

На правах рукописи



ТАНЦЕРОВ АЛЕКСАНДР ХАБИБУЛЛОЕВИЧ

**МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА
ДИНАМИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ПОДПИСИ НА ОСНОВЕ
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Специальность: 2.3.8 – Информатика и информационные процессы
(технические науки)

Автореферат

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Работа выполнена на кафедре «Программирование» в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Пензенский государственный технологический университет».

Научный руководитель – **Данилов Евгений Александрович**
кандидат технических наук, доцент
кафедры «Программирование» ФГБОУ ВО
«Пензенский государственный
технологический университет», г. Пенза

Официальные оппоненты: **Иванов Александр Иванович,**
доктор технических наук, профессор, АО
«Пензенский научно-исследовательский
электротехнический институт», научный
консультант, г. Пенза
Панищев Владимир Славиевич, кандидат
технических наук, доцент, доцент кафедры
вычислительной техники ФГБОУ ВО «Юго-
Западный государственный университет»,
г.Курск

Ведущая организация – Акционерное общество «Научно-
производственное предприятие «Рубин»

Защита диссертации состоится «30» июня 2026 года в 10:00, на заседании объединенного диссертационного совета 99.2.113.02 на базе ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина», ФГБОУ ВО «Пензенский государственный технологический университет» по адресу: 390005, г. Рязань, ул. Гагарина, д. 59/1.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина», на сайте <http://rsreu.ru/>, в научной библиотеке ФГБОУ ВО «Пензенский государственный технологический университет».

Автореферат разослан «___» _____ 2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
доктор технических наук, доцент



А.Н. Колесенков

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность. В эпоху четвертой промышленной революции использование биометрических данных является одним из наиболее перспективных подходов к анализу индивидуальных поведенческих и моторных паттернов. При решении задач, связанных со сбором, хранением и обработкой таких данных, ключевыми становятся вопросы качества регистрации, устойчивости обработки и корректности интерпретации сигналов, что требует разработки надежных методов и алгоритмов. Одним из эффективных методов анализа индивидуальных характеристик стали биометрические методы, находящие массовое применение в большинстве персональных и корпоративных электронных устройств и систем. Биометрические методы делятся на статические с анализом неизменных характеристик носителя информации о пользователе и динамические, связанные с поведенческими характеристиками пользователя.

Существенным ограничением статической подписи является недоступность данных динамических характеристик движения, что снижает возможности анализа. В результате современные исследования все чаще ориентируются на динамическую подпись как на многоканальный временной сигнал, доступный при регистрации на планшетах и смартфонах с сенсорными экранами. Динамическая подпись востребована в прикладных сценариях, связанных с электронным документооборотом и удаленным вводом рукописных данных, в тех областях, где важна устойчивость анализа и корректное разделение схожих реализаций. В отличие от статических подходов, она учитывает особенности моторики в процессе подписания, что повышает информативность сигнала для последующего анализа. Однако динамические особенности подписи в сильной степени зависят от свойств датчиков-преобразующей аппаратуры и вариабельности ее постановки на одном и том же носителе, обусловленной эмоциями, стрессом, усталостью, влиянием алкоголя или психотропных веществ, нейромоторными последствиями приема лекарств, эффектами биологического старения, когнитивно-моторными нарушениями. Кроме того, на подписи отражаются настроение человека, промежуток времени, доступного для постановки подписи и ряд других факторов. При этом самая большая проблема – непредсказуемая межличностная изменчивость, из-за чего невозможно гарантировать безошибочное разделение классов.

Одним из направлений решения данной проблемы является расширение признакового пространства динамической подписи за счет экстраполяции дополнительных динамических параметров по стандартному набору параметров сенсорного устройства, построение эталонных кривых в пространстве многомерных кривых, нормализация данных и использование нейросетевых моделей, что обеспечивает повышение качества анализа и сопоставления реализаций динамической подписи при вариативности исполнения и различиях в аппаратуре регистрации. Для многомерных кривых динамической подписи необходимо обеспечить инвариантное

представление всех возможных множеств кривых и подобрать оптимальные признаки для классификации при ограниченном объеме внутриклассовых выборок.

Степень разработанности темы. Исследования в области интеллектуального анализа динамических параметров подписи активно развиваются, и для работы с большими объемами данных всё шире используются методология и средства машинного обучения. Так, в обзорных исследованиях *S. M. Lucas, R. I. Damper, J. Bromley* (1989 – 1993) описаны ранние применения синтаксических нейросетей для проверки динамической подписи. В работах *K. Spałka, M. Zalasinski, L. Rutkowski* (2014 – 2019) предлагался гибридный подход для динамической проверки подлинности подписи. И наконец, *Moises Diaz, Miguel A. Ferrer* с соавторами в цикле работ с завершающей статьей «*Neural network modelling of kinematic and dynamic features for signature verification*» (2024) апробировали методологию использования синтетических выборок для оценки кинематических и динамических параметров (угловая скорость/позиция, момент силы).

В отечественной научной школе последователи Журавлёва Ю.И. (МГУ) активно развивают методы машинного обучения для задач биометрического распознавания пользователей. Группой Котлярова И.Д. (СПбПУ) разработаны и детально исследованы вопросы применения свёрточных и рекуррентных нейронных сетей (CNN и RNN), в частности LSTM-сети, для верификации динамической подписи. Команда Соколова А.В. (МЭИ) сфокусирована на различных архитектурах нейронных сетей, методах обработки временных рядов данных подписи и повышения устойчивости систем к подделкам. В работах А. И. Иванова и соавторов сформулирована концепция высокоразмерной нейросетевой биометрии «биометрия → код», предложены методы ускорённого тестирования, с синтетическим расширением выборок и априорным описанием распределений выходных кодов. Им же выполнен анализ в пространстве расстояний Хэмминга для оценки энтропии и устойчивости на малых выборках, показана применимость методов к рукописным автографам. В работе Д.А. Трокоза описаны методики прямой и косвенной динамической биометрической верификации, а также программные модули на глубоких нейросетях, дополнительно разработаны средства работы с алгеброй гиперразмерных двоичных векторов для представления данных и обучения широких сетей.

При этом применение научно-методического аппарата нейроинформатики напрямую (подачей отсчетов кривых реализаций на вход нейронной сети) не дает удовлетворительного результата, поскольку зашумленность данных и их вариабельность не позволяют сформировать четкие, как правило, замкнутые области классов (персон пользователей) в пространстве отсчетов многомерных кривых. Объем обучающей выборки и число классов обуславливают все классические признаки «проклятия размерностей» прямого решения такой задачи.

Таким образом, тема исследования является **актуальной**, поскольку обусловлена необходимостью повышения качества интеллектуального анализа динамических параметров подписи, при росте числа пользователей информационных систем и сервисов, где требуется персонализация данных.

Объект исследования – информационные процессы регистрации, предобработки и анализа динамических параметров подписи.

Предмет исследования – методы и алгоритмы выделения признаков, нормализации, эталонирования и классификации реализаций динамической подписи с применением искусственных нейронных сетей.

Цель работы состоит в повышении качества сопоставления и классификации реализаций динамической подписи на основе экстраполяции дополнительных параметров и нейросетевых методов эталонирования при вариативности исполнения и различиях в аппаратуре регистрации.

Для достижения поставленной цели исследования определены следующие задачи:

1. Провести анализ существующих методов сопоставления и классификации реализаций динамической подписи по ее параметрам, определить их функциональные возможности.

2. Разработать метод обработки и расширения дополнительных динамических параметров подписи по кортежу стандартных параметров сенсорного устройства, обеспечивающий повышение качества анализа и устойчивости сопоставления.

3. Разработать метод эталонирования реализаций динамической подписи (парольной фразы) для задач кластеризации, классификации и сопоставления в нейросетевом вычислительном базисе.

4. Разработать методику отождествления образца динамической подписи с эталонами на основе кортежа уникальных матриц синаптических коэффициентов межнейронных связей многослойной нейросети.

5. Усовершенствовать методику нейросетевого анализа и сопоставления динамической сигнатуры в пространстве многоточечного представления статистических характеристик семейства кривых, определить инварианты и метрики сравнения, рассматриваемые как дополнительные динамические признаки.

6. Провести экспериментальные исследования для подтверждения гипотезы расширения числа учитываемых биометрических параметров, сформулировать предложения по практической реализации разработанных методов и алгоритмов.

Методы исследования. Исследования проведены с применением основ системотехники, теории вероятностей и математической статистики, теории случайных процессов, статистической теории принятий решений, методов нейроинформатики. Практическая часть выполнена с использованием методов математического моделирования, технологий объектно-ориентированного программирования.

Научная новизна исследования состоит в следующем.

1. Разработан метод обработки и расширения признакового описания динамической подписи на множестве функционально связанных многомерных кривых, основанный на экстраполяции дополнительных динамических параметров из стандартного кортежа сенсорных измерений и формировании расширенных (синтетических) признаков. Данное отличие позволило повысить информативность признакового пространства и обеспечило достижение метрики качества модели 0,95, что на 25–35 % превышает показатели известных статистических методов и на 5–15 % — метрических алгоритмов.

2. Разработан метод эталонирования биометрических реализаций подписи на основе самоорганизующихся карт Кохонена (SOM), отличающийся алгоритмом взвешивания признаков для учета их разной информативности и адаптивной процедурой подбора числа эталонов. Введенные отличия позволяют компенсировать внутриклассовую вариативность подписи и снизить вероятность ложного отказа (FRR) до уровня 0,12.

