследователи при построении подобных сетей используют число выходных нейронов (значения которых по сути являются итоговым прогнозом), равное количеству исполнителей в базе данных. В связи с этим уместно привести слова Л.Г. Эджубова о том, что: «Алгоритмы подобного класса предназначены для решения задачи дихотомии, то есть разделения множества объектов на два (и более – прим.) класса. Нельзя не заметить, что задача дихотомии не совпадает с задачей, стоящей обычно перед экспертом при идентификации» [54, с. 215].

В качестве одного из способов решения этой проблемы можно ввести еще один класс, в котором будут представлены изображения рукописей множества различных исполнителей. Теоретически это позволит ИНС «осознать» их потенциальное существование. Однако следует учесть, что индивидуальность почерка каждого человека не исключает его вероятного сходства с почерками других людей. Из-за этого вполне возможна ситуация, когда почерки настоящего и предполагаемого исполнителя будут сильно похожи друг на друга, что также может привести к ошибкам II рода. Это особенно заметно в случаях, когда условный класс «подделок» был сформирован плохо и сильно отличается от анализируемой рукописи.

Поэтому было бы целесообразно обратить внимание на использование алгоритмов, разработанных для решения задачи верификации личности, которая в большей степени схожа с криминалистической идентификацией. Конечно, нельзя не отметить, что подобные системы разрабатываются сложнее, чем идентификационные. Однако для успешного применения искусственных нейронных сетей в рамках экспертизы почерка программа должна уметь решать задачу именно криминалистической идентификации.

Проблема интерпретируемости результатов работы искусственных нейронных сетей представляется нам наиболее значимой. В отечественной практике судебной экспертизы результаты исследований должны основываться: «...на положениях, дающих возможность проверить обоснованность и достоверность сделанных выводов на базе общепринятых научных и практических данных»<sup>18</sup>. Иными словами, в каждой конкретной судебной экспертизе получаемые результаты и основанные на них выводы должны быть интерпретируемыми, чтобы их могли оценить как другие эксперты и специалисты, так и иные участники судебного процесса, которые не обладают необходимыми специальными знаниями.

Нейронные сети, как было показано ранее на примере некоторых исследований, относятся к алгоритмическим системам типа «черный ящик». Таким образом, даже если исследователь или разработчик программы, построенной на применении ИНС,

понимает, как именно происходит обработка входных данных, в большинстве случаев он не всегда может точно определить, какие именно закономерности в этих данных выявляет система и как она использует их для решения поставленной задачи. Конечно, существуют некоторые способы интерпретации результатов работы ИНС, о некоторых из которых мы писали выше. Однако даже они не позволяют полностью отобразить все выявленные системой признаки и закономерности.

В то же время современная практика создания биометрических систем, особенно в зарубежных странах, часто строится на отсутствии необходимости интерпретации результатов. Как указывают Б. Гарретта и С. Рудинк, многие исследователи считают, что интерпретация результатов работы применяемого в программе алгоритма не нужна, поскольку это отрицательно сказывается на точности прогнозов [55].

Эта позиция во многом согласуется с общей тенденцией зарубежной практики по математизации судебно-почерковедческой экспертизы, что хорошо видно на примере исследований, научных отчетов и докладов, указанных в таблице 2. Например, в докладе NAS прямо указано, что для подтверждения надежности и воспроизводимости используемых методов в судебно-почерковедческой экспертизе необходимо провести их количественную оценку [22]. Конечно, такой подход к математизации и компьютерной автоматизации процесса экспертного исследования почерка может способствовать его объективизации. Тем не менее излишняя математизация, на наш взгляд, приводит к сложностям при оценке заключения эксперта лицами, не обладающими специальными знаниями, но являющимися участниками рассматриваемого дела.

В подтверждение этого можно вновь обратиться к исследованию Б. Гарретта и С. Рудински. Они установили, что суды зачастую безоговорочно принимают в качестве доказательств результаты судебных экспертиз, в которых использовались не поддающиеся интерпретации алгоритмы. В то же время результаты, полученные с применением подобных систем, могут быть ошибочными. На данный момент уже имеются прецеденты, когда суд выносил ошибочное решение на основе неверных результатов неинтерпретируемых биометрических систем. То же отмечают и отечественные исследователи. Например, Ш.Н. Хазиев и А.Н. Штохов

<sup>18</sup> Статья 8 Федерального закона от 31.05.2001 № 73-ФЗ «О государственной судебно-экспертной деятельности в Российской Федерации».

