

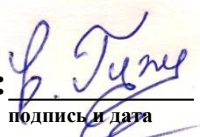
МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«ПЕНЗЕНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
Политехнический институт
Факультет вычислительной техники
Кафедра «Вычислительная техника»

НАУЧНЫЙ ДОКЛАД ОБ ОСНОВНЫХ РЕЗУЛЬТАТАХ ПОДГОТОВЛЕННОЙ
НАУЧНО-КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ на тему:

«Создание новых нейросетевых дифференциальных аналогов
статистических критериев для оценки малых обучающих биометрических
выборок преобразователей биометрия-код»

Направление подготовки: 09.06.01 – Информатика и вычислительная техника

Направленность (профиль): 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика

Выполнила аспирант:  **С.А. Гужова**

подпись и дата

Научный руководитель:  **Е.А. Малыгина**

подпись и дата

Пенза 2024

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1. Анализ обработки данных в системе высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации.....	8
2. Создание дифференциальных аналогов статистических критериев для анализа малых выборок.....	10
3. Алгоритм создания новых нейросетевых дифференциальных аналогов статистических критериев Гири и их совместное использование для оценки малых биометрических выборок.....	16
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	21
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК.....	22

ВВЕДЕНИЕ

Цифровизация в России послужила одним из многочисленных импульсов к становлению общества как современной информационной структуры, однако этот процесс повлёк за собой возникновение ряда проблем. Одной из них стала удаленное подтверждение личности пользователем. Данную проблему позволяет решать высоконадежная биометрическая аутентификация [1].

Основные сферы применения биометрии: госуслуги, телекоммуникационные сервисы, транспорт, финансовый сектор, розничная продажа товаров и услуг, образование, здравоохранение, миграционный контроль, разграничение доступа на объекты. Наиболее используемые биометрические технологии: двух- и трехмерный рисунок лица; рисунки отпечатков пальцев и ладони; рисунки вен; рукописные и голосовые слова (фразы)-пароли; рисунки радужной оболочки глаза.

При современном уровне развития интеллектуальных информационных систем и использовании искусственного интеллекта в биометрических системах актуальными становятся вопросы системного анализа, управления, совершенствования существующих и разработка новых алгоритмов обработки данных. Наряду с положительной динамикой, одновременно усиливаются и риски возникновения зависимости от некачественных решений в области искусственного интеллекта, в том числе и используемых в биометрических системах аутентификации.

Наиболее сложной задачей, которая остается нерешенной в настоящее время является высокодостоверная статистическая обработка входных данных малых обучающих выборок. Непосредственно она несет в себе информацию, влияющую на то, как хорошо будет обучен нейросетевой преобразователь биометрия-код (НПБК). [2].

Известно, что для качественного обучения НПБК требуются обучающие выборки размером от 20 до 30 примеров образа «Свой» максимально похожих друг на друга, что создает у пользователя определенные трудности при их вводе в реальных условиях эксплуатации средства аутентификации. По причине

ограниченных возможностей линейных нейронов, обученных согласно алгоритму ГОСТ Р 52633.5-2011, в виде их практически нулевой эффективности в обогащении, подаваемых на вход биометрических данных, имеющих математическое ожидание (МО), стремящиеся к нулевому значению, сокращение объема обучающей выборки до меньшего числа затруднительно [3].

Наиболее распространенный критерий 20 века – хи-квадрат – изначально был предназначен для статистической оценки качества выборок, содержащих 200 и более примеров, но, как показывают результаты тестирования НПБК, его применение совершенно не целесообразно на выборках, насчитывающих до 30 примеров, так как он дает существенные погрешности ($P_1=P_2=P_{EE}=0.330$) [2].

Наличие объективного противоречия между современными требованиями по высоконадежной биометрической аутентификации и возможностями критерия хи-квадрат для статистической обработки малых выборок биометрических данных, необходимой для определения в обучающей выборке грубых ошибок по критерию нормальности собранных данных, позволило сформулировать **научную задачу**, состоящую в системном анализе системы высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации и статистических критериев, используемых при оценке данных малых биометрических выборок, разработке аппарата интеллектуальной статистической обработки данных в исследуемой системе.

Объект исследования—система высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации.

Предмет исследования—алгоритм интеллектуальной обработки информации при статистической оценке малых выборок биометрических данных, необходимых для обучения и тестирования НПБК.

Цель научно-квалификационной работы состоит в повышении эффективности статистической обработки информации в системе высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации за счет разработки алгоритма интеллектуальной обработки информации.

Достижение поставленной цели базируется на решении следующих **задач**:

1. Провести системный анализ статистической обработки данных в системе высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации.
2. Создать нейросетевой аналог дифференциального критерия Крамера-Мизеса.
3. Создать новые нейросетевые дифференциальные варианты критерия Гири и их совместного использования для оценки малых биометрических выборок.

Научная новизна исследования заключается в разработке дифференциальных аналогов статистических критериев, а также их нейросетевого эквивалента. Это позволит существенно уменьшить вероятности возникновения ошибок первого и второго рода за счет обучения и тестирования НПБК на более точных статистических оценках качества малых выборок образа «Свой».