3. Разработана методика отождествления образца динамической подписи с эталонами, отличающаяся декомпозицией вычислительной процедуры на последовательный прогон по кортежу уникальных послойных матриц синаптических коэффициентов и введением класса «отказ от распознавания». Такая архитектура позволяет жестко фильтровать аномальные реализации и минимизировать вероятность ложного допуска (FAR) до уровня 0,08.

4. Усовершенствована методика нейросетевого анализа и классификации динамической сигнатуры, отличающаяся представлением каждой реализации в виде многоточечного набора статистических характеристик семейства кривых. Данный подход обеспечивает сбалансированное соотношение надежности и точности системы: при настройке порогового параметра (чувствительности) около 0,06 интегрированный показатель равной вероятности ошибок (EER) достигает 0,09.

Соответствие паспорту научной специальности. Область исследования, обозначенная в паспорте специальности 2.3.8. «Информатика и информационные процессы», охватывает следующие направления:

– разработка компьютерных методов и моделей описания, оценки и оптимизации информационных процессов и ресурсов, а также средств анализа и выявления закономерностей на основе обмена информацией пользователями и возможностей используемого программно-аппаратного обеспечения (п. 1);

– разработка методов и алгоритмов кодирования, сжатия и размещения информации для повышения эффективности и надежности функционирования инфокоммуникационных систем при её хранении и передаче (п.3);

– разработка и применение методов распознавания образов, кластерного анализа, нейросетевых и нечетких технологий, решающих

правил, мягких вычислений при анализе разнородной информации в базах данных (п. 13).

Теоретическая значимость исследования заключается в развитии научно-методического аппарата нейросетевого анализа и классификации многомерных сигнатур динамической подписи в условиях априорной информационной недостаточности по физическим параметрам регистрации и выраженной межличностной вариабельности реализаций подписи.

Практическая ценность исследования заключается в том, что применение разработанных методов, алгоритмов и программных реализаций макета программного комплекса моделирования и анализа динамической сигнатуры подписи, позволяет повысить достоверность и устойчивость сопоставления и классификации реализаций динамической подписи за счёт увеличения входной размерности представления подписи путем экстраполяции дополнительных динамических параметров, их нормализации к единому диапазону и последующего комплексирования метрических, статистических и нейросетевых оценок.

Реализация и внедрение результатов работы. Разработанные методы и алгоритмы внедрены в учебный процесс на кафедре «Программирование» ФГБОУ ВО ПензГТУ и используются при подготовке студентов по направлениям магистратуры 09.04.04 «Программная инженерия» при проведении лекционных и лабораторных работ по дисциплинам: «Искусственные нейронные сети и глубокое обучение», «Интеллектуальный анализ данных», «Методы и алгоритмы искусственного интеллекта». Отдельные программно-технические решения, созданные в ходе диссертационного исследования, использованы в ООО НИИ «Крипософт» (г. Пенза) при работе с проектом «QR-MD3» на этапах разработки опытного образца.

Достоверность результатов работы подтверждается их непротиворечивостью результатам других исследователей, внедрением в практическую и научно-исследовательскую деятельность ряда организаций, а также апробацией и одобрением на всероссийских и международных научных конференциях.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Метод обработки и расширения динамических параметров подписи пользователя. За счет синтеза множества функционально связанных многомерных кривых метод преодолевает проблему малой информативности стандартных сенсоров. Эффективность метода подтверждается стабильным распознаванием на уровне 0,95, даже при выраженной межличностной вариабельности реализаций.

2. Метод эталонирования реализаций в пространстве функционально связанных кривых с применением модифицированной сети SOM. Введение критерия остановки по стабилизации степеней принадлежности гарантирует устойчивость модели к поведенческим изменениям подписи пользователя, обеспечивая удержание показателя ложного отказа (FRR) в пределах 0,12.

3. Декомпозированная методика нейросетевого отождествления динамической сигнатуры. Использование распределенного кортежа матриц межнейронных связей вместо единой сети повышает защищенность системы от квалифицированных подделок. Поддержка состояния «отказ от распознавания» ограничивает вероятность ложного допуска (FAR) значением 0,08 без деградации общей точности.

4. Методика классификации динамической сигнатуры в пространстве многоточечного представления инвариантов. Применение выявленных статистических метрик сравнения обеспечивает высокую масштабируемость системы и гарантирует достижение компромисса между ошибками 1-го и 2-го рода на уровне EER = 0,09 при рабочей чувствительности 0,06.

Апробация результатов. Основные результаты, полученные в рамках диссертационного исследования, были опубликованы в научных журналах и апробированы на международных и всероссийских научных конференциях: Международная научно-практическая конференция «Индустрия 4.0» (*SmartIndustryCon*) (Сочи, 2025); Всероссийская научно-практическая конференция «Итоги прошлого и проблемы настоящего» (Пенза, 2025); Международная научно-практическая конференция «Современные информационные технологии» (Пенза, 2024, 2025); Международная научно-практическая конференция «Взаимодействие науки и общества - путь к модернизации и инновационному развитию» (Стерлитамак, 2025); XX Всероссийская научно-практическая конференция посвященной 60-летию кафедры "Программирование" ПензГТУ (Пенза, 2023); Международная научно-техническая конференция «Актуальные вопросы современной науки и образования» (Пенза, 2020).

По результатам диссертационного исследования опубликовано 15 научных работ, в том числе 4 статьи в журналах, рекомендованных ВАК Минобрнауки России, 1 статья, индексируемая в международной базе данных *Scopus*.

Личный вклад автора. Все представленные в работе результаты исследования являются оригинальными и были получены автором самостоятельно. Данные, заимствованные у других авторов, сопровождаются ссылками на соответствующие опубликованные источники.

Объем и структура диссертации. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы, который включает 88 наименований, и 2 приложения. Общий объем диссертации составляет 157 страниц. Диссертация содержит 8 таблиц и 53 рисунка.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** обосновывается актуальность избранной темы диссертации, оценивается степень ее разработанности, определяются цели и задачи диссертационного исследования, осуществляется выбор предмета и объекта исследования, раскрывается научная новизна, определяются методологические основания исследования, теоретическая и практическая значимость полученных результатов, формулируются положения, выносимые на защиту.

В первой главе проведен анализ современного методологического, технического уровня и направлений развития биометрических систем. Представлен перечень видов классификации таких систем. Приведены исследования рынка, показывающие, что объем мирового рынка биометрических систем оценивался в 45,48 млрд. долларов в 2023 году и, по прогнозам, к 2031 году достигнет 128,18 млрд. долларов США, а среднегодовой темп роста составит 13,83% в течение прогнозируемого периода с 2024 по 2031 год. Анализируется перечень видов классификации биометрических систем и их обобщенная схема функционирования.

Рассмотрены существующие системы и ключевые игроки рынка систем регистрации и обработки динамической подписи, такие как *Adobe Sign (Adobe Document Cloud)*, *OneSpan Sign*, БиоНейроАвтограф и *Scrive*. Достоверность различных существующих систем динамического распознавания, в особенности при использовании современных методов глубокого обучения (*Deep Learning*), демонстрирует сильную зависимость от типа атаки: от 0,63% до 6,66% по EER. В то время как системы чрезвычайно устойчивы к случайной имитации, их уязвимость перед профессиональной имитацией возрастает почти на порядок. Этот разрыв указывает на то, что, хотя анализ динамической подписи эффективно фильтрует неточные и несогласованные реализации, он сталкивается с серьезными проблемами при высокой степени намеренной вариативности входного сигнала. Анализ свидетельствует о необходимости добавления альтернативных – локальных, не облачных механизмов обработки и сопоставления, позволяющих принимать решения рядом с пользователем

В среде «БиоНейроАвтограф» формируется высокоразмерный признаковый вектор на основе координат траектории (x, y) и их производных. За счёт развёрнутого набора вычисляемых характеристик число признаков доводится до 416, после чего результат кодируется в фиксированный бинарный ключ длиной 256 бит. Предложенный в диссертации подход заменяет исходное описание на кортеж стандартных параметров сенсорного устройства (x, y, p) , с экстраполяцией дополнительных динамических характеристик по этому кортежу и нормализацией данных по единому масштабу. При сопоставимой плотности вычисляемых характеристик по каждому параметру, размер признакового пространства масштабируется пропорционально числу параметров и может превышать 416 и в пятимерном случае составлять порядка 1040 признаков, что повысит информативность представления, снизит внутриклассовую вариативность и увеличит межклассовую разделимость. Интеграция такого представления в блок принятия решения, и последующего кодообразования, потенциально может упростить получение устойчивого ключа/идентификатора из признакового пространства, повысить устойчивость к вариативности подписи, попыткам целенаправленной подделки, а также к смене сенсорного устройства.

Установлено, что методология сопоставления и классификации реализаций динамической подписи включает два основных этапа: цикл операций поиска в базе эталонных представлений, критичный из-за большого

количества эталонов, и сопоставление на каждой из итераций поиска. От выбора метода в значительной степени может зависеть эффективность практического решения задачи многоклассовой классификации и характеристики соответствующих программных средств. Поэтому в общем случае выбор способа поиска – противоречивая и сложная научно-техническая задача. Подвергнуты анализу методы анализа и классификации рукописных подписей и выполнен анализ факторов, влияющих на качество сопоставления реализаций в прикладных системах обработки динамической подписи. Систематизированы аспекты вариативности, в том числе поведенческие изменения подписи в пределах одного класса, которые существенно усложняют построение устойчивых моделей анализа.

