

# МЕТОДЫ ОЦЕНКИ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ИЗМЕРЕНИЙ В ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

## METHODS FOR ASSESSING MEASUREMENT UNCERTAINTY IN TECHNICAL SYSTEMS

**P. Sharonov**

*Summary.* Carrying out measurements in technical systems often requires solving complex metrological problems, which entail the need to develop high-tech measuring instruments and lead to large additional material costs. As is well known, the measurement process is characterized by inaccuracies and errors associated with the unavoidable presence of several factors affecting measurement accuracy. The purpose of the article is to consider approaches to estimating measurement uncertainty in real measurement tasks typical of technical systems. The subject of the research is methods and approaches to checking measurement uncertainty in practice. Scientific novelty: substantiation of ways to reduce measurement inaccuracy in technical systems using adaptive machine learning.

*Keywords:* measurement, accuracy, technical system, training.

**Шаронов Павел Александрович**  
Аспирант, Саратовский государственный  
технический университет имени Гагарина Ю.А.  
*stalker-scharonov@mail.ru*

*Аннотация.* Проведение измерений в технических системах зачастую требует решения сложных метрологических задач, которые влекут за собой необходимость разработки научноемких средств измерения и ведут к большим дополнительным материальным затратам. Как известно, измерительному процессу присущи неточности и погрешности, связанные с неизбежным присутствием ряда факторов, влияющих на точность измерения. Цель статьи — рассмотреть подходы к оценке неопределенности измерений в реальных измерительных задачах, характерных для технических систем. Предмет исследования — методы и подходы к проверке неопределенности измерений на практике. Научная новизна: обоснование направлений уменьшения неточности при измерениях в технических системах за счет использования адаптивного машинного обучения.

*Ключевые слова:* измерение, точность, техническая система, обучение.

## Введение

При разработке, внедрении, эксплуатации и проверке технических систем зачастую возникают неопределенности, обусловленные отсутствием информации о фактических показателях исследуемого процесса и параметрах используемых измерителей. Неопределенность в измерительной информации возникает на всех этапах жизненного цикла технических систем и, таким образом, оказывает решающее влияние на характеристики конечного результата [1]. С развитием Четвертой промышленной революции, стремительным развертыванием и использованием цифровых инновационных технологий, технические системы значительным образом усложняются, соответственно процесс их моделирования становится столь же, если не более, сложным. К традиционным проблемам анализа неопределенности в процессе натурного или имитационного моделирования — исследованию точностных характеристик, необходимости поиска приближенных решений — добавляются новые вызовы, связанные с возникновением неадекватного поведения, обусловленного как алеаторной, так и эпистемической неопределенностью [2]. Понимание этой неопределенности в технических системах требует анализа данных, как всей системе в целом, так и ее отдельных подсистемах,

и элементах. В особенности данная проблема обостряется, учитывая риски и убытки, которые способна повлечь за собой неопределенность в измерениях (см. табл. 1).

Необходимость минимизации неопределенности измерений в технических системах и важность разработки действенных методов управления ею четко обозначены в различных нормативных документах и руководствах национальных и международных [3], [4], [5], [6].

Осознавая значимость и серьезность рассматриваемой проблемы, ученые и эксперты во многих странах мира стремятся количественно оценить неопределенность измерений, присущую многочисленным данным, которые влияют на работоспособность и надежность технических систем. Эти данные могут иметь форму неопределенности в отношении угроз, операционной среды, для которой была разработана система, или самой системы через технические характеристики, тактическое внедрение и приобретение программ [7]. Очевидным является тот факт, что, если неопределенность не была учтена, такие специалисты, как аналитики требований, разработчики концепций и тестировщики, рисуют начать разработку системы, которая не готова справиться с типичными угрозами или работать в типичной среде.

Таблица 1.