указывают, что в последнее время наблюдается увеличение случаев ошибочных биометрических идентификаций, по фактам которых назначаются судебные экспертизы [56].

Справедливости ради отметим, что биометрические системы изначально разрабатываются как средство оперативной идентификации/верификации личности. Поэтому они в целом не имеют функции объяснения своих выводов. Однако если такие системы начнут применять в судебной экспертизе без необходимой адаптации, это может привести к увеличению количества ошибочных заключений.

Отсутствие интерпретируемости также не позволяет выявлять так называемые галлюцинации ИНС и иные схожие явления – случаи, когда нейронная сеть делает выводы, основываясь не на реальных данных, а на случайных помехах, посторонних объектах в структуре данных, метаданных и т.п. Таким образом, отсутствие интерпретируемости негативно влияет на воспроизводимость и точность получаемых результатов, что необходимо учитывать при внедрении биометрических решений, методов и подходов в судебную экспертизу.

### **Заключение**

В данной работе мы не стремились противопоставить биометрию криминалистике и судебной экспертизе. Биометрия сегодня обладает значительным опытом применения компьютерных технологий и искусственных нейронных сетей для исследования различных рукописей, в то время как криминалистика и судебная экспертиза только начинают изучать этот вопрос. Было бы неразумно игнорировать перечисленные достижения и проводить все исследования в этой области с нуля. Более того, исторически биометрия возникла именно в рамках криминалистики, потому взаимосвязь этих двух областей вполне понятна и логична.

Однако нельзя отрицать, что в процессе своего развития эти научные дисциплины

выработали собственные методологии и подходы к изучению одних и тех же объектов. Если биометрия фактически ограничена только законодательством о безопасности персональных данных, то криминалистика и судебно-экспертная деятельность сталкиваются с гораздо большим числом ограничений и требований. Поэтому важно понимать, что каждая из этих дисциплин имеет свои сильные стороны и может внести уникальный вклад в исследование рукописей. Биометрические методы могут предложить эффективные инструменты анализа больших объемов данных и автоматизированного распознавания признаков, тогда как в криминалистической и судебно-экспертной практике накоплен огромный опыт в области интерпретации результатов и обеспечения их юридической значимости. Ш.Н. Хазиев по этому поводу замечает: «Взаимодействие представителей криминалистической науки и разработчиков систем биометрической идентификации и аутентификации будет способствовать как повышению научной обоснованности выводов судебных экспертов, так и совершенствованию существующих и созданию новых биометрических технологий» [57, с. 20].

В свою очередь, перечисленные ранее проблемные моменты, особенно связанные с интерпретируемостью искусственных нейронных сетей, с технической точки зрения вполне решаемы. Уже сегодня существуют подходы к объяснению и наглядной визуализации прогнозов нейросетей, и, вероятно, эта сфера исследований будет развиваться и дальше. Поэтому предложение некоторых исследователей ввести законодательный запрет на применение нейронных сетей и аналогичных систем в судебно-экспертной практике из-за того, что не все связанные с ними проблемы в настоящее время решены, представляется ошибочным. Подобные инициативы могут существенно замедлить развитие данной сферы, которая, на наш взгляд, имеет огромный потенциал.

### **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Hicklin R.A., Eisenhart L., Richetelli N., Miller M.D., Belcastro P. *et al.* Accuracy and Reliability of Forensic Handwriting Comparisons // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2022. Vol. 119. No. 32. <https://doi.org/10.1073/pnas.2119944119>
2. Охлупина А.Н. Проблема однозначности выделения признаков подписей и ее влияние

### **REFERENCES**

1. Hicklin R.A., Eisenhart L., Richetelli N., Miller M.D., Belcastro P. *et al.* Accuracy and Reliability of Forensic Handwriting Comparisons. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2022. Vol. 119. No. 32. <https://doi.org/10.1073/pnas.2119944119>
2. Okhlupina A.N. The Problem of Unambiguous Identification of Signatures and Its Impact on