Приведен обзор математических методов и подходов сопоставления и классификации реализаций динамической подписи. Математическим объектом, с помощью которого описывается наблюдаемая с течением времени плоская кривая (в пространстве R^1) или многомерная кривая (R^n), является многомерный временной ряд:

$$S = \begin{array}{c|ccc} & t_1 & \dots & t_N \\ \hline s_1 & s_{11} & \dots & s_{1N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \hline s_M & s_{M1} & \dots & s_{MN} \end{array}, \quad (1)$$

где $s_{ij} = s_i(t_j)$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, M}$ – отсчет i -й кривой в j -й момент времени.

Суть проблемы классификации может заключаться в сегментации, т.е. в рациональном поиске во временном ряде фрагментов, в которых наблюдаемая характеристика ведет себя заданным (шаблонным) образом. Пусть временной ряд длины N представлен вектором отсчетов $S = (S_1, \dots, S_N)$

Если шаблон задан вектором $Q = (q_1, \dots, q_n)$, $n < N$, то фрагмент временного ряда длины n , начинающийся с позиции $i+1$, можно записать как $S^{(i)} = (S_{i+1}, \dots, S_{i+n})$.

Фрагмент $S^{(i)}$ является идентичным шаблону Q в детерминистской постановке, если для всех $j \in \{1, \dots, n\}$ выполняется равенство $S_{i+j} = q_j$. Для поиска во временном ряде длины N всех фрагментов, идентичных шаблону длины n , методом перебора необходимо выполнить $(N-n+1) \cdot n$ операций сравнения.

Приведено обоснование нейросетевых алгоритмов для решения задач анализа и сопоставления реализаций динамической подписи. В рамках парадигмы машинного обучения, искомая функция реализуется через достоверную классификацию новых образцов, не входящих в обучающие выборки. Хотя термин «классификация» здесь слабо применим, поскольку классификация – это разбиение и отнесение к заданному. В нашем случае искомая функция искусственного интеллекта (ИИ) реализует автоматический синтез описания нового образца по входному кортежу ненаблюдаемых ранее сигналов. Определение «ненаблюдаемых ранее» относится как к

абсолютным значениям параметров на входе системы регистрации и обработки, так и к их комбинациям.

Обоснована разработка подхода к формированию расширенного словаря признаков, предполагающего использование в качестве пространства словаря признаков массив соотношений исходных признаков многомерной сигнатуры динамической подписи. Согласно выдвигаемой в работе гипотезе, такая параметризация входных образцов динамической подписи будет обладать высокой информативностью, а полученные нейросетевые методы сопоставления и классификации – высокой различительной способностью. В результате предлагаемого представления, на основе каждого образца подписи формируется групповой точечный объект, вложенный в M -мерное пространство своих статистических и событийных признаков, например, различные статистические моменты разверток кривых во времени, число и виды пиков, радиусов и др. признаков из обширного набора детекторов признаков на изображениях (рис. 1).

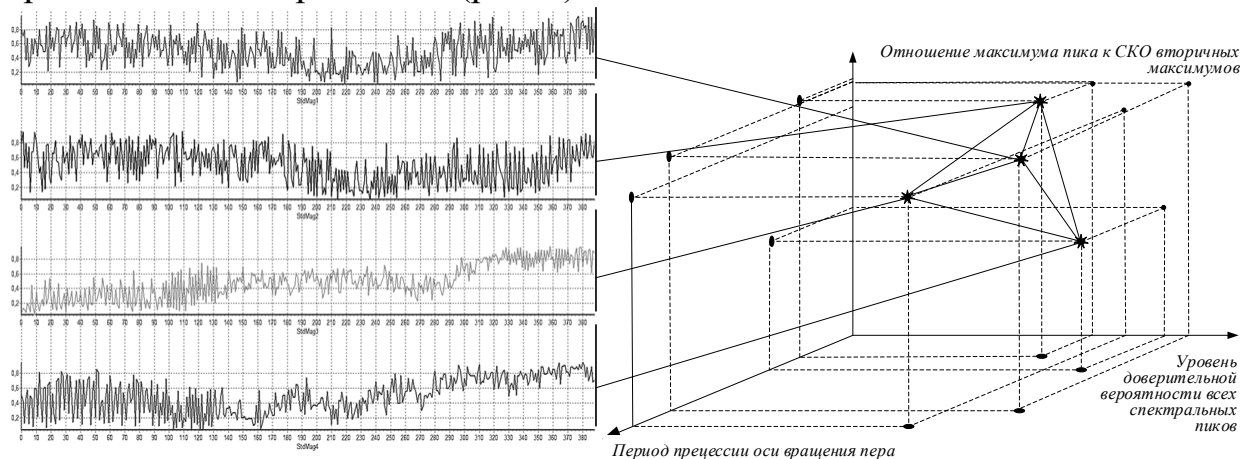


Рисунок 1 – Вариант представления реализации динамической подписи в M -мерном пространстве статистических и событийных признаков N -мерной кривой (на примере $M=3, N=4$)

Алгоритмы исключительно метрического представления и классификации показывают высокую устойчивость к искажениям групповых представлений вида смещения, поворота изменения масштаба, что целесообразно при распознавании вариабельности, обусловленной физиологией человека. Проведенный обзор источников предметной области позволяет судить, что в данной постановке названная задача еще не решена и соответствующий научно-методический аппарат не разработан. Сформулирована общая постановка задачи исследований.

Вторая глава посвящена разработке моделей представления динамических параметров подписи в нейросетевом вычислительном базисе. Разработан метод обработки данных динамической подписи на множестве функционально связанных многомерных кривых динамических параметров подписи. В соответствии с ГОСТ Р 52633.0–2006 «Требования к средствам высоконадежной биометрической аутентификации» биометрический образ

понимается как образ человека, полученный с выходов первичных измерительных преобразователей физических величин, подлежащий последующей масштабированной и иной первичной обработке с целью извлечения контролируемых биометрических параметров. В указанном стандарте биометрические образы подразделяются на статические и динамические. Исходя из этих определений, в настоящей работе под динамическим биометрическим образом подписи понимается множество синхронно регистрируемых временных рядов (координаты, давление и производные), снимаемых с планшета/контроллера ввода и прошедших нормировку и фильтрацию. Эти данные далее используются для извлечения признаков, построения эталонов и обучения моделей, при этом используемая терминология и этапы первичной обработки согласованы с определениями ГОСТ Р 52633.0–2006. Вопросы криптографических преобразований, защищенного хранения и прикладной аутентификации в рамках настоящей работы не рассматриваются.

Сформулирована гипотеза о возможности повышения качества сопоставления и классификации реализаций динамической подписи за счет экстраполяции зависимости значений дополнительных динамических параметров от кортежа значений стандартных параметров. Зная характеристики такой экстраполяции (аналитически построенной зависимости), можно на основе каждой выборки сокращенного состава сформировать частично синтетическую выборку полного состава, и уже ее использовать для обучения нейросетевых моделей сопоставления и классификации реализаций динамической подписи.

Для формирования динамических признаков скорость и ускорение оцениваются не прямым численным дифференцированием, а путём нейросетевой экстраполяции дополнительных динамических параметров по кортежу стандартных параметров сенсорного устройства. Выбор нейросетевой модели обусловлен размерностью и размерами обучающей выборки при внутриклассовой вариативности реальных данных. Нейросетевая модель обучается на реализациях подписи и компенсирует шум, квантования и неравномерность временной сетки, обеспечивая фазово-согласованные оценки производных. Такой способ оценки динамики повышает информативность признаков и устойчивость к вариативности по сравнению с методом конечных разностей, что отражается на метриках качества сопоставления и классификации. Рис. 2 иллюстрирует логику повышения информативности синтезированного датасета на основе использования информации, содержащейся в обеих исходных выборках.

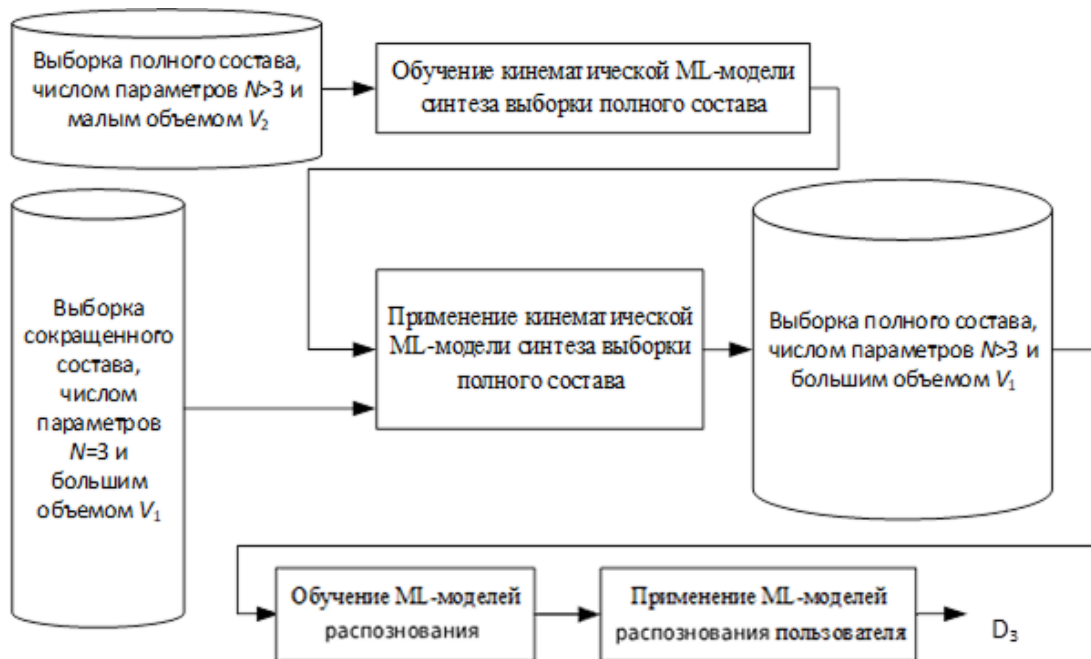


Рисунок 2 – Последовательность создания синтезированного датасета

Полученная выборка полного состава используется для выявления зависимости между стандартными и дополнительными параметрами. В рамках проведенных исследований для обучения нейронной сети использовалась известная база данных MOBISIG – 83 пользователей (49 мужчин, 34 женщины). База данных была собрана за три сеанса, в результате которых у каждого пользователя контролируемым (осознанным) способом было зафиксировано 45 подлинных подписей и 20 квалифицированных подделок. Средний возраст пользователей 26,03 лет, стандартное отклонение 9,84 года. Структура метода обработки данных пользователя на основе многослойной нейронной сети (НС) представлена на рис. 3.