1. Проведен системный анализ существующих статистических критериев, используемых для обработки малых биометрических выборок. Выяснено, что существующие статистические критерии недостаточно удовлетворяют современным требованиям. Поставлена задача разработки новых статистических критериев с использованием аппарата искусственных нейронных сетей.

2. Впервые разработана и исследована для анализа малых выборок альтернатива классическому семейству критериев Крамера-Мизеса в виде их дифференциальных аналогов. Переход к данным модификациям дал снижение вероятности возникновения ошибок первого и второго рода в 10 раз.

3. Впервые разработан алгоритм создания новых нейросетевых дифференциальных аналогов статистического критерия Гири и их совместного использования при оценке малых биометрических выборок, позволивший получить $\approx 3,72$ кратное снижение вероятности ошибок второго рода и использования меньшей выборки без потери качества обучения НПБК, которое крайне важно при переходе от медленных алгоритмов обучения к очень быстрым.

Теоретическая значимость выпускной научно-квалификационной работы заключается в получении новых научных результатов в области исследования системы высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации личности за

счет разработки новых нейросетевых дифференциальных аналогов статистических критериев и их совместного использования с целью повышения качества статистической оценки малых выборок биометрических примеров.

Методологические принципы, используемые в исследованиях, основываются на апробированных методах математической статистики, системного анализа, математического моделирования, теории искусственных нейронных сетей, теории эксперимента, а также методы графического представления и обработки результатов вычислительных экспериментов. Расчеты проведены с использованием среды математического моделирования MathCAD и C#, программные решения защищены путем их регистрации в фонде алгоритмов и программ.

Практическая значимость работы. Созданные критерии Крамера–фон Мизеса, позволили получать десятикратные меньшие значения вероятностей появления ошибок сравнительно с их классическими разновидностями. Применение новых дифференциальных статистических критериев повысило качество оценки примеров образа «Свой» и их сортировку перед формированием обучающей выборки, что напрямую повлияло на процесс обучения НПБК и его стойкость к различным атакам.

Разработанный алгоритм создания новых нейросетевых дифференциальных аналогов статистических критериев Гири и их совместного использования при оценке малых биометрических выборок позволил получить $\approx 3,72$ кратное снижение вероятности ошибок второго рода и использования меньше примеров без потери качества обучения НПБК

Степень достоверности и апробация результатов. Достоверность полученных выводов и сопутствующих им вычислениям, приведенных в выпускной научно-квалификационной работе, подтверждается и обуславливается корректным использованием математических методов, сопоставлением теоретических утверждений и статических исследований с результатами вычислительных экспериментов.

Ключевые результаты и положения выпускной научно-квалификационной работы докладывались, обсуждались и были одобрены на:

- Всероссийской НТК секции «Биометрическая поддержка, блокчейна реестров, облачных сервисов» – Пенза: 2018 г.;
- Всероссийской НТК "СТОС", Россия, г. Москва 12–13 декабря 2023 г.

По материалам научного исследования опубликовано –17 научных работ, из них: 7 статей в журналах, рекомендованных ВАК Минобрнауки России, получено 3 свидетельства на программы для ЭВМ. Основные положения научного исследования полностью представлены в опубликованных работах.

Внедрение результатов работы и связь с научными программами. Проведенный комплекс теоретических и экспериментальных исследований обработки информации в системе биометрико-нейросетевой аутентификации личности выполненными лично автором, использованы: АО «НПП «Развитие инновационных технологий» (г. Тверь) при разработке программного обеспечения КИМ БУ ПОВ в рамках составной части ОКР «Зарница-ПАК2», выполняемой по государственному контракту № 1720187341071452466001988/733-2018 от 30.04.2019 г.

Соответствие паспорту специальности. Результаты научного исследования соответствуют паспорту научной специальности 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка информации, статистика (технические науки): п.п. 17. Прикладные статистические исследования, направленные на выявление, измерение, анализ, прогнозирование, моделирование складывающейся конъюнктуры и разработки перспективных вариантов развития сложных систем.

Личный вклад автора. Все основные научные результаты, сформулированные в положениях и вынесенные на защиту выпускной научно-квалификационной работы, получены автором самостоятельно. Во всех работах, выполненных в соавторстве с научным руководителем и с другими специалистами – автор непосредственно участвовал в постановке задач исследования, обсуждении

методов и концепции их решения, проведении вычислительных экспериментов, получении и анализе результатов.

1. АНАЛИЗ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В СИСТЕМЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БИОМЕТРИИ

Аутентификация пользователей с помощью логинов и паролей не является надежной, так как возникают проблемы при их хранении и передаче в информационной системе [1]. Один из вариантов решения этих проблем – использование биометрических данных самого пользователя [2].

В России с 2002 года проводятся исследования по обработке и преобразованию нечетких биометрических образов личности в ключ доступа к системе с использованием НПБК, используемых в системе высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации [2]. Данная система, как объект исследования, может быть представлена в виде иерархической структуры (рис. 1).

Она обладает основными свойствами системы: целостностью и членимостью, связью и отношением, организацией и интегративными свойствами [2].