- на процесс автоматизации экспертных исследований // Алтайский юридический вестник. 2019. № 1 (25). С. 115–120.
3. Scientific Working Group for Forensic Document Examination (SWGDOC). <https://swgdoc.org>
  4. Taylor M., Bishop B., Burkes T., Caligiuri M., Found B. *et al.* Forensic Handwriting Examination and Human Factors: Improving the Practice Through a Systems Approach // NIST Interagency/Internal Report (NISTIR). 2021. <https://doi.org/10.6028/NISTIR.8282r1>
  5. Best Practice Manual for the Forensic Handwriting Examination. 4<sup>th</sup> ed. // ENFSI. 2022. <https://enfsi.eu/wp-content/uploads/2023/02/BPM-Handwriting-Ed.-4.pdf>
  6. ГОСТ Р 54412–2019. Информационные технологии. Биометрия. Общие положения и примеры применения. <https://files.stroyinf.ru/Data2/1/4293725/4293725565.pdf?ysclid=m82sulcbuq418677385>
  7. Кошманов М.П., Кошманов П.М. Этапы и основные направления внедрения компьютерных технологий в судебное почерковедение и почерковедческую экспертизу // Эксперт-криминалист. 2008. № 3. С. 35–40.
  8. Минаев Ю., Mamaev B. Итоги и перспективы развития биометрических технологий // Системы безопасности. 01.02.2021. <https://www.secuteck.ru/articles/itogi-i-perspektivy-ravzitya-biometricheskikh-tehnologij>
  9. Ferguson R.W. Presentation to a Workshop on Promoting the Use of Electronic Payments, Held at the Federal Reserve Bank of Chicago. Chicago, 2000.
  10. Potter E.J. Customer Authentication: The Evolution of Signature Verification in Financial Institutions // Journal of Economic Crime Management. 2002. Vol. 1. No. 1. P. 1–19.
  11. Dormehl L. Tracing the History and Evolution of the Stylus // Digital Trends. 04.05.2021. <https://www.digitaltrends.com/mobile/evolution-history-of-the-stylus/#dt-heading-as-we-may-think>
  12. Yoshimura M., Kimura F., Yoshimura I. Experimental Comparison of Two Types of Methods of Writer Identification // IEICE Transactions (1976–1990). 1982. Vol. 65. No. 6. P. 345–352.
  13. Nagel R.N., Rosenfeld A. Computer Detection of Freehand Forgeries // IEEE Transactions on Computers. 1977. Vol. C-26. No. 9. P. 895–905. <https://doi.org/10.1109/tc.1977.1674937>
  14. Plamondon R., Lorette G. Automatic Signature Verification and Writer Identification – the State of the Art // Pattern Recognition. 1989. Vol. 22. No. 2. P. 107–131. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(89\)90059-9](https://doi.org/10.1016/0031-3203(89)90059-9)
  15. Leclerc F., Plamondon R. Automatic Signature Verification: The State of the Art – 1989–1993 // International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. 1994. Vol. 8. No. 3. P. 643–660. <https://doi.org/10.1142/S0218001494000346>
  16. Srihari S., Leedham G. Survey of Computer Methods in Forensic Handwritten Document Examination // Proceedings Eleventh International the Automation of Expert Research. *Altai Legal Bulletin*. 2019. No. 1 (25). P. 115–120. (In Russ.).
  3. Scientific Working Group for Forensic Document Examination (SWGDOC). <https://swgdoc.org>
  4. Taylor M., Bishop B., Burkes T., Caligiuri M., Found B. *et al.* Forensic Handwriting Examination and Human Factors: Improving the Practice Through a Systems Approach. *NIST Interagency/Internal Report (NISTIR)*. 2021. <https://doi.org/10.6028/NISTIR.8282r1>
  5. Best Practice Manual for the Forensic Handwriting Examination. 4<sup>th</sup> ed. *ENFSI*. 2022. <https://enfsi.eu/wp-content/uploads/2023/02/BPM-Handwriting-Ed.-4.pdf>
  6. ISO/IEC TR 24741:2018. Information technology – Biometrics – Overview and application, MOD. <https://files.stroyinf.ru/Data2/1/4293725/4293725565.pdf?ysclid=m82sulcbuq418677385>
  7. Koshmanov M.P., Koshmanov P.M. Stages and Basic Directions of Computer Technologies Implementation in Forensic Handwriting Examination. *Forensic Scientist*. 2008. No. 3. P. 35–40. (In Russ.).
  8. Minaev Yu., Mamaev V. Results and Prospects of Biometric Technology Development. *Security and Safety*. 01.02.2021. <https://www.secuteck.ru/articles/itogi-i-perspektivy-ravzitya-biometricheskikh-tehnologij>
  9. Ferguson R.W. Presentation to a Workshop on Promoting the Use of Electronic Payments, Held at the Federal Reserve Bank of Chicago. Chicago, 2000.
  10. Potter E.J. Customer Authentication: The Evolution of Signature Verification in Financial Institutions. *Journal of Economic Crime Management*. 2002. Vol. 1. No. 1. P. 1–19.
  11. Dormehl L. Tracing the History and Evolution of the Stylus. *Digital Trends*. 04.05.2021. <https://www.digitaltrends.com/mobile/evolution-history-of-the-stylus/#dt-heading-as-we-may-think>
  12. Yoshimura M., Kimura F., Yoshimura I. Experimental Comparison of Two Types of Methods of Writer Identification. *IEICE Transactions (1976–1990)*. 1982. Vol. 65. No. 6. P. 345–352.
  13. Nagel R.N., Rosenfeld A. Computer Detection of Freehand Forgeries. *IEEE Transactions on Computers*. 1977. Vol. C-26. No. 9. P. 895–905. <https://doi.org/10.1109/tc.1977.1674937>
  14. Plamondon R., Lorette G. Automatic Signature Verification and Writer Identification – the State of the Art. *Pattern Recognition*. 1989. Vol. 22. No. 2. P. 107–131. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(89\)90059-9](https://doi.org/10.1016/0031-3203(89)90059-9)
  15. Leclerc F., Plamondon R. Automatic Signature Verification: The State of the Art – 1989–1993. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. 1994. Vol. 8. No. 3. P. 643–660. <https://doi.org/10.1142/S0218001494000346>
  16. Srihari S., Leedham G. Survey of Computer Methods in Forensic Handwritten Document Examination. *Proceedings Eleventh Interna-*