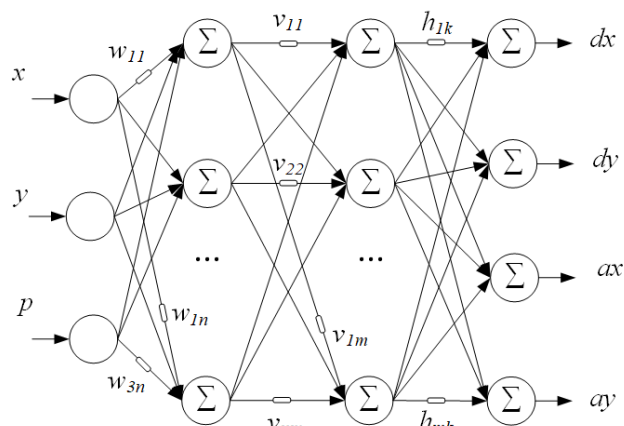


Рисунок 3 – Архитектура нейронной сети *BProp* 3-n-m-k-4

На вход сети *BProp* подавались три значения в строке под следующими заголовками:

- 1) x – проекция текущего положения пера на ось x ;
- 2) y – проекция текущего положения пера на ось y ;
- 3) $pressure$ – текущая сила давления пера на экран.

На вход при обучении сети, а при функционировании с выхода снимаются:

- 1) *velocityx* – проекция вектора скорости пера на ось x ;
- 2) *velocityy* – проекция вектора скорости пера на ось y ;
- 3) *accelx* – проекция ускорения пера на ось x ;
- 4) *accely* – проекция ускорения пера на ось y .

Полученные массивы реализаций динамических параметров в рамках решения задачи сопоставления и классификации реализаций динамической подписи по множеству классов, а также среди множества поддельных реализаций предполагает решение задачи классификации, но с особенностями, обусловленными вариабельностью подписи у одного и того же исполнителя в разных условиях. Поэтому в рамках исследования разработан метод эталонирования реализаций динамической подписи в пространстве функционально связанных многомерных кривых динамических параметров подписи. Эталонирование динамических параметров подписи пользователя предполагает кластеризацию нескольких стабильных, устойчивых, но различных реализаций внутри одного класса.

Современной реализацией модели кластеризации, позволяющей учитывать несколько подклассов в одном эталоне, является самоорганизующаяся карта Кохонена. Если множество искомым центроидов обозначено как $G = \{g_k | k = 1, \dots, l\}$, где l – общее количество типов подписей каждого пользователя, и регистрируется три основных динамических параметра: координата отсчета по оси x , отсчета по оси y и давление на холст, то искомая координатная матрица l центроидов, соответствующих различным вариантам подписи одного пользователя, выглядит следующим образом:

$$G^l = \begin{bmatrix} x_1^g & y_1^g & p_1^g \\ x_2^g & y_2^g & p_2^g \\ \dots & \dots & \dots \\ x_l^g & y_l^g & p_l^g \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Далее, в соответствии с критерием максимального правдоподобия, необходимо минимизировать неотрицательную функцию стоимости вида:

$$E = \sum_{k=1}^l \sum_{x \in g_k} C_k \|H_s - G_k\|_2 = \sum_{k=1}^l \sum_{x \in g_k} \sqrt{(x^h - x^c)^2 + (y^h - y^c)^2 + (p^h - p^c)^2} \quad (3)$$

где C_k – коэффициент значимости параметра; H_s – обобщенное обозначение s зарегистрированных реализаций отсчетов трёх рассматриваемых параметров, объединенная координатная матрица, которых принимает вид:

$$H^s = \begin{bmatrix} x_1^h & y_1^h & p_1^h \\ x_2^h & y_2^h & p_2^h \\ \dots & \dots & \dots \\ x_s^h & y_s^h & p_s^h \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где $H^s = \{h_1, h_2, \dots, h_s\}$ – множество реализаций подписи одним пользователем.

В отличие от классической SOM новизной подхода является взвешивание признаков в сети SOM (рис. 4), а также то, что при появлении новой реализации подписи, и подаче ее координат на вход сети SOM, на выходе становится активен нейрон-победитель и его весовые коэффициенты определяют эталон, к которому данная реализация принадлежит. Иными словами, метод эталонирования может выполнять функцию сопоставления и классификации, в случае ее обучения на данных, принадлежащих нескольким пользователям или их подделкам. Введенные отличия повышают устойчивость эталонирования к внутриклассовой вариативности и обеспечивают применимость SOM в подсистеме классификации.

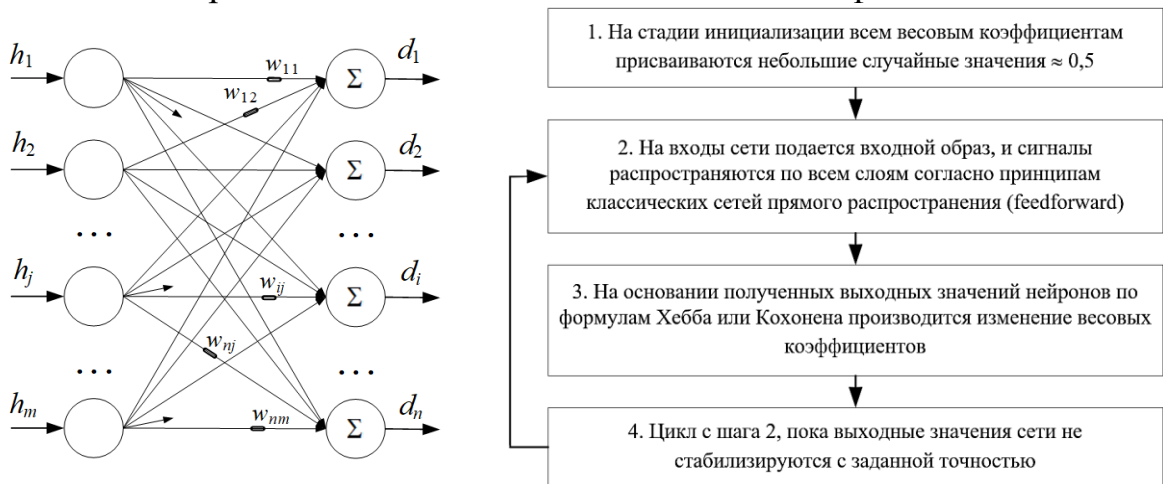


Рисунок 4 – Структура модели сети SOM и общая процедура эталонирования

На рис. 5 приведен пример эталонирования в пространстве двух координат планшета и давления на холст.

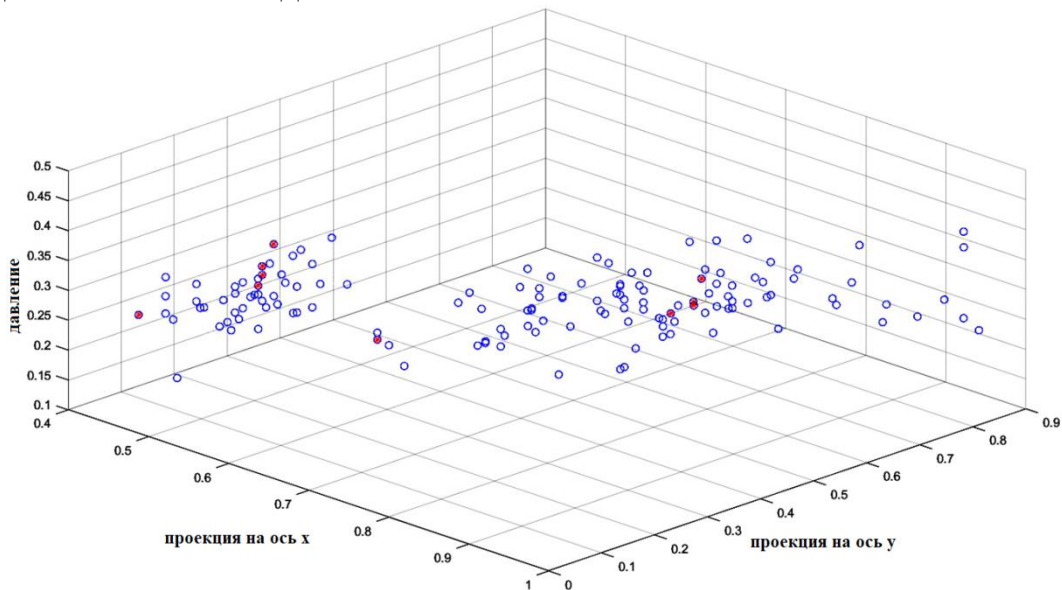


Рисунок 5 – Исходное распределение 50-ти реализаций подписи одним пользователем и 10 его эталонов

В главе предложена методика отождествления образца динамической сигнатуры подписи с эталонами по кортежу уникальных матриц синаптических коэффициентов (весов и смещений) межнейронных связей, заключающаяся в декомпозиции процедуры классификации на последовательность операций использования каждого набора матриц. На этапе формирования эталонов для каждого класса формируются и сохраняются послонные матрицы синаптических коэффициентов, полученные в процессе обучения на реализациях соответствующего класса подписи. Таким образом, каждому эталону соответствует уникальный набор матриц межнейронных связей. На этапе сопоставления процедура классификации декомпозируется на последовательность операций использования каждого набора матриц, а в алфавит классов вводится состояние «отказ от распознавания» для случаев, когда входная реализация не соотносится ни с одним из эталонов с заданным уровнем уверенности.