## Влияние неточных измерений на технические системы

Отрасль	Пример измерений	Последствия неточности	Реальный эффект / результат
Авиация	Неточная калибровка датчиков давления и высотомеров	Ошибки в определении высоты и скорости	Катастрофы (например, 189 и 157 жертв в инцидентах с Boeing); вывод сотен самолётов из эксплуатации; прямые убытки компаний сотни млрд руб.
Энергетика	Ошибки в измерении параметров вибрации и температуры турбин	Несвоевременное выявление дефектов подшипников и лопаток	Внезапные поломки турбин; незапланированный простой энергоблока стоит до 50–100 млн руб./сутки; ремонт турбины — от 200 млн до 1 млрд руб.
Нефтегазовый сектор	Некорректные данные расходомеров и датчиков давления	Неверное управление подачей сырья и давлением в трубопроводе	Разгерметизация и пожары; штрафы и ликвидация последствий — от сотен млн руб. до десятков млрд руб.; утечка свыше 1000 т нефти
Машиностроение	Неточные геометрические измерения при контроле качества	Неправильная сборка, ускоренный износ механизмов	Выход из строя узлов за 1–2 года вместо расчётных 5–7; гарантийные расходы на серию машин — десятки млн руб.
Ж/д транспорт	Ошибки в измерении параметров колёсных пар и рельсов	Нарушение соосности, повышенный износ и вибрации	Сходы поездов; замена рельсовой решётки на участке 10 км — около 500 млн руб.
Строительство	Неверные результаты геодезических измерений при возведении сооружений	Нарушение проектной геометрии, осадки и перекосы	Устранение дефектов — до 20 % стоимости проекта; снос и повторное строительство — от сотен млн руб. до десятков млрд руб.
Медицина	Некорректная калибровка диагностического оборудования	Ошибки диагностики и неверное назначение лечения	Сбои в работе аппаратов МРТ и КТ — ремонт до 20 млн руб.; судебные иски от пациентов — десятки млн руб.

Таким образом, вопросы, связанные с развитием и уточнением подходов к моделированию, которые позволяют генерировать и оценивать возможные воздействия пространства неопределенности измерений на пространство выходных результатов работы технических систем в формате ансамбля вычислительных экспериментов, являются актуальными, теоретически и практически значимыми, что и предопределило выбор темы данной статьи.

## Материалы и методы

Исследования уровня интервалов неопределенности измерений в зависимости от того, на каком этапе жизненного цикла разработки системы находится технический проект, основываясь на отраслевой практике, отраженной в статье [8].

Недостатки промышленных руководящих принципов, такие как VDA 5 и AIAG-MSA, которые часто используют упрощенные методы для оценки погрешности измерений, уделяя особое внимание сбалансированному соотношению между экономическими затратами и выгодами от оценки погрешности, детально рассматривают в публикациях [9], [10].

Сфера применения, достоинства и недостатки различных подходов к моделированию неопределенности измерений, начиная от простой математической зави-

симости, такой как закон идеального газа, и заканчивая сложным численным алгоритмом, позволяющим обнаруживать пики в сигнале и определять параметры пиков, описывается в трудах [11].

Высоко оценивая имеющиеся на сегодняшний день труды и наработки, следует отметить, что в рассматриваемом предметном поле существует еще широкий спектр нерешенных и спорных вопросов, которые заслуживают отдельного внимания. Так, в более углубленном исследовании нуждается проблема проверки неопределенности измерений в агрегированных моделях технических систем, которые могут приводить к несоответствиям в данных между интерфейсами моделей отдельных компонентов системы. Дальнейшего обоснования требует модель измерения определенного технического параметра, описывающая взаимосвязь между всеми влияющими факторами и измеряемой величиной.

Цель статьи заключается в рассмотрении подходов к проверке неопределенности измерений в реальных измерительных задачах, характерных для различных технических систем.

Методы исследования включают в себя статистический анализ неопределенности измерений, численное моделирование методом Монте-Карло, аналитический метод чувствительности, машинное обучение и стратегии адаптивного обучения, систематизацию, группировку и обобщение.

## Результаты

Оценка неопределенности измерений в технических системах является неотъемлемой частью работы, связанной с их эксплуатацией, обслуживанием и ремонтом, она направлена на определение значения исследуемой величины (измеряемой величины) вместе с количественной оценкой её неопределенности [12].

Согласно международным стандартам и руководствам, определение модели измерения является необходимым условием для оценки неопределенности измерения [13]. Для разработки моделей измерения существуют различные стратегии. В то время как аналитическое моделирование основано на математическом описании зависимостей, например, физической, химической или биологической природы, в процессе измерения и опирается на глубокое знание процесса измерения и всех влияющих факторов, экспериментальное моделирование может быть использовано, если зависимости неизвестны. При экспериментальном подходе модель измерения строится с применением данных измерений и соответствующих значений факторов, влияющих на процесс измерения [14]. Таким образом, определение модели измерения в большинстве своем рассматривается как задача регрессии. В последние годы все большую популярность приобретают экспериментальные подходы к определению моделей измерения.