- Graphonomics Society Conference. Scottsdale, 2003. P. 278–281.
17. Sreeraj M., Idicula S.M. A Survey on Writer Identification Schemes // International Journal of Computer Applications. 2011. Vol. 26. No. 2. P. 23–33. <https://doi.org/10.5120/3075-4205>
18. Harralson H.H., Miller L.S. *Huber and Headrick's Handwriting Identification: Facts and Fundamentals*. 2<sup>nd</sup> ed. CRC Press, 2017. 442 p. <https://doi.org/10.4324/9781315152462>
19. Deviterne-Lapeyre M., Ibrahim S. Interpol Questioned Documents Review 2019–2022 // Forensic Science International: Synergy. 2023. Vol. 6. <https://doi.org/10.1016/j.fsisyn.2022.100300>
20. Иванов А.И. Биометрическая идентификация личности по динамике подсознательных движений. Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2000. 187 с.
21. Risinger D.M., Denbeaux M.P., Saks M.J. Exorcism of Ignorance as a Proxy for Rational Knowledge: The Lessons of Handwriting Identification "Expertise" // The University of Pennsylvania Law Review. 1989. Vol. 137. No. 3. P. 731–792. <https://doi.org/10.2307/3312276>
22. Crawford M.A. *Daubert Standard*. Walden University, 2014. 8 p. <https://doi.org/10.13140/2.1.2002.2560>
23. United States v. Starzecpyzel, 880 F. Supp. 1027. (S.D.N.Y. 1995) // Justia. U.S. Law. <https://law.justia.com/cases/federal/district-courts/FSupp/880/1027/1408539>
24. Strengthening Forensic Science in the United States: a Path Forward. The National Academies Press, 2009. 328 p.
25. Robert E. Pettus, Appellant, v. United States, Appellee // FindLaw. <https://caselaw.findlaw.com/court/dc-court-of-appeals/1593870.html>
26. Koehler J.J. Intuitive Error Rate Estimates for the Forensic Sciences // *Jurimetrics*. 2017. Vol. 57. P. 153–168. <http://doi.org/10.2139/ssrn.2817443>
27. Report to the President: Forensic Science in Criminal Courts: Ensuring Scientific Validity of Feature-Comparison Methods. CreateSpace Independent Publishing Platform, 2016. 132 p.
28. Li B., Li N. Handwriting Expertise Reliability: a Review // *Journal of Forensic Science and Medicine*. 2019. Vol. 5. No. 4. P. 181–186. [https://doi.org/10.4103/jfsm.jfsm\\_44\\_19](https://doi.org/10.4103/jfsm.jfsm_44_19)
29. Kang T.-Y., Kim H., Yook S., Lee J. A Study on Factors that Affect Error Rates in Handwriting Examinations of Korean Characters by Forensic Document Examiners and Non-Experts // *Forensic Science International*. 2022. Vol. 334. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2022.111266>
30. Crot S., Marquis R. A comparative Review of Error Rates in Forensic Handwriting Examination // *Journal of Forensic Sciences*. 2024. Vol. 69. No. 6. P. 2127–2138. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.15589>
31. Huber R.A. *Handwriting Identification: Facts and Fundamentals*. CRC Press, 1999. 456 p.
32. Fairhurst M.C. Signature Verification Revisited: Promoting Practical Exploitation of Biometric Technology // *Electronics & Communication International Graphonomics Society Conference*. Scottsdale, 2003. P. 278–281.