Для метрического сопоставления применяются расстояния между классифицируемым набором w и совокупностью объектов $W_g = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, представляющих (описывающих) каждого пользователя. Для измерения расстояний между объектами $d(w, w_g)$ используются среднеквадратическое расстояние, угловые отклонения, а также взвешенные метрики с учётом значимости признаков. Предполагается, что благодаря такой декомпозиции общего процесса достигается повышение качества сопоставления и устойчивости классификации, поскольку вместо одной нейронной сети с большим числом параметров, обучаемой на совокупности классов и реализаций внутри каждого класса, используется система компактных сетей, на выходе которой реализуется логическая схема «и/или/нет», позволяющая методом пошаговых уточнений и «до-распознаваний» относить входную реализацию к одному из эталонов при требуемом значении метрики качества. В части эксплуатации предусматривается переход к специализированному хранению эталонов, помимо хранения исходных временных рядов предлагается использовать распределённое хранение матриц синаптических связей, соответствующих эталонным конфигурациям.

В **третьей главе** представлены методики и алгоритмы анализа, сопоставления и классификации реализаций динамической подписи на основе нейросетевого вычислительного базиса. Исходными данными для решения задачи сопоставления входной реализации с эталонными представлениями являются эталоны динамической сигнатуры подписи, представленные в виде многомерной кривой, как результат работы модели эталонирования. В качестве исходных наборов данных для формирования и проверки таких эталонов используются открытые БД, содержащие до десятка параметров динамической реализации подписи, зарегистрированной на сенсорных устройствах в различных условиях. Шаблон (или эталон) представляет собой аналитическую кривую, вложенную в многомерное (по числу параметров) пространство, как результат кластеризации и эталонирования множества реализаций динамической подписи в рамках одного класса. Для учета влияния различий в данных, полученных с разных

планшетов и сенсорных устройств, в процессе работы используется нормализация данных. Этот процесс включает методы экстраполяции динамических параметров подписи с учетом характеристик сенсорного устройства, что позволяет устранять вариации, вызванные различиями в аппаратных характеристиках устройств. Используемые алгоритмы нормализации обеспечивают сопоставимость данных, полученных с различных устройств, и их корректную обработку. Стандартизация данных достигается через нормализацию значений на основе минимального набора параметров сенсора, что позволяет создавать общее пространство для данных с различных устройств. Выходными данными системы являются кодовые указания на принадлежность входной реализации подписи к одному из эталонов с оценкой степени принадлежности в интервале $[0,1]$.

Далее в главе представлена частная постановка задачи синтеза алгоритмов сопоставления и классификации реализаций динамической подписи. Проведен структурный синтез нейросетевых архитектур анализа динамических параметров подписи в пространстве отсчетов многомерных кривых и приведено описание процесса постановки динамической подписи и ее сопоставления несколькими алгоритмами и последующим мажоритарным голосованием в соответствии со схемой на рис. 6 (слева). Наиболее информационно емкой архитектурой для классификации реализации динамической подписи в пространстве временных отсчетов многомерной кривой является многослойная нейронная сеть (как правило, с архитектурой *VProp* или MLP). Основным инструментом классификации фрагментов многомерной кривой подписи является многослойная НС *VProp* (рис. 6, справа).

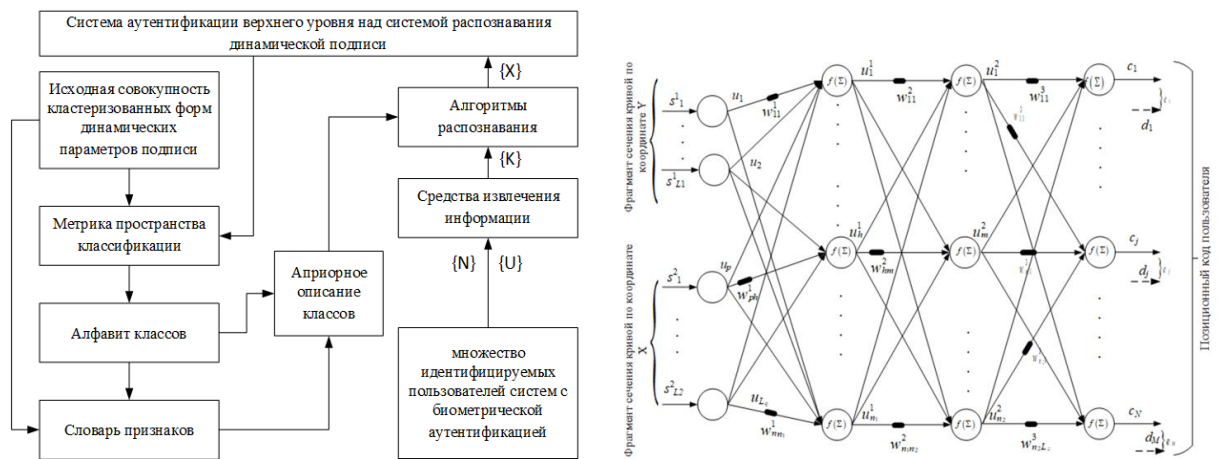


Рисунок 6 – Общая схема применения алгоритмов и НС классификации динамической подписи

Нейроклассификатор с векторной функцией выхода используется для отображения отсчётов многомерных кривых подписи в алфавит классов динамической подписи. На вход подаётся вектор, сформированный из синхронных отсчётов по выбранным каналам, а многослойная НС прямого распространения вычисляет вектор откликов по классам. Класс определяется

по максимальному компоненту выходного вектора, сопоставленному с «кодовым наименованием владельца подписи», при недостаточной величине отклика формируется «отказ от распознавания». В режиме классификации дополнительно проверяется достижение заданного порога уверенности. Алгоритмы реализуют два отображения: $\Psi_1: \{X\} \rightarrow \{Z\}$ – множества отсчетов кривых во множество вторичных признаков и $\Psi_2: \{P, Z\} \rightarrow \{Q\}$ – множества вторичных признаков $\{Z\}$ во множество классов пользователей $\{Q\}$. Общая структура нейроклассификатора, осуществляющего классификацию одного из N видов подписи по вектору фактографических данных X на входе с учетом данных P (дополнительных динамических признаков) показана на рис. 7.

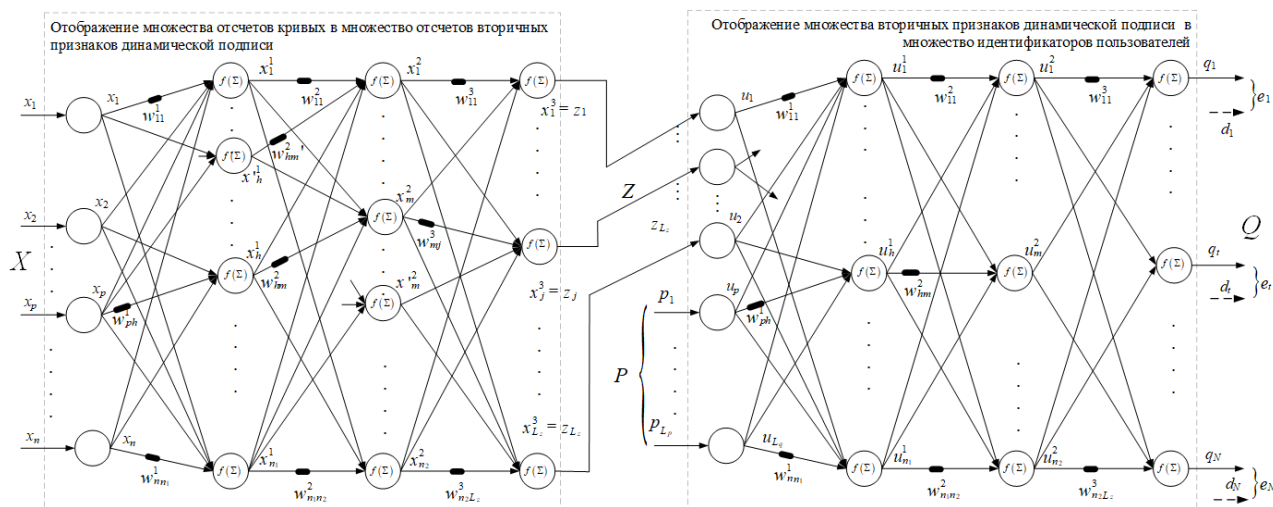


Рисунок 7 – Структура нейроклассификатора для отображений отсчетов кривых во множество классов пользователей

Усовершенствована методика нейросетевого анализа и классификации динамической сигнатуры подписи пользователя в пространстве многоточечного представления статистических характеристик семейства кривых (рис.8). Каждая точка представляет собой значение статистической или иной характеристики каждой кривой, таким образом, число точек соответствует числу кривых динамической подписи, а размерность пространства вложения – числу статистических характеристик, вычисляемых по каждой кривой. Особенностью методики является высокая устойчивость к искажениям статистических характеристик параметров динамической подписи при внутриклассовой вариативности реализаций. Методика реализована на базе многослойной нейронной сети прямого распространения (MLP) в двух конфигурациях со скалярной функцией выхода и с векторной функцией выхода.

