

На правах рукописи



Маринушкина Ирина Александровна

**ОБРАБОТКА ДАННЫХ СЛИЧЕНИЙ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ВЕЛИЧИН
МЕТОДОМ АГРЕГИРОВАНИЯ ПРЕДПОЧТЕНИЙ**

Специальность 05.11.01 – Приборы и методы измерения
(измерение электрических и магнитных величин)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Томск – 2015

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ФГАОУ ВО НИ ТПУ)

Научный руководитель: **Муравьев Сергей Васильевич**,
доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты: **Данилов Александр Александрович**,
доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Пензенский государственный университет", профессор кафедры "Метрология и системы качества"

Сырямкин Владимир Иванович,
доктор технических наук, Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Национальный исследовательский Томский государственный университет", заведующий кафедрой "Управление качеством", профессор

Ведущая организация: Федеральное государственное унитарное предприятие "Сибирский государственный ордена Трудового Красного Знамени научно-исследовательский институт метрологии"

Защита состоится "22" декабря 2015 г. в 17:00 на заседании диссертационного совета Д 212.269.09 при ФГАОУ ВО "Национальный исследовательский Томский политехнический университет", по адресу: Россия, 634028, г. Томск, ул. Савиных, 7, ауд. 215.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГАОУ ВО "Национальный исследовательский Томский политехнический университет" и на сайте: <http://portal.tpu.ru/council/916/worklist>

Автореферат разослан "3" ноября 2015 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
к.т.н., доцент



Е.А. Васендина

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Надежные измерения электрических величин, таких как сила электрического тока, напряжение, сопротивление, емкость, индуктивность, электрическая мощность и др., лежат в основе принятия решений в различных отраслях промышленности и науки.

Постоянное развитие промышленности, приборостроения и энергетики, расширение внутреннего и внешнего энергетических рынков требует повышения точности измерений электрических величин и обеспечения международного признания, например, размеров единиц электрической мощности и энергии, а также достоверности результатов учетных операций при международной торговле электрической энергией.

Для поддержания единства и надежности измерений электрических величин необходимо обеспечение их прослеживаемости на различных уровнях метрологических работ в соответствии с требованиями международных и национальных стандартов. Для этого необходимо проведение сличений эталонов, используемых как национальными метрологическими институтами (НМИ), так и аккредитованными лабораториями.

В соответствии с РМГ 29-2013, *сличение эталонов* – это установление соотношения между результатами измерений при воспроизведении и передаче единицы измерения или шкалы измерений данными эталонами одного уровня точности. Процедура сличений заключается в оценивании качества измерений заданной характеристики эталона сравнения несколькими различными участниками (НМИ или лабораториями) в соответствии с заранее установленными условиями.

Основной задачей сличений любого уровня является установление *опорного значения* измеряемой величины, наилучшим образом характеризующего наибольшее подмножество согласованных, т.е. надежных, результатов измерений (так называемое *наибольшее согласованное подмножество*, НСП). Для этого лаборатории-участники сличений оценивают одно и то же номинальное значение величины. Участники направляют координатору сличений результаты измерений в форме оценок номинального значения и соответствующих стандартных неопределенностей. Координатор сличений проводит обработку полученных результатов и формирует заключение для каждой лаборатории-участника. Лаборатории с ненадежными результатами не участвуют в формировании итогового опорного значения.

Существуют различные методы проверки согласованности результатов измерений лабораторий и нахождения опорного значения. Выбор конкретного метода проверки согласованности результатов измерений зависит от вида исследуемого эталона сравнения, особенностей испытаний и количества участников в сличениях. Распространены, например, статистические методы, основанные на вычислениях разности результата измерений лаборатории и определенного координатором приписанного значения, процентной разности, процентилей или рангов. Эти методы обычно накладывают ограничения на допустимое количество участников сличений, а также имеют невысокую дискриминирующую способность, позволяющую различать действительно ненадежные и на-

дежные результаты. К тому же большинство из них основаны на исходных предположениях о нормальном распределении и независимости результатов измерений, которые не всегда выполняются на практике.

Поэтому существует необходимость в разработке *робастных* методов обработки данных сличений, работоспособных в случаях, когда закон распределения результатов измерений лабораторий отличается от нормального или неизвестен.

Перспективными для придания свойства робастности обработке данных сличений являются методы голосования или агрегирования предпочтений, представляющих результаты лабораторий-участников в форме ранжирований значений измеряемой величины. Благодаря порядковой природе используемых при этом данных, полученное опорное значение не должно зависеть от вида закона распределения результатов измерений.

Целью диссертационной работы является разработка и исследование робастного метода обработки данных сличений, основанного на агрегировании предпочтений на множестве значений измеряемой величины, обеспечивающего отбор максимально возможного числа участников сличений, предоставляющих надежные результаты измерений.

В связи с поставленной целью в работе должны быть решены следующие **задачи**:

1. анализ необходимости разработки метода обработки данных сличений, обеспечивающего работоспособность в случаях, когда закон распределения результатов измерений НМИ или лабораторий отличается от нормального или неизвестен;
2. исследование основанных на правилах голосования методов агрегирования предпочтений, обоснование выбора алгоритма агрегирования предпочтений на основе правила Кемени и исследование его свойств;
3. разработка и программная реализация метода обработки данных сличений на основе нахождения ранжирования консенсуса по правилу Кемени и численные экспериментальные исследования его робастности;
4. разработка обоснования для выбора рационального количества участников сличений.

Методы исследования. Использованы методы теории измерений, теории голосования, группового выбора, теории вероятностей и математической статистики, а также стандартизованные методы организации сличений. Вычислительный эксперимент проводился с использованием метода Монте-Карло с генерацией данных сличений, распределенных по равномерному и нормальному закону с помощью специально разработанного программного обеспечения в среде Microsoft Visual C#.

Достоверность полученных результатов диссертационной работы подтверждается совпадением с достаточной на практике точностью экспериментальных данных, полученных с помощью численного моделирования, с результатами реальных сличений, полученных из находящихся в открытом доступе отчетов известных национальных и международных метрологических организаций.

Научная новизна

1. Предложен и исследован метод обработки данных сличений, основанный на преобразовании интервалов неопределенности в ранжирования, нахождении для них ранжирования консенсуса по правилу Кемени и назначения в качестве опорного значения сличений наилучшей альтернативы в ранжировании консенсуса.
2. Показано, что предложенный метод агрегирования предпочтений при обработке результатов сличений обеспечивает формирование опорного значения, характеризующегося повышенной устойчивостью (робастностью) к виду закона распределения измерительных данных по сравнению с традиционными методами.
3. Разработана основанная на геометрическом распределении модель, связывающая в явном аналитическом виде вероятность определения опорного значения сличений с числом участников сличений, которая позволяет выбирать обоснованное количество участников сличений.