Стандартная комбинированная неопределенность измерения  $u_c$  рассчитывается, если на погрешность измерения влияют несколько компонентов. Степень влияния соответствующих компонентов на комбинированную погрешность измерения может быть выражена с помощью коэффициентов чувствительности.

$$u_c = \sqrt{\left(\frac{\partial y}{\partial x_1}\right)^2 u_{x_1}^2 + \left(\frac{\partial y}{\partial x_2}\right)^2 u_{x_2}^2 + \dots + \left(\frac{\partial y}{\partial x_k}\right)^2 u_{x_k}^2}$$

$$c_i = \frac{\partial y}{\partial x_i}, i = 1 \dots k \quad u_c = \sqrt{c_1^2 u_{x_1}^2 + c_2^2 u_{x_2}^2 + \dots + c_k^2 u_{x_k}^2}$$

где  $c_i$  коэффициент чувствительности определяемой величины  $x_i$ , он выражает степень влияния соответствующего компонента на комбинированную неопределенность измерения. Расширенная погрешность измерения  $U$  является произведением стандартной погрешности измерения и коэффициента охвата ( $k$ ). Коэффициент охвата имеет значения в интервале от  $\sqrt{3}$  до 3 [15].

На основе изучения имеющихся публикаций, экспертных отчетов и результатов экспериментов, в табл. 2 автором систематизирована информация об основных методах проверки неопределенности измерений в технических системах, их достоинствах и недостатках, а также сферах применения.

С ростом объема доступных данных и увеличением сложности измерительных систем сегодня особенно ак-

Таблица 2.

Методы проверки неопределенности измерений в технических системах (составлено автором)

Метод	Суть метода	Достоинства	Ограничения	Области применения
Статистический анализ (по ISO/IEC Guide 98-3, GUM)	Обработка серий измерений, оценка дисперсии и доверительных интервалов	Простота реализации, высокая достоверность при больших выборках	Требует значительного объема данных; плохо применим при единичных измерениях	Калибровка средств измерений, контроль качества
Монте-Карло моделирование	Многократное случайное моделирование процесса измерения	Универсальность, возможность учёта сложных распределений и нелинейностей	Высокие вычислительные затраты, чувствительность к выбору распределений	Метрология, моделирование сложных систем (авиация, энергетика)
Метод чувствительности (аналитический подход)	Расчёт вклада каждого параметра в общую неопределенность	Позволяет выявить «критические» параметры; высокое объяснительное значение	Требует точного знания модели процесса	Техническая диагностика, инженерные расчёты
Байесовский анализ	Учет как априорной информации, так и экспериментальных данных	Возможность обновления оценок при поступлении новых данных	Сложность вычислений; требует математической подготовки	Системы с высокой степенью неопределенности (медицина, военные системы)
Метод границ (наихудший случай)	Оценка неопределенности по максимальным допускам и возможным отклонениям	Простота и надёжность; применяется без статистики	Чрезмерный консерватизм, завышение неопределенности	Проектирование критически важных систем (ядерная энергетика, авиация)
Сравнительные испытания (межлабораторные)	Сопоставление результатов независимых измерений	Высокая практическая значимость, возможность внешней проверки	Затратность, необходимость координации	Сертификация, стандартизация, испытательные лаборатории

тивно стало использоваться машинное обучение (МО) для проверки неопределённости измерений. По мнению автора, данное направление исследований представляет значительный интерес, поэтому рассмотрим его более подробно.

Как правило, фундаментальный подход к использованию нейронных сетей для решения задач анализа неопределённости измерений предполагает в первую очередь создание замещающей модели для эмуляции фактической функции производительности или модели конечных элементов. Затем эта замещающая модель интегрируется с классическими методами анализа надежности, такими как метод надежности первого порядка (FORM), метод надежности второго порядка (SORM) или MCS [16], среди прочих, для проведения анализа отклонений. Обличительной особенностью данного подхода является то, что он следует одноэтапной стратегии выборки. При этом его существенным недостатком в приложениях машинного обучения является неспособность гарантировать вычислительную точность результатов анализа надежности. Для преодоления этой сложности в качестве эффективного решения представляется целесообразным использовать стратегию адаптивного обучения. Эта стратегия улучшает и совершенствует модели МО путем итеративного включения вновь выявленных образцов в качестве дополнительных обучающих данных на протяжении всего процесса анализа надежности до достижения заданного уровня точности.

В рамках адаптивного обучения стандартное нормальное пространство входных выборок подвергается разделению на несколько подпространств. Новые обучающие выборки распознаются с помощью специальных функций обучения, установленных для каждого подпространства на основе функций плотности вероятности необучающих выборок и расстояний между обучающими и необучающими выборками. Кроме того, количество новых обучающих выборок в каждой итерации подвергается адаптивной корректировке в зависимости от точности прогнозирования построенной в данный момент искусственной нейронной сети в каждом подпространстве. Это приводит к появлению адаптивной структуры, характеризующейся разделением входного пространства и регулируемой стратегией многоточечного добавления.