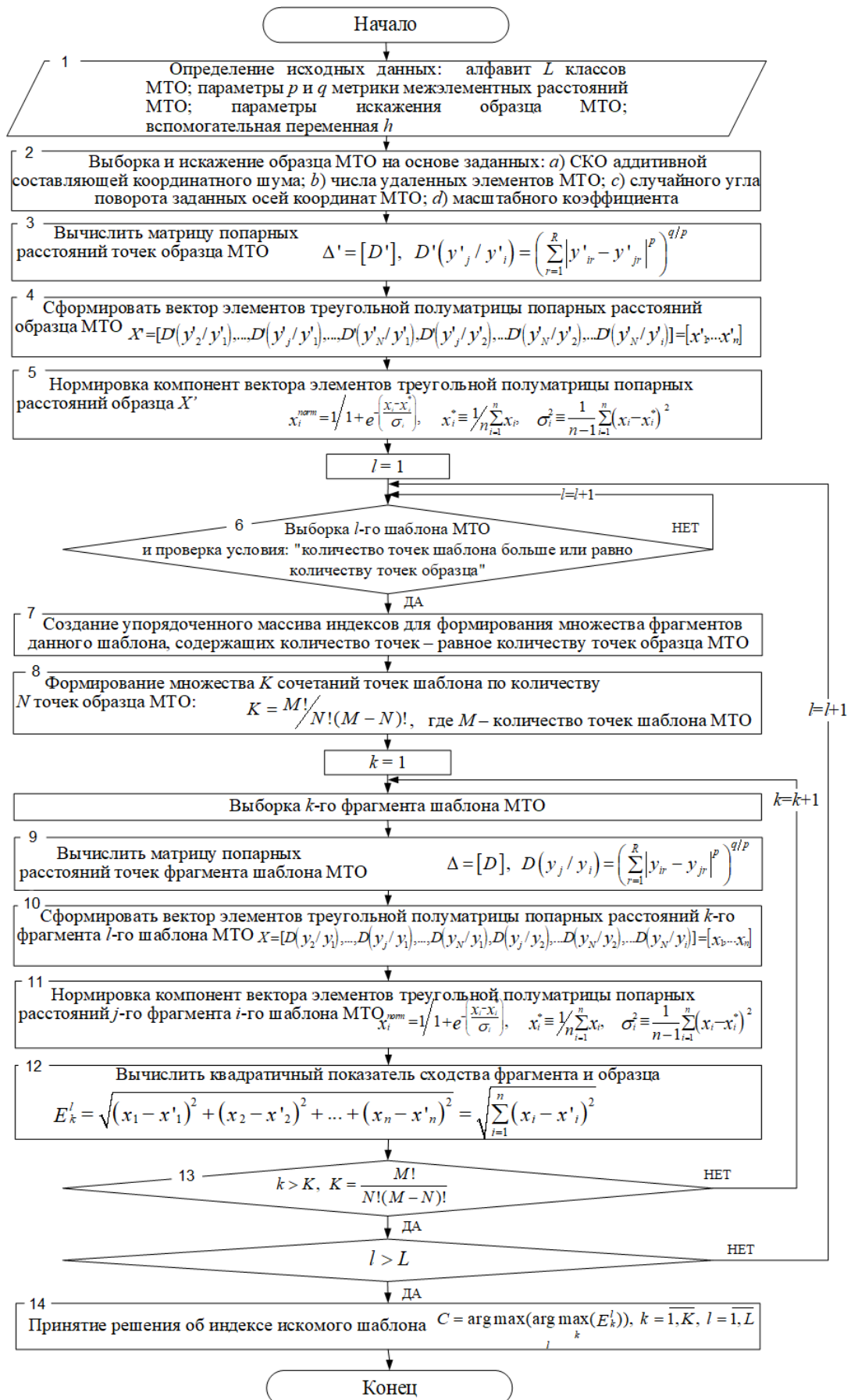


Рисунок 8 – Алгоритм методики нейросетевого анализа и классификации динамической сигнатуры подписи пользователя в пространстве многоточечного представления статистических характеристик семейства кривых

Разработан алгоритм комплексного анализа и классификации динамической сигнатуры подписи пользователя в пространстве отсчетов многомерных кривых (рис.9), подразумевается параллельная обработка и оценивание многомерного фрагмента кривой различными обнаружителями с последующим объединением полученных результатов. Собственно, наличие множества разнородных и разношкальных признаков, описывающих разнотемповые процессы и динамику кривых подписи, а также многомерность процедуры сопоставления и классификации уже само по себе обуславливает отнесение предлагаемой модели распознавания к технологии «*Multi-sensor fusion*» или «*Data fusion*» при принятии решения по оцениванию вида подписи.

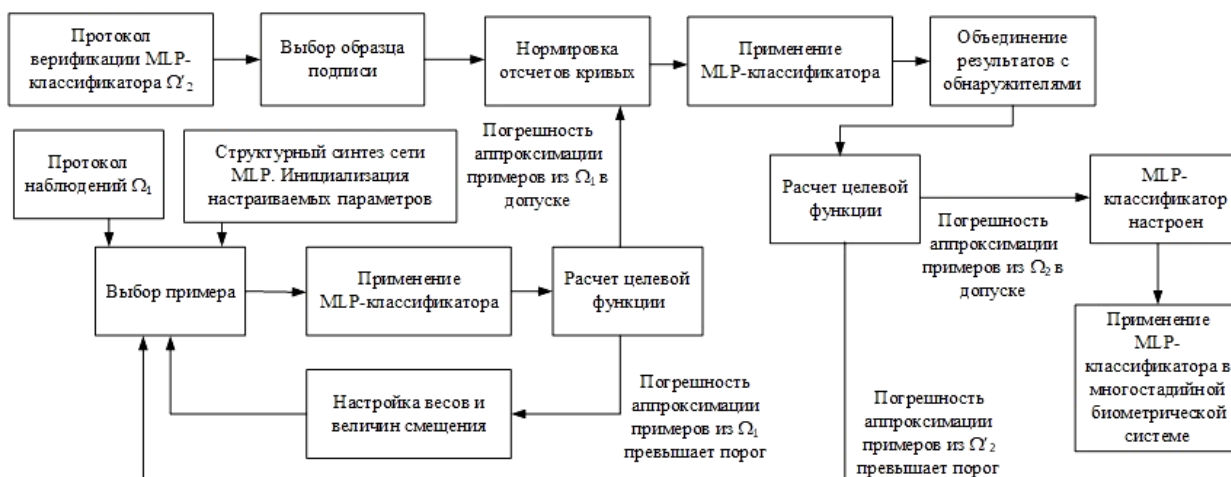


Рисунок 9 – Обобщенная схема алгоритма комплексного анализа и классификации

В четвертой главе представлены результаты экспериментальных исследований и предложения по практической реализации разработанных методик, методов и алгоритмов. Общая структура макета программного комплекса моделирования процессов эталонирования и классификации реализаций динамической подписи в прикладных сценариях анализа иллюстрирована на рис. 10.

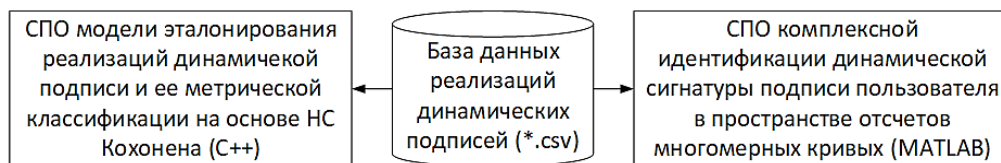


Рисунок 10 – Общая структура макета программного комплекса

Число скрытых слоев НС в экспериментах варьировалось от одного до четырех при максимальной длине одной реализации подписи в 260 отсчетов. В качестве функции активации использовался гиперболический тангенс, так как кодировка целевых векторов в области определения $[-1, 1]$ наиболее устойчива к высокочастотным шумам, типа микро-тремора руки. Корректировка весов осуществлялась в соответствии с алгоритмом обучения

НС Левенберга-Марквардта, который в нужной постановке даёт быструю и устойчивую сходимость. Его ключевое преимущество – это гибридный подход, который объединяет в себе сильные стороны двух других методов: градиентного спуска (устойчивого, но медленно сходящегося вдали от решения) и Гаусса-Ньютона (быстро сходящегося вблизи решения, но расходящегося, если начальное приближение плохое). Поскольку алгоритм Левенберга-Марквардта предполагает рост вычислительной трудоёмкости шага при увеличении размерности, то данный недостаток компенсирован декомпозицией задач по группам пользователей и разнесением вычислений (*Cloud/Fog/Edge*).

На рис. 11 приведена усреднённая зависимость метрики качества сопоставления и классификации в зависимости от числа примеров обучающей выборки и числа классов, из которой следует, что для обеспечения заданных значений метрики качества, необходимо декомпозировать аппаратно-программные модели анализа динамической подписи по группам небольшого числа классов.