Практическая ценность работы. Результаты диссертационной работы могут быть использованы для разработки и усовершенствования методов обработки данных ключевых и дополнительных сличений при оценивании степени эквивалентности национальных эталонов физических величин НМИ, а также межлабораторных сличений при оценивании компетентности лабораторий, в области не только электрических и магнитных величин, но и широкого круга измерений других видов физических величин.

Повышенная точность оценивания опорного значения обеспечивает повышение достоверности обработки данных сличений и может способствовать совершенствованию как национальной, так и международной эталонной базы.

Реализация и внедрение результатов работы. Результаты исследований использованы при выполнении следующих НИР:

- грант РФФИ по проекту "Научная работа молодого ученого из Казахстана в Томском политехническом университете", 2010 г., № 10-08-90900 моб_снг_ст;
- проект № 2078 "Развитие теории информационно-сенсорных систем" по заданию № 2014/226 на выполнение государственных работ в сфере научной деятельности в рамках базовой части государственного задания Минобрнауки России.

Результаты работы используются в:

- РГП "Казахстанский институт метрологии (КазИнМетр)" (г. Астана, Казахстан) при обработке результатов межлабораторных сличений по поверке/калибровке средств измерений электрических величин, давления, температуры и теплофизических величин;
- испытательном центре "КабельТестСтандарт" TOO FORBEST (г. Сарань, Казахстан) для проведения внутрилабораторного контроля качества результатов измерений при проведении испытаний кабельной продукции.

Акты внедрения приложены к диссертационной работе.

Положения, выносимые на защиту

1. Разработанный метод обработки данных сличений, основанный на агрегировании предпочтений на множестве значений измеряемой величины, обеспечивает нахождение опорного значения сличений с неопределенностью, позволяющей сформировать наибольшее согласованное подмножество (НСП) участников сличений мощности, не меньшей или превышающей мощность НСП при традиционных методах.
2. Предложенный метод агрегирования предпочтений при обработке данных сличений обеспечивает получение опорного значения не менее, чем в 2 раза более близкого к номинальному значению по сравнению с известными робастными методами.
3. Разработанная модель, связывающая в явном аналитическом виде вероятность определения опорного значения сличений с числом m участников сличений, позволяет рекомендовать выбирать количество участников сличений из диапазона от 4 до 15.

Апробация результатов работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях:

XIV Международный совместный симпозиум ИМЕКО ТК1, ТК7 и ТК13 "Интеллектуальные качественные измерения – Теория, Образование и Обучение", г. Йена, Германия, 2011 г.; XVIII и XIX Международная научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых "Современные техника и технологии", г. Томск, 2012 и 2013 гг.; Международный совместный симпозиум ИМЕКО ТК1, ТК7 и ТК13 "Измерение в физических и гуманитарных науках", Генуя, Италия, 2013; XXIII Национальный научный симпозиум с международным участием "Метрология и метрологическое обеспечение", Созополь, Болгария, 2013 г.; VII Всероссийская научно-практическая конференция с международным участием "Россия молодая", г. Кемерово, 2015 г.; XVI Международная научно-техническая конференция "Измерение, контроль, информатизация 2015", г. Барнаул, 2015 г.; Всероссийская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых "Научная сессия ТУСУР–2015", г. Томск, 2015 г.; VI Международный конкурс "Лучший молодой метролог КОOMET-2015", г. Киев, Украина, 2015 г.; XXI Международный конгресс ИМЕКО, г. Прага, Чешская Республика, 2015 г.

По результатам работы автор стал призёром в следующих конкурсах:

- Конкурс Комитета технического регулирования и метрологии Министерства промышленности и новых технологий Республики Казахстан "Лучший молодой метролог года – 2015" (второе место), Астана, Казахстан;
- VI Международный конкурс "Лучший молодой метролог КОOMET-2015" (второе место), Киев, Украина.

Публикации. Основные результаты исследований отражены в 15 публикациях: три статьи в ведущих научных журналах и изданиях, рекомендуемых ВАК, в том числе одна проиндексирована в базах данных Web of Science и Scopus; десять статей в рецензируемых научных журналах и сборниках трудов международных и российских конференций, в том числе две проиндексированы

в базе данных Scopus; два свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка сокращений и обозначений, списка литературы из 106 наименований и приложений. Работа содержит 147 страниц основного текста, включая 46 рисунков и 34 таблицы.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, сформулирована цель исследований, определены решаемые задачи, указаны научная новизна и практическая ценность результатов работы.

В первой главе "Сличения в практике измерений электрических и магнитных величин" представлен анализ отечественных и зарубежных источников, международных рекомендаций, посвященных проведению сличений различных уровней, применяемых в практике измерений электрических величин, и алгоритмов обработки данных этой процедуры.

В зависимости от целей сличений, требований к подготовке, проведению и представлению результатов процедуры сличений, различают международные сличения национальных эталонов и сличения на уровне калибровочных, испытательных и поверочных лабораторий, проводимые при процедурах проверки их квалификации.

Процедура сличений состоит из основных пяти этапов, представленных на рисунке 1.

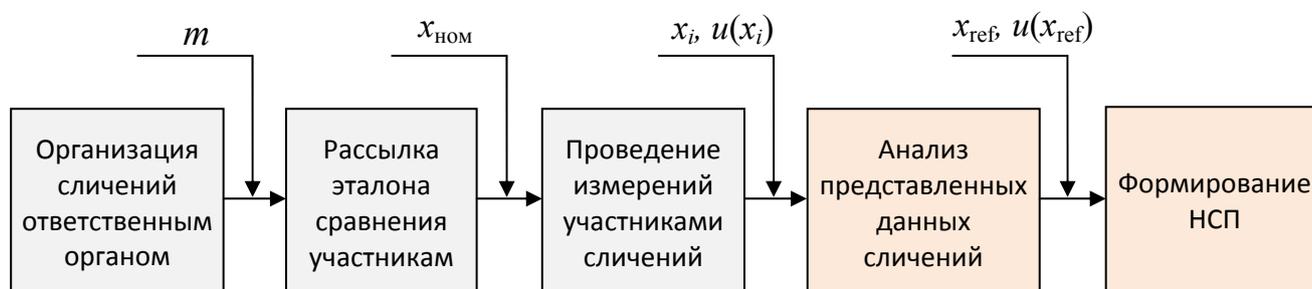


Рисунок 1 – Этапы проведения сличений

Нахождение опорного значения x_{ref} и связанного с ним НСП является важной задачей при проведении сличений.

При ключевых сличениях опорное значение используется для определения степени эквивалентности национальных эталонов, обеспечивая сравнительную оценку уровня воспроизводимости измерений в различных НМИ. В этом случае, опорное значение понимается как наилучшая оценка номинального значения $x_{\text{ном}}$ эталона сравнения, полученная по согласованной группе результатов измерений x_i , представленных каждым из m участников. Тем самым происходит проверка совместимости неопределенностей $u(x_i)$ этих результатов.

Для межлабораторных сличений (МС) опорное значение может устанавливаться эталонной лабораторией, выявляться с помощью группы экспертных лабораторий или определяться как значение, согласованное с данными всех участников МС.

