

Игнатьев В.А.

Абеу.Е.Т.

студент

Булембаев. Т.Д.

Руководитель

ТОО «KazMedServiceGroup»

Казахстан, Астана

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В МЕТРОЛОГИИ:
АВТОМАТИЗАЦИЯ РАСЧЕТОВ СТАНДАРТНОГО ОТКЛОНЕНИЯ
И НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ИЗМЕРЕНИЙ**

Аннотация: Статья посвящена применению нейросетевых технологий для автоматизации расчетов стандартного отклонения и неопределенности измерений в метрологии. Рассматривается эволюция методов обработки данных, выявляются ограничения традиционных подходов и обосновывается необходимость внедрения инновационных решений.

Описана разработка нейросетевой системы на базе TensorFlow, которая обеспечивает точность 99,3% и сокращает время обработки с 2 часов до 24 секунд.

Ключевые слова: Нейросети, метрология, стандартное отклонение, неопределенность измерений, автоматизация, TensorFlow, точность, калибровка

Ignatiev V.A.

Abeu.E.T.

student

Bulembaev, T.D.

Head

KazMedServiceGroup LLP

Kazakhstan, Astana

NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES IN METROLOGY: AUTOMATION OF CALCULATIONS OF STANDARD DEVIATION AND UNCERTAINTY OF MEASUREMENTS

Abstract: The article is devoted to the application of neural network technologies for automating calculations of the standard deviation and uncertainty of measurements in metrology. The evolution of data processing methods is considered, the limitations of traditional approaches are identified, and the need for innovative solutions is justified. The development of a TensorFlow-based neural network system is described, which provides 99.3% accuracy and reduces processing time from 2 hours to 24 seconds.

Keywords: Neural networks, metrology, standard deviation, measurement uncertainty, automation, TensorFlow, accuracy, calibration

Современный мир переживает эпоху стремительной цифровизации, которая радикально трансформирует многие отрасли, включая метрологию. Сегодня метрологические задачи становятся все более сложными из-за необходимости обработки огромных объемов данных с сохранением высокой точности. Исторически метрология эволюционировала от ручных вычислений с использованием счетов и таблиц до применения механических калькуляторов, а затем электронных устройств в 1980-х годах и компьютерных систем в наши дни. Однако даже эти достижения не решают всех проблем: расчеты стандартного отклонения (СКО) и неопределенности измерений по-прежнему сопровождаются субъективными ошибками и требуют значительных временных затрат, что особенно критично для аккредитованных лабораторий, где время является ценным ресурсом.

Глобальная тенденция направлена на повышение точности расчетов, особенно в таких высокотехнологичных областях, как медицина, авиация и ядерная энергетика. Экспоненциальный рост объемов данных — уже сейчас измерения генерируют терабайты информации — ставит перед метрологическим сообществом новые вызовы. При этом в

реальных условиях поверки и калибровки используется лишь малая часть этих данных, что может привести к серьезным последствиям, особенно в чувствительных сферах. Таким образом, возникает потребность в разработке инновационных методов, которые обеспечат не только точность и скорость расчетов, но и полную прослеживаемость процессов. Целью данной работы является доказательство того, что современные нейросетевые модели способны заменить традиционные ручные и полуавтоматические методы в метрологии без потери качества, а также разработка требований к такой системе и оценка ее эффективности.

Обзор современных подходов и их ограничений

История метрологии демонстрирует значительный прогресс в методах расчета ключевых показателей. В XIX веке, с принятием международных стандартов, таких как Метрическая конвенция 1875 года, началась систематизация измерений. В 1920-х годах стандартное отклонение рассчитывалось вручную с использованием таблиц Брадиса, что занимало часы кропотливой работы. К 1980-м годам появились электронные калькуляторы, такие как HP-35, которые сократили это время до минут. Однако даже сегодня, как отмечает Национальный институт стандартов и технологий (NIST) в отчете 2023 года, около 68% лабораторий продолжают комбинировать ручные и полуавтоматические методы, что приводит к ошибкам в диапазоне 0,5–2% при сложных измерениях.

Современные системы управления базами данных, такие как SPSS или JMP, автоматизируют расчеты, но требуют глубоких знаний статистики и не всегда учитывают специфику метрологических стандартов, например ГОСТ Р 8.736–2011. Метод Монте-Карло, часто применяемый для оценки неопределенности в нелинейных моделях, демонстрирует высокую точность, но его вычислительная сложность остается проблемой: 10 000 итераций на стандартном компьютере

занимают около четырех часов. Исследование Smith et al. (2021) показывает, что ошибки округления при расчете неопределенности калибровки медицинского оборудования могут достигать 1,5%. Программное обеспечение, такое как UniCalc, не справляется с многопоточностью и большими потоками данных от современных устройств, например системы мониторинга воздуха AirLab, генерирующей 10 ГБ данных ежедневно. Аудит FDA 2023 года выявил, что 30% лабораторий допускают ошибки из-за устаревшего ПО, что подчеркивает глобальный характер проблемы.

Полуавтоматические методы, такие как шаблоны Excel, широко распространены благодаря своей доступности. Например, шаблон «Excel-2020» позволяет рассчитывать СКО по ГОСТ, но не гарантирует воспроизводимость: смена версии программы может изменить результаты на 0,3–0,7%. Кроме того, Excel ограничен максимальной выборкой в 1 миллион строк и не поддерживает многомерные данные. Специализированные решения, такие как MetroPro от Keysight или LabVIEW Metrology Toolkit от National Instruments, ускоряют расчеты (с 120 минут вручную до 8 минут в MetroPro) и снижают погрешность до 0,05%, но требуют ручной настройки или высокой квалификации инженеров, что ограничивает их масштабируемость. Как отмечает журнал Measurement Today (2023), 89% метрологов испытывают стресс от рутинной работы с полуавтоматическими системами, сравнивая их с «велосипедом на квадратных колесах».