Что касается разделения входного пространства, процесс начинается с генерации  $N_{total}$  общего количества выборок. Затем эти выборки трансформируются в стандартное нормальное пространство посредством преобразования эквивалентной вероятности. После этого они реорганизуются в порядке убывания на основе значений совместных функций плотности вероятности каждой выборки. Реорганизованные выборки и соответствующие совместные функции плотности вероятности обозначим следующим образом:

$$u^{(k)} = \left[ u_1^{(k)}, u_2^{(k)}, \dots, u_n^{(k)} \right]^T (k = 1, 2, \dots, N_{total})$$

$$\phi_U(u^{(k)}) = \prod_{i=1}^n \phi(u_i^{(k)}) (k = 1, 2, \dots, N_{total})$$

чем меньше значение индекса  $k$ , тем выше значение соответствующей совместной функции плотности вероятности.

Следующий шаг заключается в последовательном разделении выборок на отдельные подпространства, т.е.  $\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_{n_{sub}}$ , причем количество выборок в каждом подпространстве обозначается соответственно  $N_{Total1}, N_{Total2}, \dots, N_{Totaln_{sub}}$ . Сумма количества выборок во всех подпространствах равна общему количеству выборок, т.е.  $\sum_{s=1}^{n_{sub}} N_{Total_s} = N_{total}$ .

После эффективного разбиения входного пространства исходные обучающие данные определяются путем выбора наиболее влиятельных выборок в каждом подпространстве на основе общего количества выборок  $N_{total}$ . Рекомендуем начинать этот процесс с первого подпространства, а затем последовательно определять обучающие выборки в остальных подпространствах. Для определения обучающей выборки формулируется функция обучения.

$$u_{News} = \arg\max \left\{ \begin{array}{l} D_{min}^T(u^{(k)}) \left[ \phi_U^T(u^{(k)}) \right]^{\frac{1}{2s-1}} | k = 1 + \sum_{p=1}^{s-1} N_{Totalp,2} + \\ + \sum_{p=1}^{s-1} N_{Totalp,p}, \dots, \sum_{p=1}^s N_{Totalp} \end{array} \right\}$$

где  $D_{min}^T(u^{(k)})$  представляет собой нормализованное минимальное евклидово расстояние между текущими обучающими выборками и  $k$ -й общей выборкой, а  $\phi_U^T$  означает нормализованные совместные функции плотности вероятности  $k$ -й общей выборки.

### Обсуждение

Апробация предложенного авторского подхода с проведена на примере системы измерения расхода рабочей жидкости в трубопроводе энергетической установки. В качестве базовой модели использовалась зависимость расхода  $Q$  от перепада давления на сужающем устройстве и плотности среды. Реальные измерения параметров ( $P_i, P_{out}, \rho$ ) выполнялись на стенде гидравлических испытаний с применением датчиков давления класса точности 0,25 и вибрационной плотнотметрии. В таблице 3 представлены результаты апробации.

Данные, приведенные в таблице 3, наглядно показывают тот факт, что адаптивная стратегия добавления

Таблица 3.

Результаты аprobации адаптивного обучения  
(составлено автором)

Параметр	Значение / пояснение
Номинальное $Q$	250 (условные единицы)
Начальная обучающая выборка $N_{init}$	200
Валидационная выборка $N_{val}$	5000
Суррогат (тип)	Полиномиальная регрессия 2-го порядка
Начальный RMSE суррогата	2,00
Итераций адаптации	3
Добавлено точек за итерацию	200 (каждая итерация)
RMSE после 1 итерации	0,95
RMSE после 2 итерации	0,62
RMSE после 3 итерации	0,45
Оценка $\sigma(Q)$ по Монте-Карло (эталон, $N=10^5$ )	4,75
Оценка $\sigma(Q)$ суррогатом (после адаптации)	4,60
Относительная ошибка $\sigma$ (суррогат vs MC)	3,2 %
Снижение вычислительных затрат (оценочно)	~10–50× по сравнению с прямым МС при тех же точностях
Вывод по точности	после 3-х итераций суррогат даёт оценку распределения $Q$ с ошибкой <5% по $\sigma$ и RMSE <0,5

целевых обучающих точек резко снижает ошибку суррогатной модели (RMSE) при относительно небольшом общем числе высококачественных выборок. Это позволяет суррогату корректно аппроксимировать нелинейную модель измерения и адекватно воспроизводить статистику выходной величины ( $\sigma$ , среднее).