Поэтому для решения поставленной задачи наиболее подходящими являются методы системного анализа. Необходимость их применения обусловлена также укрупнением и усложнением изучаемой системы, потребностями в ее управлении и интеграции знаний.

Системный подход в данном конкретном случае применяется к множествам объектов, отдельным объектам и компонентам объектов, входящим в систему.

Анализ показал, что основным недостатком изучаемой системы – качество ввода образов и их число.

Для решения этих задач необходимо создавать новые статистические критерии.

2. СОЗДАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АНАЛОГОВ СТАТИСТИЧЕСКИХ КРИТЕРИЕВ ДЛЯ АНАЛИЗА МАЛЫХ ВЫБОРОК

В настоящее время статистический критерий хи-квадрат К. Пирсона стал наиболее используемым для статистической обработки данных в практической сфере [3].

В прошлом веке было исследовано порядка 50 статистических критериев, а именно около 24 для равномерного и свыше 21 для нормального распределения. Стоит отметить, что практически все они разрабатывались для выборок большого объёма, конкретно для 200 и свыше опытов.

Использование эквивалентных статистических критериев в виде искусственных нейронов, исходя из выбранной схемы, применяется в виде создания из них однослойной сети, консолидируя и совместно применяя несколько эквивалентных нейронов [4].

Каждый из открытых статистических критериев является не приспособленным для оценки малых выборок. Бесспорно, объединение нескольких эквивалентных нейронов в одну нейронную сеть дает избыточность кода прямо пропорциональную количеству данных нейронов.

При этом появляется возможность корректировки разрядов ошибки в кодовых последовательностях путем их сжатия. Наиболее простой способом представляет собой применение самокорректирующихся кодов [2].

Рассмотрим вышесказанное к исследуемой нами системе высоконадежной биометрико-нейросетевой аутентификации личности. Стандарт ГОСТ Р 52633.5–2011, устанавливает порядок выполнения процедуры автоматического обучения нейронной сети на 16 примерах образа «Свой», построенных на использовании МО и стандартных отклонений малых обучающих выборок [5].

При этом известно, что при вычислении младших статистических моментов на малых выборках могут возникать значительные ошибки. При вычислении

стандартного отклонения по классической формуле относительная ошибка $\Delta\sigma$ может достигать десятков процентов:

$$\sigma(16) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^{15} (E(x) - x_i)^2}, \quad (1)$$

где $E(x)$ – МО малой выборки, начитывающей 16 опытов.

Специалисты в области российской ветки нейросетевой биометрии постоянно будут иметь дело с малыми выборками реальных биометрических данных, поэтому возникает задача проверки той или иной гипотезы при использовании малых выборок при приемлемом для практики уровне достоверности.

Вычислительный эксперимент, проведенный с использованием классического критерия хи-квадрат Пирсона показал, что он в данном случае выполняет роль «обогапителя» входных данных, а решение принимается выходным квантователем искусственного нейрона, сравнивающим отклики критерия с единственным порогом квантования $k=5.9$. Порог квантования у рассматриваемого критерия настроен так, чтобы обеспечить равные значения $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,326$. Примерно одинаковое значение вероятностей ошибок позволяет утверждать, что нейрон Пирсона при малых выборках в 16 опытов позволяет получать решения с доверительной вероятностью 0.674, что совершенно неприемлемо для практики. Например, если с помощью искусственных нейронов Пирсона пытаться преобразовать биометрические данные «Свой» в ключ 256 бит, то почти 33 % разрядов этого ключа будут ошибочными. Для таких ключей это просто недопустимо, ведь ошибка даже в одном бите кода ключа приводит к отказу доступа в процессе аутентификации.

Для нейросетевых приложений биометрической аутентификации должна быть обеспечена доверительная вероятность принятия решений на уровне не хуже 0.997. При этом в ходе проведения вычислительного эксперимента выявлено, что

простое численное увеличение размеров выборки не дает каких-либо ощутимых результатов.

Для того, чтобы преобразовать реальную вероятность ошибок хи-квадрат нейрона до требуемого значения ≈ 0.001 , потребуется выборку в 16 опытов увеличить в 90 000 раз, что соответствует почти полтора миллиона входов у хи-квадрат нейрона, что вообще нереально для приложений нейросетевой биометрии [4].

По результатам анализа результатов проведенного вычислительного эксперимента предложено создавать, анализировать и использовать вместо одного хи-квадрат нейрона нескольких аналогичных нейронов, соответствующих другим статистическим критериям.

В данном случае искусственная нейронная сеть должна будет давать избыточный код, а уже при свертывании этой кодовой избыточности должна появиться возможность повысить достоверность принимаемых решений.

Критерий Крамера Мизеса—пример развития статистических исследований для оценки выборок. Это подтверждается результатами, когда $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,4$ при распознавании нормальных и равномерных данных. Стоит упомянуть, что хи-квадрат критерий выдавал лучшие результаты.

Однако противоположная ситуация произошла после доработки критерия математиком Н.В. Смирновым, когда $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,322$.

Очередное преобразование Т. Андерсоном и Д. Дарлингем данного критерия позволило превзойти результаты Н.В. Смирнова на 21 %.