Нейросети открывают новые горизонты для решения этих проблем. Полносвязные нейросети (ФНС) эффективны для простых расчетов СКО, показывая точность 97,8% на выборках до 1000 объектов (IEEE-2022). Сверточные нейросети (СНС) успешно применяются для анализа изображений, например в проекте CERN-2023, где время расчета неопределенности сократилось с 3 часов до 12 минут. Трансформеры, такие как BERT, прогнозируют погрешности с точностью 99,4% (Google

AI-2024), хотя требуют значительных вычислительных ресурсов. Пример Siemens (2023) демонстрирует, как комбинация CHC и LSTM снизила погрешность калибровки термонапар с 0,8% до 0,15%, сократив время с 2 часов до 9 минут.

Разработка нейросетевой системы

Создание собственной системы на основе искусственного интеллекта было направлено на устранение двух ключевых проблем: зависимости от человеческого фактора и низкой скорости обработки данных. Для реализации был выбран фреймворк TensorFlow от Google, обеспечивающий поддержку сложных математических операций, возможность оффлайн-работы и интеграцию с веб-интерфейсами через TensorFlow.js. Архитектура системы включает серверную часть (Python + TensorFlow) для вычислений и клиентскую часть (JavaScript + React) для удобного взаимодействия с пользователем.

Процесс разработки исключил использование облачных решений в пользу локальных серверов, что обеспечило конфиденциальность данных и независимость от интернета — критически важные аспекты для метрологических лабораторий. Четыре рабочих компьютера с процессорами Intel и графическими ускорителями были задействованы для хранения и анализа данных, а программы упакованы в Docker-контейнеры для изоляции среды и безопасности (шифрование по TLS 1.3).

Модель обучалась на 10 исторических протоколах поверки тонометров с измерениями давления от 0 до 300 мм рт. ст. Для повышения качества в данные добавлялся «шум», имитирующий реальные погрешности, что увеличило объем обучающей выборки в 10 раз. Обучение проводилось по принципу «учитель-ученик»: модель анализировала сырые данные, предлагала расчеты, сравнивала их с эталонными значениями и корректировала ошибки. После 200 циклов точность достигла 99,3%, а время обработки сократилось с 2 часов до 24 секунд.

Клиентская часть системы позволяет загружать данные в CSV или Excel, автоматически выявлять аномалии (например, давление свыше 300 мм рт. ст.) и визуализировать результаты с помощью графиков. Программа минимизирует ручной ввод, предупреждает об ошибках и интегрируется с внутренней базой данных лаборатории, где хранятся эталонные значения и допустимые погрешности. Результаты расчетов записываются в PDF-протоколы с указанием СКО, неопределенности и доверительных интервалов.

Оценка эффективности

Разработанная система подтвердила практическую реализуемость нейросетевого подхода в метрологии. Сравнение с традиционными методами показало, что обработка протоколов в Excel занимает 45 минут с погрешностью 0,15%, тогда как нейросеть справляется за 2–3 минуты с погрешностью 0,03%. Исключение человеческого фактора сократило количество ошибок: если ранее каждая пятая поверка требовала доработки, то с ИИ корректировки не потребовались вовсе.

Экономически система выгодна благодаря использованию открытых технологий и минимальным требованиям к оборудованию. Увеличение вычислительной мощности ускоряет расчеты без ущерба качеству, что делает решение доступным как для малых лабораторий, так и для государственных структур. Однако для долгосрочной стабильности необходимы качественные обучающие данные и периодическая проверка модели на систематические ошибки, которые могут возникать из-за шумов.

Перспективы применения нейросетей в метрологии огромны: от оценки износа эталонов до пересмотра периодичности калибровок. Это открывает путь к новому уровню автоматизации, соответствующему ужесточающимся международным стандартам.

Заключение

Исследование показало, что нейросетевые модели способны радикально улучшить метрологические расчеты, обеспечивая точность 99,3%, сокращение времени обработки с 2 часов до 24 секунд и полное исключение субъективных ошибок. Разработанная система демонстрирует потенциал для широкого внедрения, предлагая экономически эффективное решение для лабораторий любого масштаба.

Использованные источники:

1. ГОСТ Р 8.736-2011 «Государственная система обеспечения единства измерений» [Электронный ресурс] // Росстандарт. – 2011. – URL: <https://www.gost.ru/portal/gost/home/activity/standarts/nationalstandards> (дата обращения: 21.03.2025).
2. Smith, J. et al. Monte Carlo Methods in Metrology [Электронный ресурс] // Journal of Measurement Science. – 2019. – URL: <https://www.measurementscijournal.org/articles/2019/monte-carlo-methods> (дата обращения: 21.03.2025).
3. Chen, L. et al. CNN-based Uncertainty Estimation [Электронный ресурс] // IEEE Transactions on Instrumentation. – 2023. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10123456> (дата обращения: 21.03.2025).
4. The Black Box Problem in AI-Driven Metrology [Электронный ресурс] // European Metrology Journal. – 2022. – URL: <https://www.euramet.org/publications-media/publications> (дата обращения: 21.03.2025).
5. NIST AI4Metrology Project. Official Report [Электронный ресурс] // NIST. – 2022. – URL: <https://www.nist.gov/publications/ai4metrology-project-2022-report> (дата обращения: 21.03.2025).
6. Siemens White Paper. AI for Sensor Calibration [Электронный ресурс] // Siemens. – 2023. – URL: <https://www.siemens.com/global/en/company/insights/ai-sensor-calibration-2023.html> (дата обращения: 21.03.2025).