В международных нормативных документах для обработки данных сличений рекомендована *Процедура А*, которая при оценке опорного значения x_{ref} использует средневзвешенное значение y и соответствующую неопределенность $u(y)$, рассчитываемые по формулам:

$$y = \sum_{i=1}^m x_i u^{-2}(x_i) / \sum_{i=1}^m u^{-2}(x_i), \quad u^2(y) = 1 / \sum_{i=1}^m u^{-2}(x_i), \quad (1)$$

где m – число участвующих в сличениях лабораторий;

x_i – измеренное значение, предоставленное i -й лабораторией;

$u(x_i)$ – соответствующая стандартная неопределенность.

НСП в этой процедуре определяется путем *последовательного исключения* результата i -ой лаборатории, если не подтвердилась согласованность данных лабораторий-участников по критерию Пирсона χ^2 , рассчитанному для y . Результат признают несогласованным и исключают, если выполняется условие:

$$E_n = \frac{|x_i - y|}{\sqrt{u^2(x_i) - u^2(y)}} > 2, \quad i = 1, \dots, m. \quad (2)$$

Процесс исключения каждого несогласованного результата повторяется до тех пор, пока не будут исключены все несогласованные результаты. Опорное значение x_{ref} определяется по формуле (1), где вместо m используется m' – число лабораторий, результаты которых признаны согласованными.

Процедура А может обоснованно применяться, если результаты измерений, предоставленные участниками сличений, характеризуются нормальным распределением и являются независимыми.

В качестве представителя робастных методов обработки данных сличений в работе рассмотрен *алгоритм Нильсена*, реализующий процедуру голосования по правилу "простого большинства". Каждый интервал неопределенности $u(x_i)$ рассматривается как задающий границы прямоугольного распределения измеряемых значений. Тогда лаборатория "дает один голос" каждому значению в пределах предоставленного ею интервала неопределенности и ни одного голоса – значениям вне этого интервала. Подсчитывая "голоса", можно определить значение, которое большинство лабораторий считают наиболее вероятным опорным значением x_{ref} . НСП формируется таким образом, чтобы исключить те интервалы неопределенности лабораторий, которые не содержат выявленное опорное значение. Правило "простого большинства" не является исчерпывающим, что при голосовании может приводить к значительной неточности результатов.

Проведенный сравнительный анализ методов оценки данных сличений показал, что существует необходимость разработки метода, который не зависит от вида закона распределения и надежно идентифицирует несогласованные результаты. Одним из возможных подходов при этом является агрегирование предпочтений.

Во второй главе "Агрегирование предпочтений" введено понятие ранжирования (слабого порядка) как формы представления предпочтений и рассмотрены основные правила нахождения единственного ранжирования консенсуса для заданных m ранжирований n альтернатив.

Пусть задано множество m ранжирований $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$ n объектов (альтернатив) из множества $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$. Каждое ранжирование имеет вид цепочки и задает отношение предпочтения $\lambda_k = (a_1 \succ a_2 \dots \sim a_s \sim a_t \succ \dots \sim a_n)$ на множестве A . Отношение предпочтения λ является объединением двух отношений: отношения *строгого предпочтения* ρ , т.е. $a_i \succ a_j$, и отношения *эквивалентности* τ , т.е. $a_i \sim a_j$, т.е. $\lambda = \rho \cup \tau$. Имеем множество отношений предпочтения (ранжирований). Множество ранжирований Λ будем называть *профилем предпочтения* для заданных m и n .

Математический подход к проблеме агрегирования предпочтений имеет тождественную трактовку в теории социального выбора в качестве *проблемы голосования*, в которой роль множества A выполняет множество n кандидатов, которые ранжируются группой из m избирателей.

Агрегировать m предпочтений, заданных на множестве n альтернатив, — это значит определить *единственное* отношение предпочтения β , называемое *ранжированием консенсуса*, которое обеспечивает между ранжированиями исходного профиля наилучший компромисс. В работе рассмотрены наиболее известные правила голосования (агрегирования предпочтений), содержание каждого из которых определяет трактовка понятия "наилучший компромисс" при нахождении ранжирования консенсуса.

Правило простого большинства состоит в том, что победителем голосования является тот кандидат, который большинством избирателей поставлен на *первое место*. Но правило простого большинства далеко не всегда приводит к корректным результатам, если число кандидатов больше единицы, т.к. не учитывает все бинарные отношения на множестве A .

В *правиле Борда* каждой альтернативе присваивается количество баллов в зависимости от ее места в ранжировании: 0 баллов за последнее место, 1 балл за предпоследнее место и т.д., до $n - 1$ баллов за первое место. Баллы каждой альтернативы суммируются по всем ранжированиям, и ее место в отношении консенсуса определяется полученной суммой. Но правило Борда, как и правило простого большинства, может приводить к некорректным результатам голосования.

Правило Кондорсе позволяет найти ранжирование консенсуса следующим образом: в каждом *парном сравнении* кандидатов предпочтительным кандидатом является тот, что предпочитается большинством избирателей. Если альтернатива a_i получает большинство голосов в парном сравнении со всеми другими альтернативами, эта альтернатива объявляется победителем и называется *альтернативой Кондорсе*. Это правило считается самым справедливым правилом голосования. Но профиль предпочтения не обязательно является транзитивным, даже если каждое его k -е ранжирование является линейным порядком, может быть, что $a_i \succ a_j$ и $a_j \succ a_k$, тогда как $a_k \succ a_i$. Эта ситуация называется *парадоксом голосования Кондорсе*.

Правило Кемени является одним из наиболее обоснованных правил с формальной точки зрения, помогающее преодолеть парадокс Кондорсе. Оно заключается в нахождении такого линейного порядка (ранжирования Кемени) β

альтернатив, что расстояние (определенное в терминах числа парных несоответствий между ранжированиями) от β до ранжирований исходного профиля минимально.

Для профиля предпочтения Λ формируется $(n \times n)$ матрица профиля $P = [p_{ij}]$, где

$$p_{ij} = \sum_{k=1}^m \begin{pmatrix} 0 & \text{если } a_i^k \succ a_j^k \\ 1 & \text{если } a_i^k \sim a_j^k \\ 2 & \text{если } a_i^k \prec a_j^k \end{pmatrix}, \quad i, j = 1, \dots, n. \quad (3)$$

В матрице P значение $0,5 p_{ij}$ равно числу предпочтений a_j относительно a_i , а сумма элементов ее верхней треугольной подматрицы P_u равна выраженному в терминах чисел предпочтений *расстоянию Кемени* $D(\lambda, \Lambda)$ между некоторым ранжированием λ и профилем Λ :

$$D(\lambda, \Lambda) = \sum_{i < j} p_{ij}. \quad (4)$$

Пусть пространство Π является множеством всех $n!$ отношений строгого порядка \succ на A . Тогда Задача о Ранжировании Кемени (ЗРК) состоит в том, чтобы найти такой строгий порядок $\beta \in \Pi$ элементов a_1, \dots, a_n , что расстояние от него до профиля предпочтения Λ является минимальным, то есть

$$\beta = \arg \min_{\lambda \in \Pi} D(\lambda, \Lambda). \quad (5)$$

Правило Кемени, в свою очередь, имеет два недостатка:

- задача о ранжировании Кемени является NP-полной;
- число $N_{\text{кем}}$ найденных по правилу Кемени оптимальных решений (ранжирований консенсуса) может значительно превышать 1 и достигать значений $> 10^7$ даже для небольших m и n .