Б. Фроцини была предложена модификация критерия, когда $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,172$. Программная реализация на MathCAD приведена на рис. 2.

```

sx := x ← sort(mnorm(16,0,1))
      m ← mean(x)
      σ ← stdev(x)
      KfM ← ∑i=015 (pnorm(xi,m,σ) -  $\frac{i-0.5}{16}$ )2
      SKfM ← ∑i=015 [ (pnorm(xi,m,σ) -  $\frac{i-0.5}{16}$ )2 · dnorm(xi,m,σ) ]
      AD ← ∑i=015  $\frac{(\text{pnorm}(x_i, m, \sigma) - \frac{i-0.5}{16})^2 \cdot \text{dnorm}(x_i, m, \sigma)}{\text{pnorm}(x_i, m, \sigma) \cdot (1 - \text{pnorm}(x_i, m, \sigma))}$ 
      F ← ∑i=015 [ | (pnorm(xi,m,σ) -  $\frac{i-0.5}{16}$ ) | · dnorm(xi,m,σ) ]
      (KfM SKfM AD F)T

```

Рис. 2. Программная реализация критериев Крамера – фон Мизеса

Результаты численного моделирования четырех классических статистических критериев на малой выборке в 16 опытов приведены на рисунке 3.

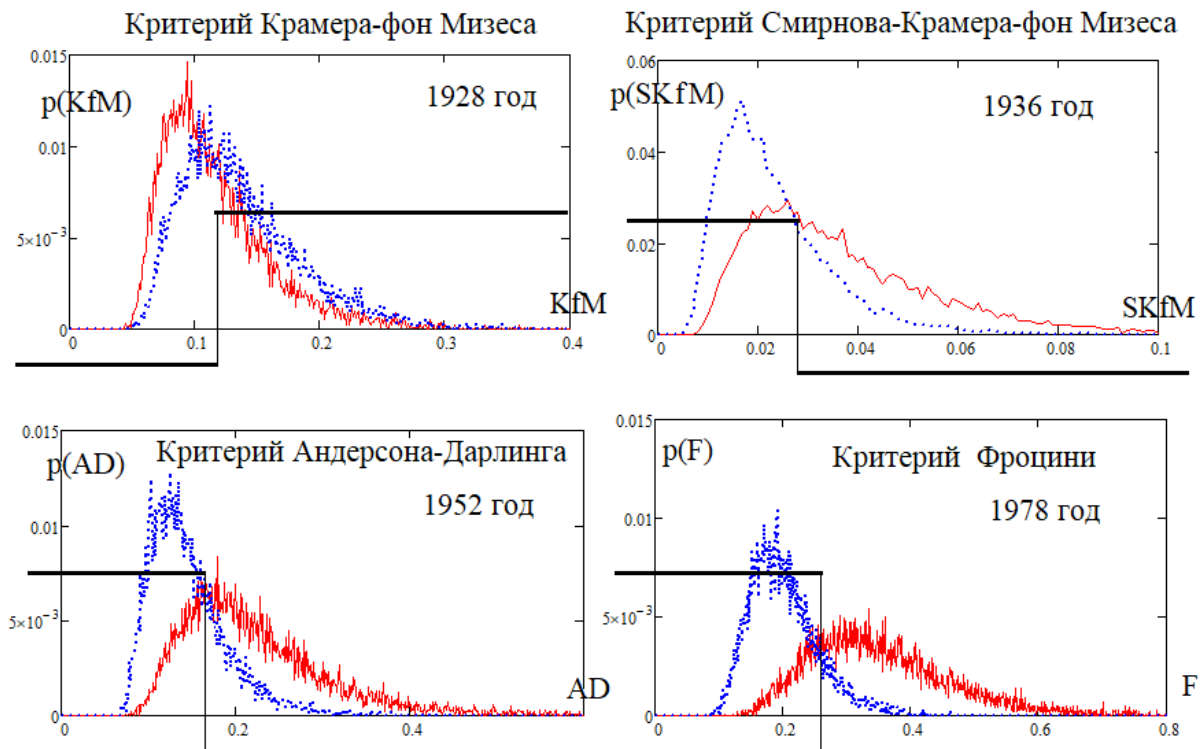


Рис. 3. Распределение данных 4 критериев

На рисунке 4 приведен пример для равномерно распределенных данных.