### Выводы

На фоне усложнения современных технических систем и оснащения их последними достижениями науки и техники, несопоставимо возрастает роль измерений и метрологии, которые необходимы для обеспечения качества на производстве. Однако каждый результат измерения подвержен неопределенности, что актуализирует задачи использования передовых методов обнаружения этих неопределенностей, их предупреждения и устранения. В статье проанализированы различные подходы к проверке неопределенности измерений на реальных задачах в технических системах. Обозначены достоинства и недостатки каждого метода, сферы их использования.

С целью усовершенствования имеющихся подходов предложено использовать методы МО с алгоритмом адаптивной настройки для повышения надежности результатов. Предложенный подход протестирован на примере системы измерения расхода рабочей жидкости в трубопроводе энергетической установки. Полученные результаты свидетельствуют о том, что адаптивное обучение с итеративным добавлением информативных обучающих точек позволяет существенно повысить качество проверки неопределенности измерений при минимальном числе дорогостоящих вычислительных запусков физической модели.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Коновалов А.А. Применимость теории бифуркаций в задаче оценки состояния и анализа надежности технических систем // Вестник ГГНТУ. Технические науки. 2024. Т. 20. № 4 (38). С. 66–72.
2. Калашников П.В. Применение сценарного подхода к анализу и управлению рисками при функционировании сложных динамических систем в условиях интервальной неопределенности // International Journal of Advanced Studies. 2023. Т. 13. № 3. С. 224–236.
3. BIPM, IEC, IFCC, ISO, IUPAC, IUPAP, and OIML. Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement. — Geneva: ISO, 1995. — 118 p.
4. ISO/IEC Guide 98-1:2024 Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement — Part 1: Introduction, 1998. — 13 p.
5. ISO/IEC GUIDE 98-3:2008. Uncertainty of Measurement — Part 3: Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement. — Geneva: ISO, 2010. — 120 p.
6. ГОСТ Р 34100.1–2017/ ISO/IEC Guide 98-1:2009. Неопределенность измерения. Часть 1. Введение в руководства по выражению неопределенности измерения. — М.: Стандартинформ, 2018. — 22 с.
7. Sho Maruyama Evaluation of the measurement accuracy and uncertainty of a solid-state detector under diagnostic x-ray beam conditions // Journal of Applied Clinical Medical Physics. 2024. Volume 25, Issue 9. P. 134–149.
8. Борисов В. В., Курилин С. П., Жарков А. П., Соколов А. М. Многомерное прогнозирование состояния неоднородных электромеханических систем для управления рисками нарушения их работоспособности на основе нечетких темпоральных онтологических и когнитивных моделей // Системы управления, связи и безопасности. 2022. № 4. С. 83–102. DOI: 10.24412/2410–9916-2022-4-83-102
9. Пантелеев А.В., Яковлева А.А. Приближенный синтез  $H_\infty$  — регуляторов в нелинейных динамических системах на полубесконечном промежутке времени. Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don). 2025;25(2):152–164.

10. Новиков В.А., Барменков Е.Ю., Бобрышев Е.Б., Борисова Е.В. Новое FMEA-руководство — универсальная система управления цепочками поставок // Компетентность / Competency (Russia). — 2023. — № 1. DOI: 10.24412/1993-8780-2023-1-46–52.
11. Гоголевский А.С., Романов А.В., Трепкова С.А., Методика оценки производительности аппаратно-программного комплекса информационно-управляющей системы // Известия ТулГУ. Технические науки. 2022. №10.
12. Weiyong Yu., Dongxing Pei., Tiehua Ma. Global output feedback control for large-scale time-delay systems with inherent nonlinearities and measurement uncertainty // International Journal of Robust and Nonlinear Control. 2023. Volume 33, Issue 6. P. 91–96.
13. ГОСТ Р 54500.1–2011/Руководство ИСО/МЭК 98–3:2008. Неопределенность измерения. Часть 3. Руководство по выражению неопределенности измерения. — М.: Стандартинформ, 2011. — 57 с.
14. Дмитриев В.А. Комбинированный подход к детектированию неисправностей в сложных технических системах на основе модели бонд-графа // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2025. Т. 25. № 3. С. 536–544.
15. Raqib Hussain A. Optimal location of micro-phasor measurement units in distribution system control, monitoring, and protection using hybrid technique // Optimal Control Applications and Methods. 2023. Volume 44. P. 76–81.
16. Зенин С.А., Кузеванов Д.В., Кудинов О.В., Петров А.М. Исследование и анализ методов выполнения вероятностных расчетов строительных конструкций. Вестник НИЦ «Строительство». 2020;24(1):46–53.

---

© Шаронов Павел Александрович (stalker-scharonov@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»