Первый недостаток, означающий, что для ЗРК не существует алгоритма, позволяющего найти точное решение за время, пропорциональное полиному от размерности n задачи, не вызывает особого беспокойства, т.к. для приемлемой для практических применений размерности ($n < 30$) можно использовать существующие точные алгоритмы ее решения. В работе был использован RECURSALL – рекурсивный алгоритм ветвей и границ для решения ЗРК, разработанный в научной группе под руководством Муравьева С.В., позволяющий находить все возможные ранжирования Кемени для заданного исходного профиля предпочтений.

Второй недостаток может полностью нивелировать положительный эффект от применения правила Кемени и поэтому требует разработки специальных мер для *свертки* множества оптимальных решений к единственному. Т.к. на выходе алгоритма решения ЗРК получается, как правило, не одно, а множество оптимальных решений, можно вести речь о входном Λ и выходном $B = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{N_{\text{кем}}}\}$ профилях предпочтений.

Проведены численные эксперименты по исследованию транзитивности выходного и входного профилей ЗРК с помощью метода Монте-Карло, т.е. ге-

нерации псевдослучайных входных профилей и решения для них ЗРК с помощью алгоритма RECURSALL.

В работах Литвака Б.Г. было показано, что матрицу P можно характеризовать *наименьшим возможным расстоянием* D_{least} от профиля предпочтения Λ до некоторого строгого порядка:

$$D_{least} = \sum_{i < j} \min(p_{ij}, p_{ji}), \quad i, j = 1, \dots, n. \quad (6)$$

Пользуясь этой характеристикой, транзитивность любого входного профиля, после определения ранжирования консенсуса β по правилу Кемени (5), может быть установлена с использованием следующего критерия:

$$\text{матрица } P \begin{cases} \text{транзитивна, если } D_{least} = D(\beta, \Lambda) \\ \text{нетранзитивна, если } D_{least} < D(\beta, \Lambda) \end{cases} \quad (7)$$

Эксперименты показали, что число транзитивных профилей уменьшается с возрастанием числа n альтернатив и множественность решений ЗРК имеет место как при транзитивном, так и нетранзитивном входном профиле.

Необходимым условием наличия нетранзитивности в выходном профиле является $N_{kem} \geq 3$. Экспериментально показано, что выходной профиль ЗРК может содержать *нетранзитивные циклы*, которые являются следствием нетранзитивности входного профиля предпочтений. Нетранзитивные циклы в выходном профиле лексикографически упорядочены и могут быть устранены заменой их на тройки эквивалентных альтернатив.

Этот факт следует учитывать при нахождении свертки множества оптимальных решений к единственному $\beta_{fin} = \Phi(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{N_{kem}})$ по следующему правилу: для всех i и j , если отношения $a_i \succ a_j$ и $a_i \prec a_j$ встречаются одинаковое число раз во всех ранжированиях консенсуса, то $a_i \sim a_j$ в β_{fin} ; в противном случае в β_{fin} включается то отношение строгого предпочтения, которое встречается среди оптимальных решений наибольшее число раз.

В третьей главе "Обработка данных сличений на основе решения задачи о ранжировании Кемени" рассмотрено применение метода агрегирования предпочтений (МАП) к проблеме организации сличений. В соответствии с МАП интервалы неопределенности $u(x_i)$, предоставляемые участниками сличений, преобразуются в ранжирования значений измеряемой величины. Полученные ранжирования, составляющие входной профиль предпочтения, затем служат исходными данными для нахождения ранжирования консенсуса β по правилу Кемени, которое позволяет получить опорное значение x_{ref} измеряемой величины и сформировать НСП.

Основные этапы МАП представлены на рисунке 2. Для преобразования интервалов неопределенности в ранжирования определяется *диапазон актуальных значений* (ДАЗ) измеряемой величины. В качестве нижней границы a_1 ДАЗ выбирается наименьшая нижняя граница u_n интервалов неопределенности, предоставляемых лабораториями; а в качестве верхней границы a_n – наибольшая верхняя граница u_v этих интервалов. Затем ДАЗ разбивается на $n - 1$ равных

поддиапазонов. При этом границам поддиапазонов соответствуют n значений измеряемой величины $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$.

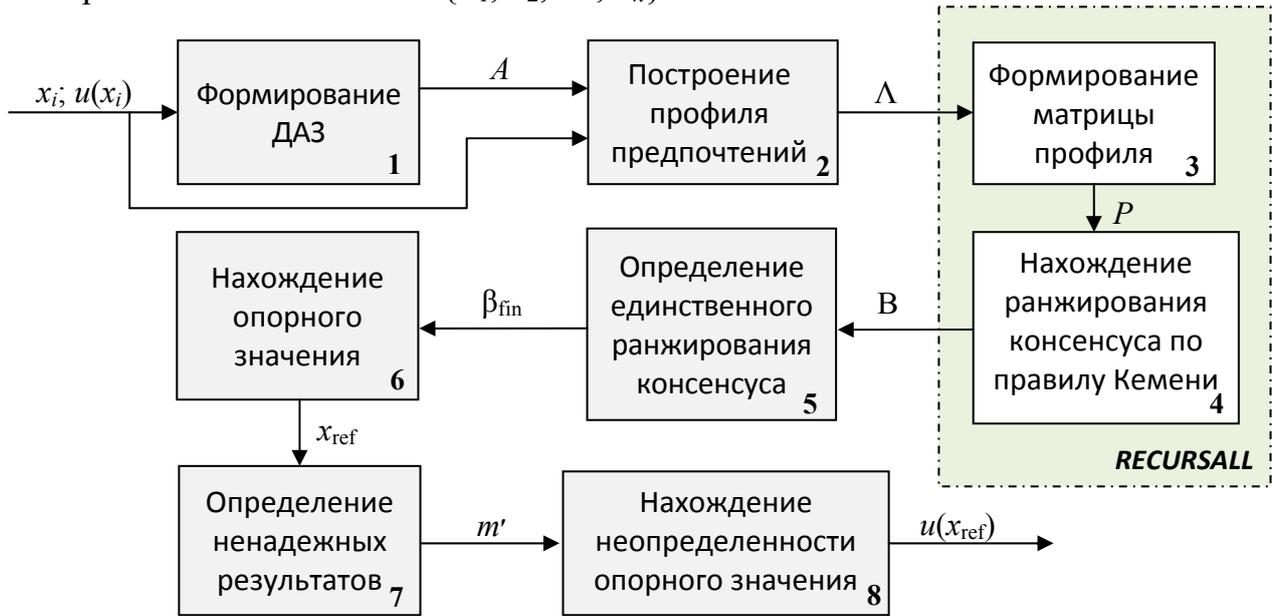
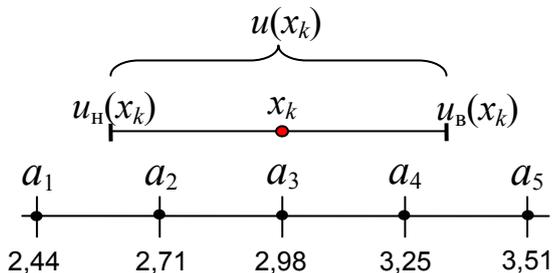