$$\begin{aligned}
 \text{sx} &:= \begin{aligned} &x \leftarrow \text{sort}(\text{runif}(16, -3, 3)) \\ &m \leftarrow \text{mean}(x) \\ &\sigma \leftarrow \text{stdev}(x) \\ &dKfM \leftarrow \sum_{i=0}^{14} \left[\text{dnorm}(x_i, m, \sigma) - \frac{x_{i+1} - x_i}{16 \cdot (x_{15} - x_0)} \right]^2 \\ &dSkfM \leftarrow \sum_{i=0}^{14} \left[\left[\text{dnorm}(x_i, m, \sigma) - \frac{x_{i+1} - x_i}{16 \cdot (x_{15} - x_0)} \right]^2 \cdot \text{dnorm}(x_i, m, \sigma) \right] \\ &dAD \leftarrow \sum_{i=0}^{14} \frac{\left[\text{dnorm}(x_i, m, \sigma) - \frac{x_{i+1} - x_i}{16 \cdot (x_{15} - x_0)} \right]^2 \cdot \text{dnorm}(x_i, m, \sigma)}{\text{pnorm}(x_i, m, \sigma) \cdot (1 - \text{pnorm}(x_i, m, \sigma))} \\ &dF \leftarrow \sum_{i=0}^{14} \left[\left[\left[\text{dnorm}(x_i, m, \sigma) - \frac{x_{i+1} - x_i}{16 \cdot (x_{15} - x_0)} \right] \cdot \text{dnorm}(x_i, m, \sigma) \right] \right] \\ &(\text{dKfM} \text{ dSkfM} \text{ dAD} \text{ dF})^T \end{aligned}
 \end{aligned}$$

Рис. 4. Моделирование дифференциальных вариантов критерия Крамера –Мизеса

Результаты проведенного численного эксперимента представлены на рис 5. Дифференциальный критерий Крамера–Мизеса мощнее его исходного варианта $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,041$, то есть $\approx$ в 10 раз.

Вариант Н.В. Смирнова дает выигрыш $\approx$ в 8,4 раза, так как $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,039$.

Дифференциальный критерий Андерсона–Дарлинга мощнее классического $\approx$ в 6,4 раза ($P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,039$).

Дифференциальный критерий Фроцини мощнее классического $\approx$ в 6,4 раза ($P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,041$).

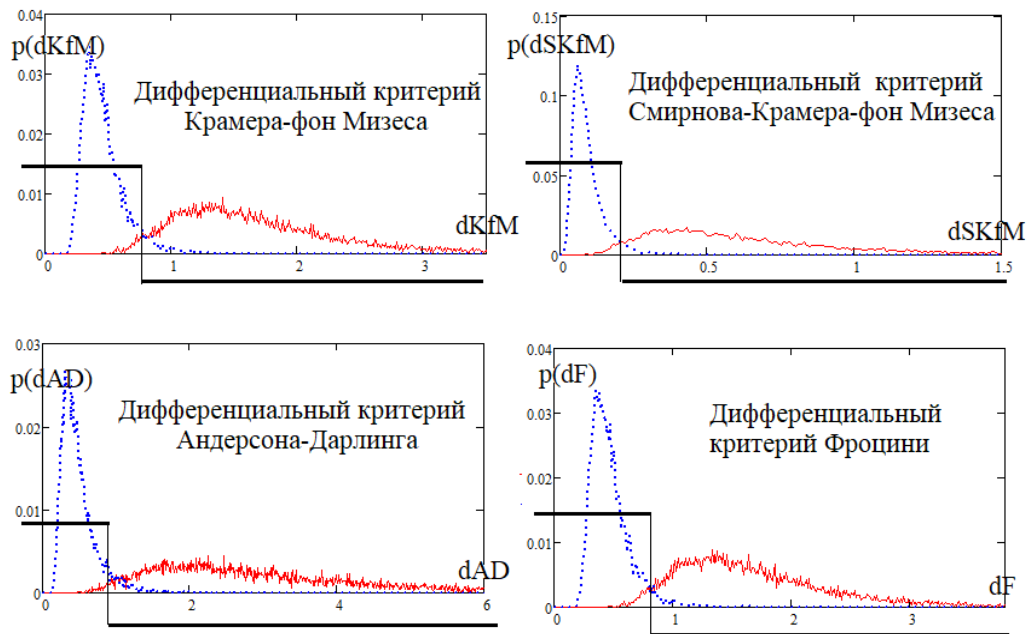


Рис. 5. Полученные результаты 4-х дифференциальных критериев

Исходя из сказанного ранее получаем безусловное превосходство дифференциальных аналогов семейства над их классическими вариантами, проявляющиеся в уменьшении вероятностей ошибок примерно в 10 раз.

По результатам эксперимента выявлена корреляционная сцепленность критериев, что не дает дальнейшего прироста мощности, однако выходом из данного положения будет использование их комбинаций, то есть одновременное использование как классических вариантов, так и дифференциальных.

В современных реалиях создание новых статистических критериев, обходящих существующие по мощности, невозможно из-за отсутствия нужных технологий, а, согласно данному утверждению, одновременное использование классических и дифференциальных вариантов является крайне сложной.

3. АЛГОРИТМ СОЗДАНИЯ НОВЫХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ АНАЛОГОВ СТАТИСТИЧЕСКИХ КРИТЕРИЕВ ГИРИ И ИХ СОВМЕСТНОЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДЛЯ ОЦЕНКИ МАЛЫХ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ВЫБОРОК

Во второй главе высказана необходимость продолжения исследований в направлении оптимизации существующих классических и новых статистических критериев, отмечено, что одним из эффективных приемов создания новых критериев является дифференцирование входных данных [5].

Назрела необходимость разработки алгоритма создания новых нейросетевых дифференциальных аналогов статистических критериев для оценки малых биометрических выборок.