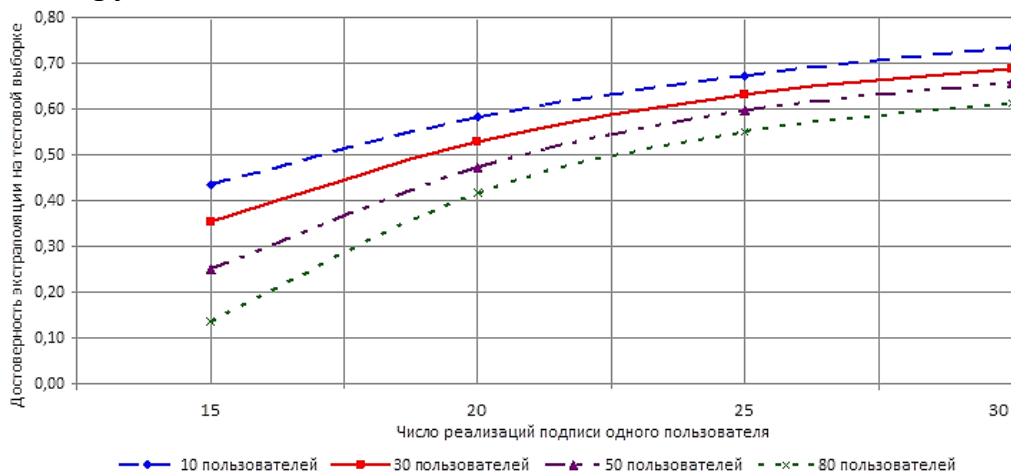


Рисунок 11 – Изменение достоверности классификации динамической подписи в зависимости от кол-ва эталонов и групп пользователей

В программной реализации для сравнения использованы многослойные нейронные сети прямого распространения со скалярной и векторной функциями выхода и следующими моделями и критериями: метрические (Евклидова, Чебышёва, Минковского-3), корреляционный, по минимуму расстояния Кульбака–Лейблера. На рис. 12 представлены зависимости метрик качества сопоставления и классификации реализаций динамической подписи по множеству классов при фиксированных архитектурных параметрах НС и объёмах обучающих-проверочных выборок. Совместное использование нескольких метрических, корреляционного и статистического критериев на одном графике позволяет рассматривать их как семейство базовых алгоритмов оценивания, по отношению к которому оценивается выигрыш нейросетевой модели и комплексирования метрических, статистических и нейросетевых оценок.

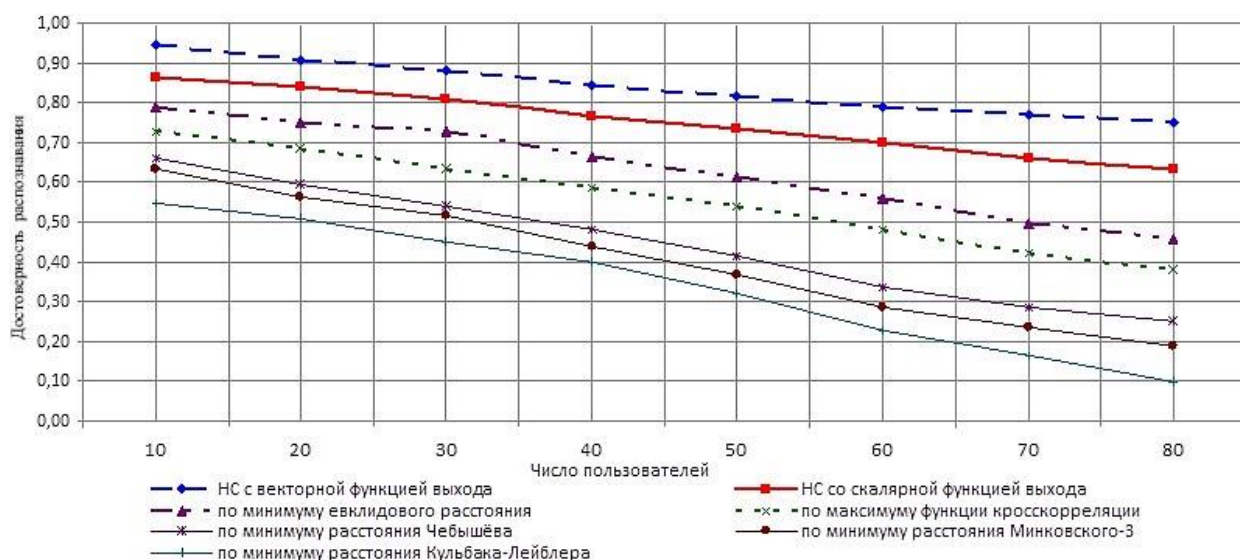


Рисунок 12 – Изменение достоверности классификации динамической подписи в зависимости от их числа

Анализ зависимостей на рис. 12 свидетельствует о преимуществах НС с векторной функцией выхода над остальными алгоритмами. Практически параллельный характер кривых метрических и корреляционного критериев показывает, что при увеличении числа классов выбор конкретной метрики мало влияет на форму зависимости изменяя в основном лишь уровень метрики качества, поэтому зафиксированный выигрыш НС с векторной функцией выхода является устойчивым для всей группы базовых методов. Статистический алгоритм Кульбака–Лейблера предсказуемо показал низкие значения метрики качества в силу наличия шумов микротремора руки при постановке подписи, что может быть компенсировано адаптивным сглаживанием в схеме системы регистрации и обработки динамической подписи. Средний выигрыш от применения разработанных методов и алгоритмов анализа и классификации динамической подписи по сравнению со статистическими методами составил 25–35 %, по сравнению с метрическими – от 5 до 15 %.

На рис. 13 представлены оценки ошибок ложного допуска – *FAR* (*False Acceptance Rate*) и ложного отказа – *FRR* (*False Rejection Rate*) для разработанной модели. Результаты тестирования, показанные на графике, демонстрируют, что разработанные методы эффективно снижает значения *FAR* и *FRR* при разных уровнях чувствительности. При чувствительности 0,1 показатель *FAR* составляет 0,08%, что подтверждает минимизацию ложных допусков в рамках заданного порога. Одновременно, *FRR* при данной чувствительности равен 0,12%, что свидетельствует о низком уровне ложных отказов. Показатель *EER* для данной модели достигает 0,9% при чувствительности ниже 0,1, что указывает на оптимальное сочетание точности и надежности системы. Эти результаты подтверждают эффективность предложенных методов и моделей для задач классификации, обеспечивая сбалансированное соотношение между ошибками первого и второго рода при минимальных значениях *EER*

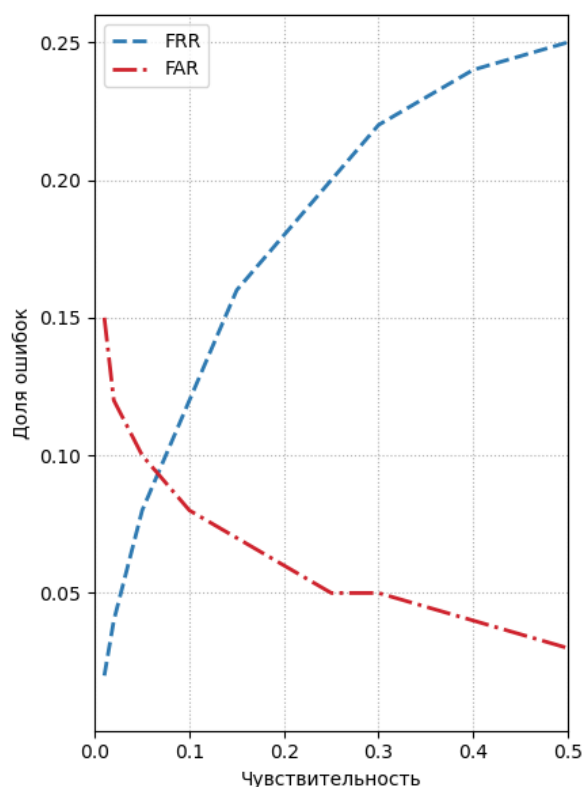


Рисунок 13 - Оценка доли ошибок ложного допуска и ложного отказа для разработанной модели

Выработаны предложения по организации хранения эталонных представлений динамической подписи на основе специализированных баз данных временных рядов и уникальных матриц синаптических коэффициентов межнейронных связей, а также предложения по облику системы передачи данных и децентрализованной структуры узлов обработки и сопоставления реализаций подписи в современных системах анализа динамической подписи.

Предлагаемое хранилище данных динамической подписи имеет топологию с четырьмя независимыми, ортогональными измерениями, т.е. в евклидовой метрике – гиперкуба размерностью $[m, n, k, v]$; где m – число параметров динамической подписи порядка единиц – десятков; n – число отсчетов многомерного временного ряда; k – количество доступных реализаций динамической подписи одного пользователя; v – число пользователей. На рис. 14 представлена многомерная модель хранения или гиперкуб, ребрами которого являются последовательности значений анализируемых параметров, что позволяет анализировать данные сразу по нескольким измерениям, т. е. выполнять многомерный анализ.