Рисунок 2 – Структура алгоритма обработки данных сличений МАП

Профиль предпочтения Λ составляется из m ранжирований, описывающих интервалы неопределенности соответствующих лабораторий. Каждое ранжирование является объединением бинарных отношений строгого предпочтения, в котором более предпочтительными являются эквивалентные значения, входящие в интервал неопределенности этой лаборатории, а остальные значения из A в этом ранжировании будут менее предпочтительными и эквивалентными друг другу. Таким образом, каждое ранжирование содержит единственный символ строгого порядка “ \succ ” и $n - 2$ символов эквивалентности “ \sim ” (рисунок 3).



$$\lambda_k: a_2 \sim a_3 \sim a_4 \succ a_1 \sim a_5$$

Рисунок 3 – Формирование k -го ранжирования для k -й лаборатории

Для определения ранжирования консенсуса β используется правило Кемени. В качестве опорного значения x_{ref} выбирается значение, занимающее крайнее левое положение в β_{fin} , т.е. строго предпочитаемое остальным значениям.

Стандартная неопределенность полученного опорного значения определяется как наименьшее из двух значений: максимальная нижняя граница $u_{\text{H}}(x_i) \leq x_{\text{ref}}$ и минимальная верхняя граница $u_{\text{B}}(x_i) \geq x_{\text{ref}}$ интервалов неопределенности лабораторий.

Для проведения численных экспериментальных исследований методов обработки данных сличений в ходе диссертационной работы в среде Microsoft Visual C# разработан программный комплекс INTERLABCOM (рисунок 4). Комплекс имеет удобный интерфейс с пользователем и реализует три метода обработки: МАП, Процедуру А, алгоритм Нильсена.

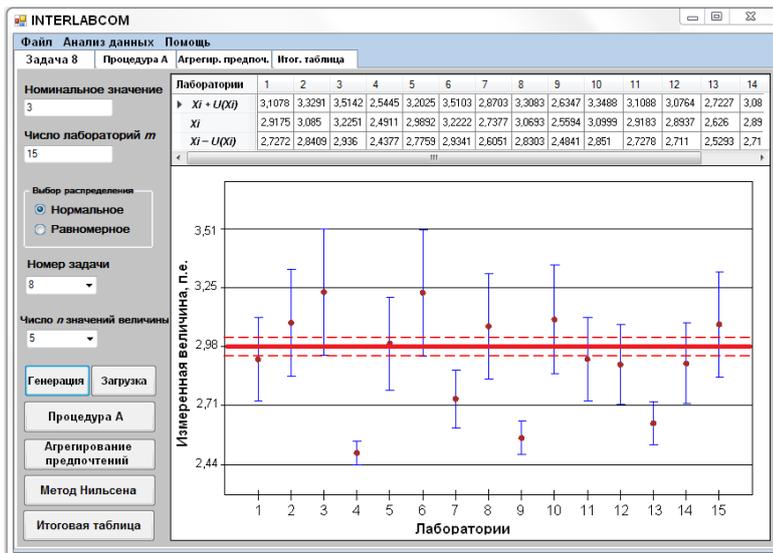


Рисунок 4 – Интерфейс программного комплекса для экспериментальных исследований методов сличений

Результаты измерений, предоставляемые лабораториями, могут быть реальными и/или моделируются с помощью программного генератора псевдослучайных чисел, что позволяет реализовывать различные модификации метода Монте-Карло при проведении численных экспериментов. При этом равномерно распределенные данные сличений x_i и $u(x_i)$ в окрестности заданного $x_{\text{ном}}$ генерируются с помощью стандартной библиотечной функции $\text{rand}()$.

Нормально распределенные значения сличений получаются из равномерно распределенных данных с помощью известного преобразования Бокса-Мюллера.

Были сгенерированы распределенные по нормальному и равномерному законам данные для 100 индивидуальных задач, отличающихся друг от друга случайными интервалами неопределенности лабораторий; число лабораторий $m = 15$; номинальное значение измеряемой величины $x_{\text{ном}} = 3$. Данные были обработаны МАП, Процедурой А и алгоритмом Нильсена. Качество метода M обработки результатов сличений оценивалось по значению разности:

$$\xi = |x_{\text{ref}}(M) - x_{\text{ном}}|. \quad (8)$$

Результаты численного эксперимента представлены на рисунке 5. Из графиков видно, что расхождение между значениями ξ , полученными для нормального и равномерного распределений, в случае использования МАП не превышает 0,08. Процедура А дала значительно большее расхождение – порядка 0,46, алгоритм Нильсена – порядка 0,18. Таким образом, вид распределения практически не влияет на качество работы МАП, т.е. метод агрегирования предпочтений характеризуется значительно большей робастностью по сравнению с другими методами.

Так как при использовании МАП в качестве опорного значения выбирается один из элементов множества A , выбор числа n значений измеряемой величины при разбиении ДАЗ оказывает существенное влияние на точность определения x_{ref} . Поэтому данные сличений обрабатывались МАП при различных значениях $n = \{4, 5, \dots, 10\}$ для того, чтобы сформировать рекомендации по выбору подходящего числа значений ДАЗ. Полученные экспериментальные данные были использованы для получения оценок вероятностей $P(\xi \leq \xi_{\text{гр}})$ того, что отклонение ξ не превышает некоторое фиксированное значение $\xi_{\text{гр}}$. Например, если значения $\xi \leq 0,39$ получились в 90 индивидуальных задачах из 100, то вероятность $P(\xi \leq 0,39) = 0,90$. Полученные таким способом значения $\xi_{\text{гр}}$ для вероятностей 0,90; 0,95 и 1,00 сведены в таблицу 1.