Алгоритм разработан и исследован с использованием классического статистического критерия Гири (рис. 6).

Основное отличие от существующих алгоритмов нейросетевых дифференциальных аналогов статистических критериев:

- использование в качестве исходного одного из самых мощных критериев – критерия Гири;
- использование двойного дифференцирования (получение дифференцированного критерия Гири первого порядка и последующее получение дифференцированного критерия Гири в пространстве вторых производных);
- использование только 3 статистических критериев (исходного классического критерия Гири и двух созданных дифференцированных критерия Гири) с их последующим нейросетевым объединением для анализа малых выборок.

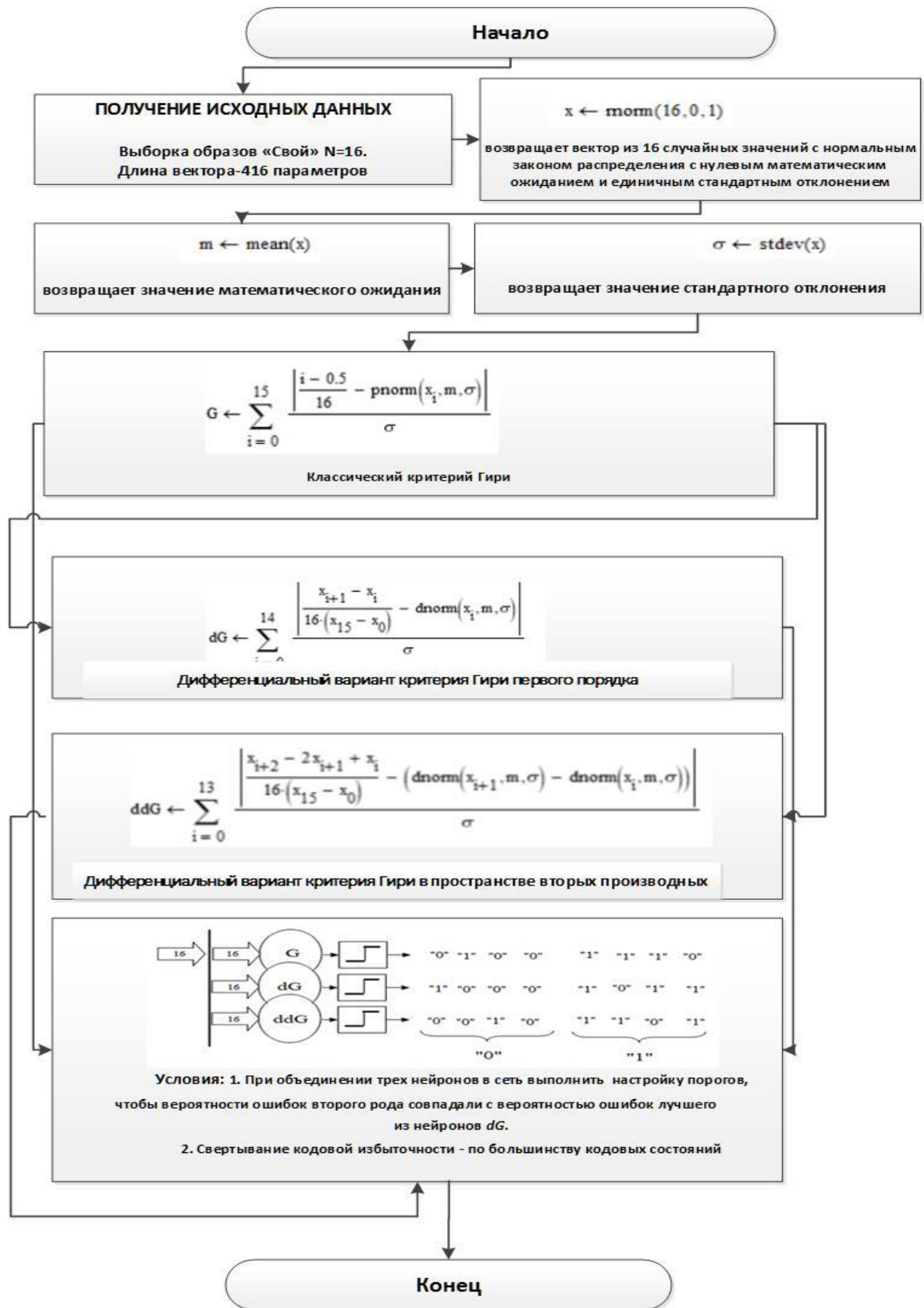


Рис.6. Структура и порядок выполнения алгоритма

На основе предложенного алгоритма проведена его пошаговая программная реализацией и исследованы полученные результаты.

Программная реализация классического критерия Гири и полученные результаты тестирования отображены на рис. 7.