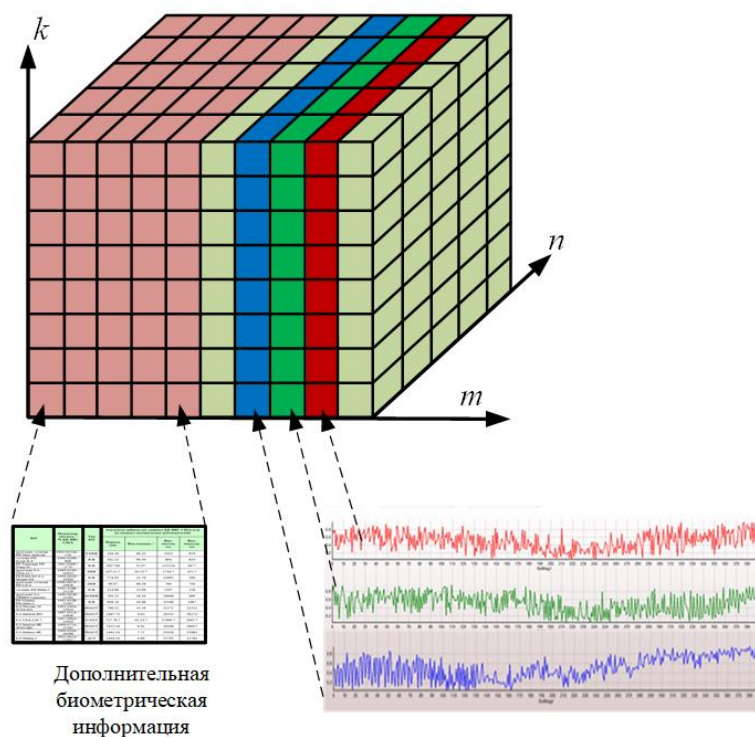


Рисунок 14 - Многомерная база данных хранилища эталонов динамической подписи (фрагмент одного пользователя)

Важным достоинством такой топологии базы данных является то, что в процессе поиска и извлечения из куба нужной информации над его измерениями можно производить ряд действий, наиболее типичными из которых являются: сечение (срез), транспонирование, свертка и детализация. Технической реализацией баз данных временных рядов TSDB (*Time Series Database*) может быть множество типов серийных программных продуктов с различными видами лицензии, представляющих собой специализированный тип базы данных, специально разработанный для обработки данных с временными метками или временных рядов. Такая схема ускоряет доступ, повышает эффективность хранения и выборки многомерных временных рядов, и обеспечивает согласованность эталонных представлений с процедурами предобработки, нормализации и сопоставления, используемыми в алгоритмах анализа.

В заключении подводятся итоги диссертационного исследования, излагаются его основные выводы и обобщающие результаты по вопросам, составляющим предмет исследования и имеющим как теоретическое, так и практическое значение.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

Диссертация посвящена решению актуальной научно-технической задачи повышения качества анализа и классификации реализаций динамической подписи в условиях расширения спектра информационных услуг, а также роста числа устройств и пользователей сервисов, требующих персонализации данных. Основные результаты сводятся к следующему.

1. Проведен анализ существующих методов сопоставления и классификации реализаций динамической подписи (рукописного пароля) с использованием инструментария технологии машинного обучения. Обосновано применение многослойных нейронных сетей как способа реализации функции обобщения в условиях большого числа классов и внутриклассовой вариативности. Установлена целесообразность представления реализации динамической подписи в виде множества функционально связанных многомерных кривых дискретных значений физико-геометрических параметров.

2. Теоретически обоснован и программно реализован метод расширения признакового описания подписи. Экспериментально подтверждено, что использование синтезированных признаков стабилизирует процесс классификации: итоговая точность системы составила 0,95, зафиксирован прирост качества от 5 % до 35 % в сравнении с классическими метрическими и статистическими алгоритмами.

3. Разработка и практическое внедрение адаптивного метода эталонирования на базе сетей Кохонена позволило эффективно формализовать процедуру создания шаблонов. Проведенное тестирование показало, что предложенный подход успешно нивелирует естественную вариативность моторики человека, позволив снизить показатель FRR до 0,12 в сценариях аутентификации.

4. Создана и протестирована масштабируемая архитектура сопоставления образцов подписи. Доказано, что переход к хранению эталонов в виде уникальных матриц весов в сочетании со строгим критерием отказа позволяет достичь требуемых показателей безопасности, жестко ограничив ошибку ложного пропуска (FAR) уровнем 0,08.

5. Разработана комплексная методика нейросетевой классификации сигнатуры пользователя на основе инвариантов. Эксперименты на репрезентативных выборках подтвердили, что многоточечное представление позволяет гибко настраивать систему: зафиксирован оптимальный баланс характеристик с показателем EER равным 0,09 (при чувствительности 0,06).

6. Разработан и реализован программный комплекс включающий этапы экстраполяции дополнительных параметров → эталонирования → нейросетевой классификации. Экспериментально подтверждено повышение качества анализа и классификации до 0,95, а также прирост точности на 25–35% относительно статистических и на 5–15% относительно метрических алгоритмов.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях из перечня ВАК Минобрнауки России

1. Танцеров, А.Х. Современные подходы к распознаванию и аутентификации подписей: методы обработки изображений / А.Х.

Танцеров, Е.А. Данилов // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2025. – Т. 14, № 2(70). – С. 71–76.

2. Танцеров, А.Х. Кинематическая модель формирования эталонных динамических параметров подписи пользователя / А.Х. Танцеров, Е.А. Данилов // Вестник РГРТУ. – 2025. – № 92. – С. 170–178.

3. Танцеров, А.Х. Структурный синтез нейросетевых моделей биометрического распознавания в пространстве вторичных признаков многомерных динамических кривых/ А.Х. Танцеров, Е.А. Данилов // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. Медицинское приборостроение. – 2025. – Т. 15, № 4. – С. 123–137.

4. Танцеров, А.Х. Методика отождествления эталона динамической сигнатуры подписи пользователя по кортежу уникальных матриц синаптических коэффициентов межнейронных связей/ А.Х. Танцеров, Е.А. Данилов // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2026. – Т. 15, № 1(73). – С. 10–16.

Публикации в изданиях, индексируемых базой Scopus

5. Tantserov, A.N. Combined Approach to Signature Verification Based on Fourier Transform, Hough Transform, Radon Transform, and the Support Vector Machine Method. / A.N. Tantserov; E.A. Danilov // Proceedings of International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon). – Sochi, Russian Federation, 2025. – P.759–764.

Публикации в прочих изданиях

6. Танцеров А.Х. Инновации в системе контроля и управления доступом // В сборнике: Актуальные вопросы современной науки и образования. сборник статей Международной научно-практической конференции : в 2 ч.. 2020. С. 54–56.

7. Танцеров, А.Х. Использование моделей нейронного синтеза речи в системах голосовой аутентификации / А.Х. Танцеров // В сборнике: Современные методы и средства обработки пространственно-временных сигналов. Сборник статей XX Всероссийской научно-технической конференции, посвященной 60-летию кафедры "Программирование" ПензГТУ. – Пенза, 2023. – С. 41–45.

8. Танцеров, А.Х. Динамическая подпись как временной ряд / А.Х. Танцеров, Е.А. Данилов // Актуальные вопросы современной науки: теория и практика научных исследований Сборник научных трудов VII Всероссийской научно-практической конференции (Пенза, 30 октября – 3 ноября 2023 г.) Том 1 – С. 214–215.

9. Танцеров, А.Х. Методы интеллектуального анализа по динамической подписи в прикладных системах / А.Х. Танцеров, // Актуальные вопросы современной науки: теория и практика научных исследований Сборник научных трудов VII Всероссийской научно-практической конференции (Пенза, 30 октября – 3 ноября 2024 г.) Том 1 – С. 316–317.

10. Танцеров, А.Х., Данилов, Е.А. Трансформация механизмов аутентификации в XX веке: от аналоговых методов до цифровых систем шифрования / А.Х. Танцеров, Е.А. Данилов // Современные информационные технологии. – 2024. – № 39 (39). – С. 80–85.

11. Танцеров, А.Х., Данилов, Е.А. Сравнительный анализ параметрического и функционального подходов в биометрической аутентификации подписи / А.Х. Танцеров, Е.А. Данилов // Современные информационные технологии. – 2024. – № 40 (40). – С. 97–101.

12. Танцеров, А.Х. Использование спектрально-статистических признаков и вейвлет-преобразований в многослойных нейронных сетях в задачах идентификации многомерных биометрических данных / А.Х. Танцеров // Современные достижения научно-технического прогресса. – Самара, 2025. – С. 41–44.

13. Танцеров, А.Х. Гибридная биометрическая аутентификация по динамическим параметрам подписи / А.Х. Танцеров // Модели инновационных решений повышения конкурентоспособности отечественной науки: сборник статей по итогам Всероссийской научно-практической конференции с международным участием, Иркутск, 04 мая 2025 года. – Стерлитамак: ООО "Агентство международных исследований", 2025. – С. 124–126.

14. Танцеров, А.Х. Сравнительное исследование архитектур нейронных сетей в задачах идентификации многомерных биометрических данных / А.Х. Танцеров // Тенденции развития науки и образования. – Самара, 2025. – С. 151–155.

15. Танцеров, А.Х., Данилов, Е.А. Современные методы обработки изображений динамических подписей: классификация и анализ / А.Х. Танцеров, Е.А. Данилов // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов и обработки изображений. – Курск, 2025. – С. 258–261.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

1. Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ № 2025689457. Программа для построения и обучения полносвязной искусственной нейронной сети по многоканальным временным рядам динамических параметров личной подписи // Танцеров А.Х., Данилов Е.А. Пензенский государственный технологический университет. 28.10.2025.

2. Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ № 2025690104. Программный модуль обучения MLP-модели ИНС по нормированным векторным динамическим параметрам личной подписи // Танцеров А.Х., Данилов Е.А. Пензенский государственный технологический университет. 05.11.2025.

3. Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ № 2025690311. Программа для формирования наблюдательной и верификационной выборки многоканальных временных рядов динамических параметров личной подписи // Танцеров А.Х., Данилов Е.А. Пензенский государственный технологический университет. 06.11.2025.

ТАНЦЕРОВ АЛЕКСАНДР ХАБИБУЛЛОВИЧ

**МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА
ДИНАМИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ПОДПИСИ НА ОСНОВЕ
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Специальность 2.3.8. – Информатика и информационные процессы
(технические науки)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Подписано в печать __. __. 2026. Формат 60x84 ¹/₁₆
Бумага офсетная. Печать цифровая. Усл. печ. л. 1,2.

Тираж 100 экз.

Пензенский государственный технологический университет.
440039, Россия, г. Пенза, пр. Байдукова/ул. Гагарина, 1^а/11