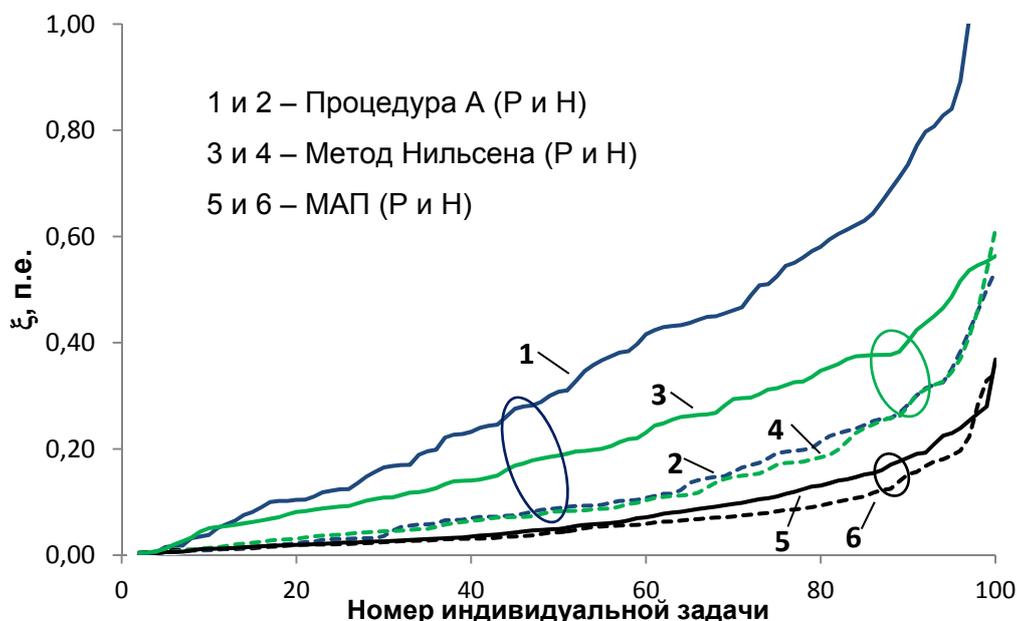


Рисунок 5 – Упорядоченные по возрастанию отклонения ξ , полученные МАП, алгоритмом Нильсена и Процедурой А для равномерного (Р) и нормального (Н) распределений данных сличений

Таблица 1 – Значения $\xi_{гр}$ при вероятностях $P(\xi \leq \xi_{гр}) = 0,90; 0,95; 1,00$

Методы		Нормальное распределение			Равномерное распределение		
		$\xi_{гр}$			$\xi_{гр}$		
		$P = 0,90$	$P = 0,95$	$P = 1,00$	$P = 0,90$	$P = 0,95$	$P = 1,00$
МАП	$n = 4$	0,17	0,22	0,33	0,39	0,62	0,82
	$n = 5$	0,22	0,28	0,37	0,35	0,43	0,61
	$n = 6$	0,28	0,32	0,37	0,34	0,46	0,71
	$n = 7$	0,29	0,33	0,45	0,42	0,61	0,83
	$n = 8$	0,29	0,36	0,45	0,37	0,40	0,63
	$n = 9$	0,22	0,28	0,48	0,38	0,46	0,55
	$n = 10$	0,31	0,38	0,48	0,37	0,42	0,62
Алгоритм Нильсена		0,30	0,36	0,64	0,42	0,50	0,57
Процедура А		0,31	0,39	0,60	0,75	0,94	1,10

Из данных таблицы 1 следует, что при нормальном распределении получены наименьшие значения $\xi_{гр}$ для минимального $n = 4$ в методе агрегирования предпочтений. Алгоритм Нильсена и Процедура А дали почти в два раза большие значения $\xi_{гр}$. В случае равномерного распределения значения $\xi_{гр}$, полученные алгоритмом Нильсена, также хуже полученных МАП, в котором, однако, наименьшие $\xi_{гр}$ соответствуют различным n . При практическом применении МАП можно рекомендовать находить опорные значения при различных n и выбирать из них то опорное значение, при котором P получается НСП максимальной мощности.

В четвертой главе "Обработка результатов практических сличений" даны рекомендации по выбору рационального числа m участвующих в сличениях лабораторий и приведены результаты применения метода агрегирования предпочтений для обработки данных реальных сличений.

Разработана основанная на геометрическом распределении модель, связывающая в явном аналитическом виде вероятность определения опорного значения измеряемой величины с числом m лабораторий-участников сличений. Для

этой цели рассмотрена классическая схема Бернулли для последовательности *независимых* испытаний, каждое из которых может иметь один из *двух* исходов – "успех" или "неудачу". Пусть p – вероятность успеха (*элементарная вероятность*), тогда вероятность неудачи в каждом испытании равна $q = 1 - p$. Вероятности исходов p и q остаются *неизменными* во всех испытаниях.

Пусть X обозначает число испытаний до первого успеха. Тогда вероятность $P(X = m)$ того, что успех случится во время m -го испытания, равна вероятности $(1 - p)^{m-1}$ того, что он не случится во время $m - 1$ испытаний, умноженной на вероятность p того, что успех произойдет во время m -го испытания, т.е.:

$$P(X = m) = p(1 - p)^{m-1} = pq^{m-1}, m = 1, 2, \dots \quad (9)$$

В этом случае говорят, что случайная величина X имеет дискретное *геометрическое распределение* с параметром p . Вероятность того, что успех не наступает при испытании m или до него равна вероятности $(1 - p)^m$ последовательных m неудач. Это значит, что вероятность того, что успех наступит после m испытаний, имеет вид:

$$P(X \leq m) = 1 - (1 - p)^m = 1 - q^m. \quad (10)$$

Пусть p – вероятность обнаружения опорного значения после предоставления результата его измерения одной лабораторией. Считаем, что каждая из участвующих в сличениях лабораторий получает свой результат независимо от других. Тогда по формуле (10) можно рассчитать вероятность F того, что опорное значение определено по результатам m лабораторий:

$$F = 1 - (1 - p)^m. \quad (11)$$

Выражение (11) позволяет провести анализ относительного роста γ вероятности F при добавлении k дополнительных лабораторий в группу участников сличений по формуле:

$$\gamma = (1 - p)^m \frac{1 - (1 - p)^k}{1 - (1 - p)^{m+k}}. \quad (12)$$

Таблица 2 – Значения относительного роста $\gamma(k)$ вероятности F для различных чисел m

k	Элементарная вероятность p											
	0,05				0,5				0,8			
	m				m				m			
	1	2	4	7	1	2	4	7	1	2	4	7
1	0,95	0,46	0,21	0,11	0,5	0,17	0,03	0,004	0,2	0,03	0,0013	0
2	1,85	0,90	0,42	0,22	0,75	0,25	0,05	0,006	0,24	0,04	0,0015	0
3	2,71	1,32	0,63	0,33	0,87	0,29	0,06	0,007	0,25	0,04	0,0016	0
4	3,52	1,72	0,81	0,42	0,94	0,31	0,06	0,007	0,25	0,04	0,0016	0
5	4,30	2,09	0,99	0,52	0,97	0,32	0,06	0,008	0,25	0,04	0,0016	0
6	5,03	2,45	1,16	0,61	0,98	0,33	0,07	0,008	0,25	0,04	0,0016	0
7	5,73	2,79	1,32	0,70	0,99	0,33	0,07	0,008	0,25	0,04	0,0016	0
8	6,39	3,11	1,48	0,78	1,0	0,33	0,07	0,008	0,25	0,04	0,0016	0
9	7,02	3,42	1,62	0,86	1,0	0,33	0,07	0,008	0,25	0,04	0,0016	0
10	7,62	3,71	1,76	0,93	1,0	0,33	0,07	0,008	0,25	0,04	0,0016	0