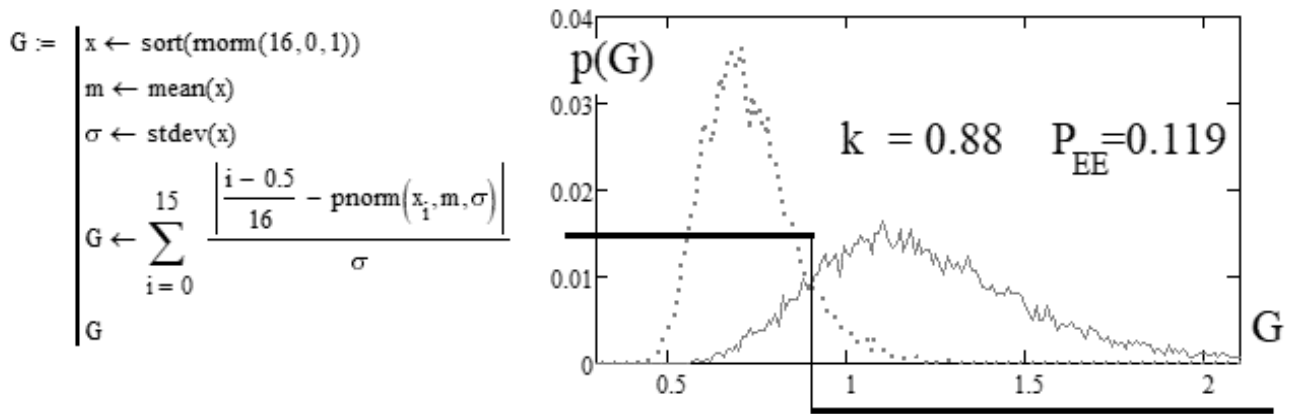


Рис. 7. Классический критерий Гири

К сожалению, подавляющее большинство статистических критериев прошлого века имеют мощность намного ниже в сравнении с вероятностями ошибок критерия Гири. В связи с этим, целесообразно создавать новые более мощные статистические критерии с мощностью (с вероятностью ошибок $P_1 \approx P_2 \approx P_{EE} \approx 0,119$) много меньше уже достигнутого. В связи с этим в XXI веке наблюдается возвращение интереса к синтезу новых критериев.

Программная реализация этого вида критерия Гири и результаты тестирования приведены на рис. 8.

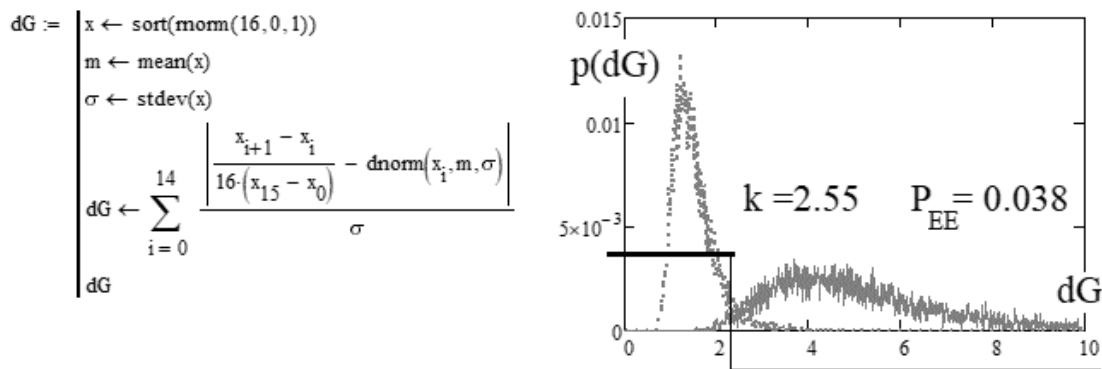


Рис. 8. Дифференциальный вариант критерия Гири первого порядка

Отметим, что дифференциальный критерий Гири имеет вероятности ошибок $\approx$ в 3 раза меньшую чем его классический вариант.

При этом корреляция откликов классического варианта критерия и его новой модификации оказывается достаточно высокой - $\text{corr}(G, dD) \approx 0,737$.

В связи с трехкратным повышением эффективности нового дифференциального варианта критерия имеет смысл повторить операцию дифференцирования входных данных.

В итоге получим еще один новый критерий, анализирующий входные данные в пространстве вторых производных. Программная реализация нового варианта критерия и результаты его тестирования приведены на рисунке 9.

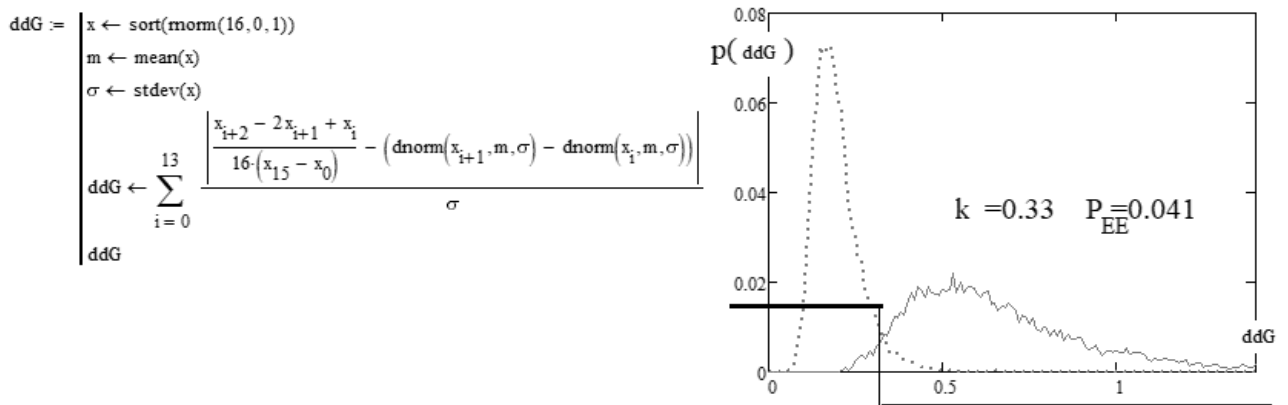


Рис. 9. Результаты численного моделирования критерия Гири данные, для которого отображены в пространство вторых производных