17. Sreeraj M., Idicula S.M. A Survey on Writer Identification Schemes. *International Journal of Computer Applications*. 2011. Vol. 26. No. 2. P. 23–33. <https://doi.org/10.5120/3075-4205>
18. Harralson H.H., Miller L.S. *Huber and Headrick's Handwriting Identification: Facts and Fundamentals*. 2<sup>nd</sup> ed. CRC Press, 2017. 442 p. <https://doi.org/10.4324/9781315152462>
19. Deviterne-Lapeyre M., Ibrahim S. Interpol Questioned Documents Review 2019–2022. *Forensic Science International: Synergy*. 2023. Vol. 6. <https://doi.org/10.1016/j.fsisyn.2022.100300>
20. Ivanov A.I. *Biometric Personality Identification Based on Subconscious Movement Dynamics*. Penza: Publishing House of Penza State University, 2000. 187 p. (In Russ.).
21. Risinger D.M., Denbeaux M.P., Saks M.J. Exorcism of Ignorance as a Proxy for Rational Knowledge: The Lessons of Handwriting Identification "Expertise". *The University of Pennsylvania Law Review*. 1989. Vol. 137. No. 3. P. 731–792. <https://doi.org/10.2307/3312276>
22. Crawford M.A. *Daubert Standard*. Walden University, 2014. 8 p. <https://doi.org/10.13140/2.1.2002.2560>
23. United States v. Starzecpyzel, 880 F. Supp. 1027. (S.D.N.Y. 1995) // Justia. U.S. Law. <https://law.justia.com/cases/federal/district-courts/FSupp/880/1027/1408539>
24. Strengthening Forensic Science in the United States: a Path Forward. The National Academies Press, 2009. 328 p.
25. Robert E. Pettus, Appellant, v. United States, Appellee // FindLaw. <https://caselaw.findlaw.com/court/dc-court-of-appeals/1593870.html>
26. Koehler J.J. Intuitive Error Rate Estimates for the Forensic Sciences. *Jurimetrics*. 2017. Vol. 57. P. 153–168. <http://doi.org/10.2139/ssrn.2817443>
27. Report to the President: Forensic Science in Criminal Courts: Ensuring Scientific Validity of Feature-Comparison Methods. CreateSpace Independent Publishing Platform, 2016. 132 p.
28. Li B., Li N. Handwriting Expertise Reliability: a Review. *Journal of Forensic Science and Medicine*. 2019. Vol. 5. No. 4. P. 181–186. [https://doi.org/10.4103/jfsm.jfsm\\_44\\_19](https://doi.org/10.4103/jfsm.jfsm_44_19)
29. Kang T.-Y., Kim H., Yook S., Lee J. A Study on Factors that Affect Error Rates in Handwriting Examinations of Korean Characters by Forensic Document Examiners and Non-Experts. *Forensic Science International*. 2022. Vol. 334. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2022.111266>
30. Crot S., Marquis R. A comparative Review of Error Rates in Forensic Handwriting Examination. *Journal of Forensic Sciences*. 2024. Vol. 69. No. 6. P. 2127–2138. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.15589>
31. Huber R.A. *Handwriting Identification: Facts and Fundamentals*. CRC Press, 1999. 456 p.
32. Fairhurst M.C. Signature Verification Revisited: Promoting Practical Exploitation of Biometric Technology. *Electronics & Communication Engineering Journal*. 2024. Vol. 36. No. 1. P. 1–10. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.15589>