Как видно из данных таблицы 2, построенной по формуле (12) для $p = 0,05; 0,5; 0,8; m = 1; 2; 4; 7$ и $k = 1, 2, \dots, 10$, существенное увеличение вероятности F благодаря привлечению дополнительных k лабораторий-участников

происходит только в том случае, если элементарная вероятность мала. В частности, при $p = 0,05$ зависимость $\gamma(k)$ имеет почти линейный характер: при $m = 1$ удвоение шансов найти опорное значение (т.е. когда γ увеличивается на 1 или на 100 %) происходит при каждом увеличении k на 1, особенно при малых k . Однако, уже при $m = 7$ такое удвоение шансов происходит только при $k = 10$. При $p = 0,5$ можно видеть, что если группа участников сличений состоит из 4 лабораторий, добавление в группу нового участника бесполезно, т.к. оно не увеличивает вероятность нахождения опорного значения. В случае $p = 0,8$ нет необходимости в добавлении новых участников уже при $k = 3$, хотя в группу участников сличений входит лишь одна лаборатория.

Проведенный анализ позволяет рекомендовать назначать число участников сличений в диапазоне от 4 до 10-15.

Для апробации разработанного метода агрегирования предпочтений при обработке данных *реальных* сличений были использованы находящиеся в открытом доступе данные. Были обработаны данные следующих случаев сличений в области измерений электрических и магнитных величин:

- ключевые сличения CSEM.RF-K25.W Международного бюро мер и весов (BIPM) с целью определения коэффициента преобразования и калибровочного коэффициента эталонов сравнения высокочастотной мощности;
- дополнительные сличения COOMET.EM-S2 региональной метрологической организации (КОOMET) с целью установления степеней эквивалентности национальных эталонов единицы электрической мощности;
- межлаборатные сличения SIT.AF-01 национального метрологического института Италии (INRIM) с целью определения размера единицы мощности микроволнового излучения;
- межлабораторные сличительные калибровки цифрового вольтметра, проведенные Белорусским государственным метрологическим институтом (БелГИМ); измеряемая величина – напряжение переменного тока на пределе 2 В на частоте 20 Гц.

Во всех случаях применение МАП показало, что определяемое с его помощью опорное значение и соответствующая неопределенность весьма близки к значениям, полученным координаторами сличений.

Последний случай рассмотрим более подробно. Результаты измерений лабораторий-участников приведены на рисунке 6,а.

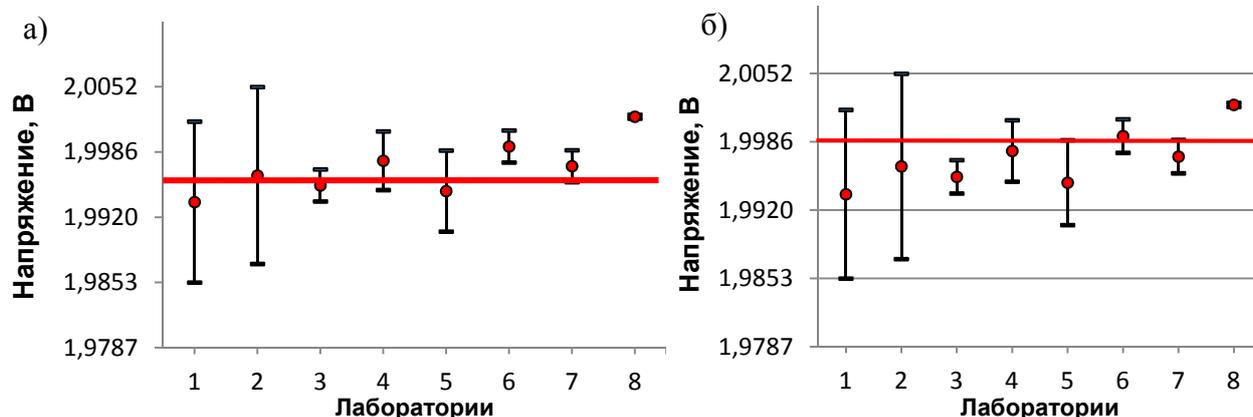


Рисунок 6 – Результаты межлабораторных сличительных калибровок цифрового вольтметра, обработанные Процедурой А (а) и МАП (б)

Координатор сличений обрабатывал данные Процедурой А. Результаты обработки приведены в таблице 3.

Обработка этих данных с помощью МАП проводилась при значениях $n = 4, 5, \dots, 10$. Максимальная мощность НСП была достигнута при $n = 4$.

Таким образом, ДАЗ был разбит на $n - 1 = 3$ равных поддиапазона. Границы поддиапазонов соответствовали следующим значениям измеряемой величины: $a_1 = 1,9853$ В, $a_2 = 1,9919$ В, $a_3 = 1,9986$ В, $a_4 = 2,0052$ В (рисунок 6,б).

Профиль предпочтения был сформирован из 8 ранжирований, описывающих интервалы неопределенности соответствующих лабораторий:

$\lambda_1: \{a_1 \sim a_2 \sim a_3 \succ a_4\}$; $\lambda_2: \{a_2 \sim a_3 \sim a_4 \succ a_1\}$; $\lambda_3: \{a_1 \sim a_2 \sim a_3 \sim a_4\}$; $\lambda_4: \{a_3 \succ a_1 \sim a_2 \sim a_4\}$;

$\lambda_5: \{a_2 \sim a_3 \succ a_4 \sim a_1\}$; $\lambda_6: \{a_3 \succ a_1 \sim a_2 \sim a_4\}$; $\lambda_7: \{a_3 \succ a_1 \sim a_2 \sim a_1\}$; $\lambda_8: \{a_1 \sim a_2 \sim a_3 \sim a_4\}$.

Для этот профиля было получено два оптимальных решения: $\beta_1: \{a_3 \succ a_2 \succ a_4 \succ a_1\}$; $\beta_2: \{a_3 \succ a_2 \succ a_1 \succ a_4\}$, откуда итоговое ранжирование консенсуса приняло вид $\beta_{\text{fin}} = \{a_3 \succ a_2 \succ a_4 \sim a_1\}$, а опорное значение результатов сличений $x_{\text{ref}} = 1,9986$. Остальные результаты обработки приведены в таблице 3.