Как видно из данных рисунков 7, 8, 9 пороги квантователей каждого из трех искусственных нейронов разные. При этом отклики последнего третьего нейрона оказываются сильно коррелированными с откликами двух предыдущих нейронов: $\text{corr}(dG, ddD) \approx 0,856$, $\text{corr}(G, ddD) \approx 0,637$. Тем не менее, полной корреляции данных не наблюдается. Это позволяет утверждать, что три, рассмотренных выше искусственных нейрона можно объединять в сеть, откликающуюся на входные данные тремя разрядами бинарных кодов (рис.10).

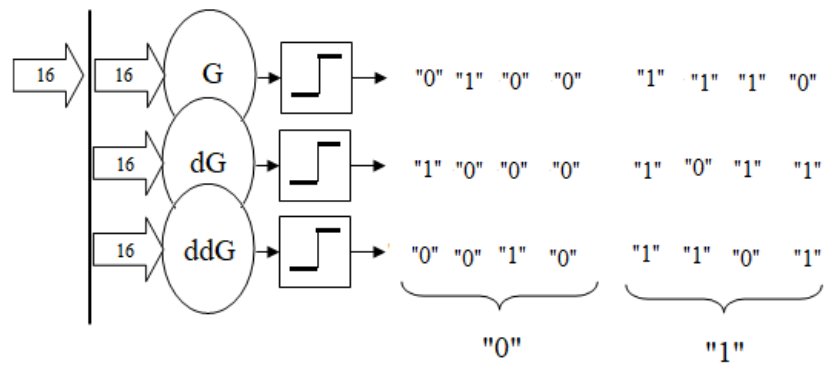


Рис. 10. Пример свертывания трехкратной кодовой избыточности

При объединении трех нейронов в сеть необходимо выполнить настройку порогов таким образом, чтобы вероятности ошибок второго рода у них совпадали с вероятностью ошибок лучшего из нейронов dG . Как видно из рисунка 10 свертывание кодовой избыточности может быть выполнено по большинству кодовых состояний.

Численное моделирование дает результат понижения вероятности ошибок с величины 0,038 каждого из 3-х нейронов до 0,032 после свертывания избыточного кода. Получим $\approx 3,72$ кратное снижение ошибок. Существенное снижение вероятности ошибок крайне важно при переходе к алгоритмам очень быстрого обучения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Проведенный системный анализ показал, что одним из основных недостатков системы биометрико-нейросетевой аутентификации является достаточно большие обучающие выборки.

2. Использование нового класса искусственных нейронов – квадратичных нейронов с многоуровневым квантованием выходных данных уменьшает обучающие выборки, но одновременно повышает требования к их качеству.

Создания новых критериев поможет решить эту задачу.

3. Создание дифференциальных аналогов Крамера-Мизеса позволило $\approx$ в 10 раз сократить вероятности ошибок, увеличить эту цифру нельзя из-за корреляции критериев.

4. Общая работа нейросетевых аналогов дифференциальных критериев Гири позволил получить $\approx 3,72$ кратное снижение вероятности ошибок, что влияет на разработку алгоритмов очень быстрого обучения.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Гужова, С.А. Нейросетевая защита персональных биометрических данных для их хранения и транспорта в распределенных базах/С.А. Гужова, К.А. Перфилов, А.И. Иванов А.И., Е.А. Малыгина //в сб. докладов Всероссийской конференции «РЭУС-ИТ», Россия, Москва, 07-09 июня 2023 года. С.375-378.
2. Нейросетевое преобразование биометрического образа человека в код его личного криптографического ключа» // М.: Радиотехника, 2008, книга №29 научной серии «Нейрокомпьютеры и их применение». –87 с.
3. Р 50.1.037–2002. Рекомендации по стандартизации. Прикладная статистика. Правила проверки согласия опытного распределения с теоретическим. Ч. I. Критерии типа χ^2 . [Текст]. –М.: Госстандарт России, 2001. – 140 с.
4. Иванов, А.И. Нейросетевой многокритериальный статистический анализ малых выборок. Проверка гипотезы независимости : справочник. Пенза : Изд-во ПГУ 2022. 218 с.
5. Иванов, А. И., Малыгин, А. Ю., Полковникова С.А. Удвоение числа статистических критериев семейства Крамера–Мизеса дифференцированием малых выборок с нормальным и равномерным распределением биометрических данных // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2022. № 1. С. 53–61.