- cation Engineering Journal. 1997. Vol. 9. No. 6. P. 273–280.
33. Kaur R., Rani R., Pahuja R. Text-Dependent and Text-Independent Writer Identification Approaches: Challenges and Future Directions // International Journal of Software Innovation. 2022. Vol. 10. No. 1. P. 1–23.
34. Mitchell T.M. *Machine Learning*. McGraw-Hill, 1997. 414 p.
35. Zhang X.-Y., Xie G.S., Liu Ch.-L., Bengio Y. End-To-End Online Writer Identification with Recurrent Neural Network // *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. 2016. Vol. 47. No. 2. P. 285–292. <https://doi.org/10.1109/THMS.2016.2634921>
36. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L. *et al.* Attention is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems. 2017. Vol. 30.
37. Tolosana R., Vera-Rodriguez R., Fierrez J., Ortega-Garcia J. Biometric Signature Verification Using Recurrent Neural Networks // 14<sup>th</sup> IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). IEEE, 2017. P. 652–657. <https://doi.org/10.1109/icdar.2017.112>
38. Dhib T., Njah S., Boubaker H., Ouarda W., Ayed M.B. *et al.* Towards a Novel Biometric System for Forensic Document Examination // *Computers & Security*. 2020. Vol. 97. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2020.101973>
39. Yang W., Jin L., Liu M. DeepWriterID: An End-to-End Online Text-Independent Writer Identification System // *IEEE Intelligent Systems*. 2016. Vol. 31. No. 2. P. 45–53. <https://doi.org/10.1109/MIS.2016.22>
40. Chen Z., Yu H.-X., Wu A., Zheng W.-Sh. Letter-Level Online Writer Identification // International Journal of Computer Vision. 2021. Vol. 129. P. 1394–1409. <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01414-y>
41. Hameed M.M., Ahmad R., Kiah M.L.M., Murtaza G. Machine Learning-Based Offline Signature Verification Systems: A Systematic Review // *Signal Processing: Image Communication*. 2021. Vol. 93. <https://doi.org/10.1016/j.image.2021.116139>
42. Khosroshahi S.N.M., Razavi S.N., Sangar A.B., Majidzadeh K. Deep Neural Networks-Based Offline Writer Identification Using Heterogeneous Handwriting Data: an Evaluation via a Novel Standard Dataset // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2022. Vol. 13. P. 2685–2704. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03253-2>
43. Nguyen H.T., Nguyen C.T., Ino T., Indurkhy B., Nakagawa M. Text-Independent Writer Identification Using Convolutional Neural Network // *Pattern Recognition Letters*. 2019. Vol. 121. P. 104–112. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.07.022>
44. Chahi A., El merabet Y., Ruichek Y., Touahni R. WriterINet: a Multi-Path Deep CNN for Offline Text-Independent Writer Identification // International Journal on Document Analysis and gineering Journal. 1997. Vol. 9. No. 6. P. 273–280.
33. Kaur R., Rani R., Pahuja R. Text-Dependent and Text-Independent Writer Identification Approaches: Challenges and Future Directions. *International Journal of Software Innovation*. 2022. Vol. 10. No. 1. P. 1–23.
34. Mitchell T.M. *Machine Learning*. McGraw-Hill, 1997. 414 p.
35. Zhang X.-Y., Xie G.S., Liu Ch.-L., Bengio Y. End-To-End Online Writer Identification with Recurrent Neural Network. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. 2016. Vol. 47. No. 2. P. 285–292. <https://doi.org/10.1109/THMS.2016.2634921>
36. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L. *et al.* Attention is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. Vol. 30.
37. Tolosana R., Vera-Rodriguez R., Fierrez J., Ortega-Garcia J. Biometric Signature Verification Using Recurrent Neural Networks. 14<sup>th</sup> IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). IEEE, 2017. P. 652–657. <https://doi.org/10.1109/icdar.2017.112>
38. Dhib T., Njah S., Boubaker H., Ouarda W., Ayed M.B. *et al.* Towards a Novel Biometric System for Forensic Document Examination. *Computers & Security*. 2020. Vol. 97. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2020.101973>
39. Yang W., Jin L., Liu M. DeepWriterID: An End-to-End Online Text-Independent Writer Identification System. *IEEE Intelligent Systems*. 2016. Vol. 31. No. 2. P. 45–53. <https://doi.org/10.1109/MIS.2016.22>
40. Chen Z., Yu H.-X., Wu A., Zheng W.-Sh. Letter-Level Online Writer Identification. *International Journal of Computer Vision*. 2021. Vol. 129. P. 1394–1409. <https://doi.org/10.1007/s11263-020-01414-y>
41. Hameed M.M., Ahmad R., Kiah M.L.M., Murtaza G. Machine Learning-Based Offline Signature Verification Systems: A Systematic Review. *Signal Processing: Image Communication*. 2021. Vol. 93. <https://doi.org/10.1016/j.image.2021.116139>
42. Khosroshahi S.N.M., Razavi S.N., Sangar A.B., Majidzadeh K. Deep Neural Networks-Based Offline Writer Identification Using Heterogeneous Handwriting Data: an Evaluation via a Novel Standard Dataset. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2022. Vol. 13. P. 2685–2704. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03253-2>
43. Nguyen H.T., Nguyen C.T., Ino T., Indurkhy B., Nakagawa M. Text-Independent Writer Identification Using Convolutional Neural Network. *Pattern Recognition Letters*. 2019. Vol. 121. P. 104–112. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.07.022>
44. Chahi A., El merabet Y., Ruichek Y., Touahni R. WriterINet: a Multi-Path Deep CNN for Offline Text-Independent Writer Identification. *International Journal on Document Analysis and*