Таблица 3 – Результаты обработки данных сличительных калибровок цифрового вольтметра Процедурой А и МАП

Процедура А			МАП		
x_{ref}	$u(x_{\text{ref}})$	мощность НСП	x_{ref}	$u(x_{\text{ref}})$	мощность НСП
1,9962	0,0010	6 (удалены участники 6 и 8)	1,9986	0,0011	6 (удалены участники 3 и 8)

В приложениях диссертации приведены акты внедрения результатов диссертационной работы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Предложен и исследован метод обработки данных сличений, названный методом агрегирования предпочтений (МАП), основанный на преобразовании интервалов неопределенности в ранжирования, нахождении для них ранжирования консенсуса по правилу Кемени и назначения в качестве опорного значения сличений наилучшей альтернативы в ранжировании консенсуса.
2. Разработанный метод обеспечивает нахождение опорного значения сличений с неопределенностью, позволяющей сформировать наибольшее согласованное подмножество (НСП) участников сличений мощности не меньшей или превышающей мощность НСП при традиционных методах.
3. Показано, что МАП при обработке результатов сличений обеспечивает формирование опорного значения, характеризующегося повышенной устойчивостью (робастностью) к виду закона распределения измерительных данных по сравнению с традиционными методами и обеспечивает получение опорного значения не менее, чем в 2 раза более близкого к номинальному значению по сравнению с известными робастными методами.
4. Разработана основанная на геометрическом распределении модель, связывающая в явном аналитическом виде вероятность определения опорного значения сличений с числом участников сличений, которая позволяет рекомен-

довать выбирать количество участников сличений из диапазона от 4 до 15.

5. Результаты диссертационной работы используются в Казахском институте метрологии (КазИнМетр) (г. Астана) и в испытательном центре "КабельТестСтандарт" ТОО FORBEST (г. Сарань, Казахстан).
6. Результаты диссертационной работы использованы при выполнении двух НИР, выполненных по гранту РФФИ и в рамках базовой части государственного задания «Наука» Министерства образования и науки РФ.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в изданиях, рекомендованных ВАК

1. Marinushkina, I.A. Intransitivity in multiple solutions of Kemeny Ranking Problem / S.V. Muravyov, I.A. Marinushkina // Journal of physics: conference series. – 2013. – V. 459. – P. 012006 (WoS, Scopus).
2. Маринушкина, И.А. Алгоритмы голосования в программах проверки квалификации испытательных лабораторий / С.В. Муравьев, И.А. Маринушкина // Ползуновский вестник. – 2015. – № 3. – С. 176-179.
3. Маринушкина, И.А. К обоснованию выбора числа лабораторий в межлабораторных сличениях / С.В. Муравьев, И.А. Маринушкина // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика. Телекоммуникации. Управление. – 2015. – № 4. – С. 79-88.

Свидетельства о государственной регистрации

4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015612262 (RU); заявка № 2014663436 от 23.12.2014, дата рег. 16.02.2015; Бюл. № 3 от 20.03.2015 // С.В. Муравьев, И.А. Маринушкина, С.А. Хруль. Программное обеспечение для обработки результатов межлабораторных сличений методом агрегирования предпочтений.
5. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015612263 (RU); заявка № 2014663437 от 23.12.2014, дата рег. 16.02.2015; Бюл. № 3 от 20.03.2015 // С.В. Муравьев, И.А. Маринушкина, С.А. Хруль. Программный комплекс для моделирования и обработки результатов межлабораторных сличений.

Статьи в других изданиях

6. Marinushkina, I.A. Largest consistent subsets in interlaboratory comparisons: preference aggregation approach / S.V. Muravyov, I.A. Marinushkina // 14th Joint International IMEKO TC1, TC7, TC13 Symposium on Intelligent Quality Measurements – Theory, Education and Training 2011 (Jena, Germany, 31 August - 2 September, 2011). – P. 69-73. (Scopus).
7. Маринушкина, И.А. Предварительные результаты применения алгоритма нахождения отношения консенсуса в межлабораторных сравнительных испытаниях / Н.В. Воробьева, И.А. Маринушкина // Современные техника и технологии: сборник трудов XVIII Международной научно-практической

- конференции студентов, аспирантов и молодых ученых (Томск, 9-13 апреля 2012 г.). – Томск: ТПУ, 2012. – Т. 1 – С. 179-180.
8. Маринушкина, И.А. Экспериментальные исследования применения метода агрегирования предпочтений в межлабораторных сравнительных испытаниях / Н.В. Воробьева, И.А. Маринушкина // Современная техника и технологии: сборник трудов XIX Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых (Томск, 15-19 апреля 2013 г.). – Томск: ТПУ, 2013. – Т. 1 – С. 146-147.
 9. Marinushkina, I.A. Aggregation of interlaboratory comparison results using consensus ranking / S.V. Muravyov, N.V. Vorobyeva, I.A. Marinushkina // 23th National Scientific Symposium with International Participation "Metrology and metrology assurance 2013" (Sozopol, Bulgaria, 9-13 September 2013). – P. 432-437.
 10. Маринушкина, И.А. Межлабораторные сличения как инструмент оценки качества работы измерительных лабораторий // Сборник материалов VII Всероссийской научно-практической конференции с международным участием "Россия молодая". (Кемерово, 21-24 апреля 2015 г.). – Кемерово: ТПУ, 2015 – С. 1-3.
 11. Маринушкина, И.А. Применение алгоритмов голосования в программах проверки квалификации испытательных лабораторий / С.В. Муравьев, И.А. Маринушкина // Измерение, контроль, информатизация: материалы XVI международной научно-технической конференции. Том 1. – Барнаул: Изд-во АлтГТУ, 2015. – С. 152-156.
 12. Маринушкина, И.А. Разработка программного комплекса для моделирования и обработки результатов межлабораторных сличений / И.А. Маринушкина, С.А. Хруль // Научная сессия ГУСУР–2015: материалы Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых (Томск, 13–15 мая 2015 г.). – Томск: В-Спектр, 2015. – Ч. 4. – С. 232-234.
 13. Маринушкина, И.А. Получение робастного опорного значения результатов межлабораторных сличений методом агрегирования предпочтений / И.А. Маринушкина, С.В. Муравьев // Метрология (Казахстан). – 2015. – № 2. – С. 18-20.
 14. Маринушкина, И.А. Робастный метод обработки результатов межлабораторных сличений на основе агрегирования предпочтений // Сборник работ участников VI Международного конкурса "Лучший молодой метролог КООМЕТ-2015", 17-18 июня 2015 г., Киев, Украина. – Киев, 2015. – С. 49-52.
 15. Marinushkina, I.A. A software tool for simulation of interlaboratory comparison data evaluation method using preference aggregation / S.V. Muravyov, I.A. Marinushkina // 21st IMEKO World Congress "Measurement in Research and Industry" (Prague, Czech Republic, 30 August – 4 September, 2015). – P. 955-959 (Scopus).

Подписано к печати 19.10.2015.
Усл. печ. л. 1,0. Уч.-изд. л. 0,9.
Заказ 772. Тираж 100 экз.
Томский государственный университет
систем управления и радиоэлектроники.
634050, г. Томск, пр. Ленина, 40.
Тел. (3822) 533018.