- Recognition (IJDAR). 2023. Vol. 26. P. 89–107. <https://doi.org/10.1007/s10032-022-00418-3>
45. Kumar P., Sharma A. Segmentation-free Writer Identification Based on Convolutional Neural Network // Computers & Electrical Engineering. 2020. Vol. 85. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2020.106707>
46. He Sh., Schomaker L. GR-RNN: Global-context Residual Recurrent Neural Networks for Writer Identification // Pattern Recognition. 2021. Vol. 117. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.107975>
47. Dey S., Dutta A., Toledo J.I., Ghosh S.K., Lladós J. *et al.* SigNet: Convolutional Siamese Network for Writer Independent Offline Signature Verification // Pattern Recognition Letters. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.02131>
48. Kumar V., Sundaram S. Siamese Based Neural Network for Offline Writer Identification on Word Level Data // arXiv. 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.14443>
49. Wang S., Jia S. Signature Handwriting Identification Based on Generative Adversarial Networks // Journal of Physics: Conference Series. 2019. Vol. 1187. No. 4. P. 42–47. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1187/4/042047>
50. Kao H.-H., Wen Ch.-Y. An Offline Signature Verification and Forgery Detection Method Based on a Single Known Sample and an Explainable Deep Learning Approach // Applied Sciences. 2020. Vol. 10. No. 11. <https://doi.org/10.3390/app10113716>
51. Simonyan K., Vedaldi A., Zisserman A. Deep Inside Convolutional Networks: Visualising Image Classification Models and Saliency Maps // arXiv. 2014. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6034>
52. Marcinowski M. Top Interpretable Neural Network for Handwriting Identification // Journal of Forensic Sciences. 2022. Vol. 67. No. 3. P. 1140–1148. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.14978>
53. Россинская Е.Р., Бодров Н.Ф. Современное состояние и перспективы исследования образов цифровых следов в судебной почерковедческой экспертизе // Криминалистика: вчера, сегодня, завтра. 2022. Т. 21. № 1. С. 121–135. <https://doi.org/10.55001/2587-9820.2022.44.98.011>
54. Журавель А.А., Трошко Н.В., Эджубов Л.Г. Использование алгоритма обобщенного портрета для опознавания образов в судебном почерковедении // Правовая кибернетика. 1970. С. 212–227.
55. Garrett B.L., Rudin C. Interpretable Algorithmic Forensics // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2023. Vol. 120. No. 41. <https://doi.org/10.1073/pnas.2301842120>
56. Хазиев Ш.Н., Штохов А.Н. Судебные экспертизы по делам об ошибочной биометрической идентификации // Теория и практика судебной экспертизы. 2024. Т. 19. № 3. С. 88–102. <https://doi.org/10.30764/1819-2785-2024-3-88-102>
- Recognition (IJDAR). 2023. Vol. 26. P. 89–107. <https://doi.org/10.1007/s10032-022-00418-3>
45. Kumar P., Sharma A. Segmentation-free Writer Identification Based on Convolutional Neural Network. *Computers & Electrical Engineering*. 2020. Vol. 85. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2020.106707>
46. He Sh., Schomaker L. GR-RNN: Global-context Residual Recurrent Neural Networks for Writer Identification. *Pattern Recognition*. 2021. Vol. 117. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.107975>
47. Dey S., Dutta A., Toledo J.I., Ghosh S.K., Lladós J. *et al.* SigNet: Convolutional Siamese Network for Writer Independent Offline Signature Verification. *Pattern Recognition Letters*. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.02131>
48. Kumar V., Sundaram S. Siamese Based Neural Network for Offline Writer Identification on Word Level Data. *arXiv*. 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.14443>
49. Wang S., Jia S. Signature Handwriting Identification Based on Generative Adversarial Networks. *Journal of Physics: Conference Series*. 2019. Vol. 1187. No. 4. P. 42–47. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1187/4/042047>
50. Kao H.-H., Wen Ch.-Y. An Offline Signature Verification and Forgery Detection Method Based on a Single Known Sample and an Explainable Deep Learning Approach. *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10. No. 11. <https://doi.org/10.3390/app10113716>
51. Simonyan K., Vedaldi A., Zisserman A. Deep Inside Convolutional Networks: Visualising Image Classification Models and Saliency Maps. *arXiv*. 2014. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6034>
52. Marcinowski M. Top Interpretable Neural Network for Handwriting Identification. *Journal of Forensic Sciences*. 2022. Vol. 67. No. 3. P. 1140–1148. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.14978>
53. Rossinskaya E.R., Bodrov N.F. The Current State and Prospects for the Study of Digital Trace Images in Forensic Handwriting Expertise. *Forensics: Yesterday, Today, Tomorrow*. 2022. Vol. 21. No. 1. P. 121–135 (In Russ.). <https://doi.org/10.55001/2587-9820.2022.44.98.011>
54. Zhuravel A.A., Troshko N.V., Edzhubov L.G. Using Generalized Portrait Algorithm for Pattern Recognition in Forensic Handwriting Examination. *Legal Cybernetics*. 1970. P. 212–227. (In Russ.).
55. Garrett B.L., Rudin C. Interpretable Algorithmic Forensics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2023. Vol. 120. No. 41. <https://doi.org/10.1073/pnas.2301842120>
56. Khaziev Sh.N., Shtokhov A.N. Forensic Examination in Cases of Mistaken Biometric Identification. *Theory and Practice of Forensic Science*. 2024. Vol. 19. No. 3. P. 88–102. (In Russ.). <https://doi.org/10.30764/1819-2785-2024-3-88-102>

57. Хазиев Ш.Н. Криминалистические и судебно-экспертные основы современных биометрических технологий // Теория и практика судебной экспертизы. 2023. Т. 18. № 1. С. 16–21.  
<https://doi.org/10.30764/1819-2785-2023-1-16-21>
57. Khaziev Sh.N. Forensic Basics of Modern Biometric Technologies. *Theory and Practice of Forensic Science*. 2023. Vol. 18. No 1. P. 16–21. (In Russ.).  
<https://doi.org/10.30764/1819-2785-2023-1-16-21>

**ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ**

**Мищук Всеволод Александрович** – аспирант кафедры судебно-экспертной деятельности Юридического института РУДН им. Патриса Лумумбы; e-mail: seva.mi.112@yandex.ru

Статья поступила: 10.01.2025

После доработки: 30.01.2025

Принята к печати: 14.02.2025

**ABOUT THE AUTHOR**

**Mishchuk Vsevolod Aleksandrovich** – PhD student of the Department of Forensic Science, Institute of Law, RUDN University named after Patrice Lumumba; e-mail: seva.mi.112@yandex.ru

Received: January 10, 2025

Revised: January 30, 2025

Accepted: February, 14, 2025