

Худоногова Людмила Игоревна

**КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ИНТЕРВАЛЬНЫХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ
ДАННЫХ МЕТОДОМ АГРЕГИРОВАНИЯ ПРЕДПОЧТЕНИЙ**

Специальность 05.11.13 – Приборы и методы контроля природной среды,
веществ, материалов и изделий

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Томск – 2017

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: **Совлуков Александр Сергеевич**,
доктор технических наук, профессор, Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, главный научный сотрудник

Шидловский Станислав Викторович,
доктор технических наук, Национальный исследовательский Томский государственный университет, профессор кафедры "Управление качеством"

Ведущая организация: Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Сибирский федеральный университет"

Защита состоится "14" ноября 2017 г. в 15.00 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>.

Автореферат разослан "___" _____ 2017 г.

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



Е.А. Шевелева

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Описание результатов измерений в форме *интервалов*, границы которых определяются найденными экспериментально или заранее заданными значениями неопределенности, широко используется как в теории, так и в практике измерений. Интервальные данные являются распространенной формой данных в таких областях, как распределенные вычисления, базы данных, системы и сети сбора данных и т.д.

Одним из подходов к обработке интервальных данных является *комплексирование данных* (data fusion) – процесс совместной обработки данных о некотором объекте, предоставленных несколькими источниками, с целью получения более полного, объективного и точного знания исследуемой характеристики объекта по сравнению со знанием, полученным из единственного источника.

Процедура комплексирования интервальных данных заключается в формировании такого *результатирующего интервала* $[x^* - \varepsilon^*, x^* + \varepsilon^*]$, который согласован (т.е. пересекается) с максимальным количеством исходных интервалов $\{I_k\}$ (не обязательно согласованных между собой) и с максимальной степенью правдоподобия содержит значение, которое может служить представителем всех этих интервалов. *Результатом комплексирования x^** является средняя точка результирующего интервала с соответствующей *неопределенностью ε^** .

Существуют различные подходы к комплексированию интервальных данных, среди которых можно выделить методы, основанные на математической статистике и теории вероятностей; теории очевидностей Демпстера-Шафера; одобрительном голосовании; интервальных порядковых числах. Некоторые из этих методов являются чувствительными к несогласованности и/или виду закона распределения входных данных. Недостатком других методов является неединственность получаемых результатов. Кроме того, некоторые подходы требуют для нахождения результата комплексирования x^* дополнительной входной информации субъективного характера, например, назначения весовых коэффициентов источникам данных.

В связи с этим существует необходимость разработки метода комплексирования интервальных данных, позволяющего на основании неточных, неполных или противоречивых данных определить результат x^* с повышенной точностью, робастностью и достоверностью.

Эти полезные свойства результата комплексирования обеспечивает метод агрегирования предпочтений, основанный на представлении исходных интервалов $\{I_k\}$ на вещественной числовой оси отношениями слабого порядка (ранжированиями) на множестве принадлежащих этим интервалам дискретных значений. Результатом комплексирования x^* служит наилучшее значение в ранжировании консенсуса, найденном для набора ранжирований дискретных значений, соответствующих исходным интервалам.

Острая необходимость в таких методах существует, в частности, в практической области беспроводных сенсорных сетей. *Беспроводная сенсорная сеть* (БСС) представляет собой распределенную, самоорганизующуюся систему сбора, обработки и передачи информации, состоящую из автономных, не требующих специальной установки и обслуживания, устройств. Каждое такое устрой-

ство, называемое *узлом*, снабжено *мультисенсором* – набором сенсоров, которые измеряют параметры различных физических полей, сред и объектов в подлежащих мониторингу точках исследуемой области. Комплексирование интервальных измерительных данных мультисенсоров, проведенное методом агрегирования предпочтений может обеспечить повышение точности результатов измерений мультисенсоров и продление их времени жизни.

Целью диссертационной работы является разработка и экспериментальные исследования метода комплексирования интервальных измерительных данных на основе агрегирования предпочтений, устойчивого к виду закона распределения входных данных и обеспечивающего получение значения измеряемой величины с повышенной точностью и достоверностью.

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

- анализ известных методов комплексирования интервальных данных;
- разработка и программная реализация метода комплексирования интервальных данных на основе агрегирования предпочтений принадлежащих этим интервалам дискретных значений и экспериментальные исследования его работоспособности и свойств;
- разработка способа разбиения диапазона актуальных значений, полученного в результате объединения исходных интервалов, для формирования ранжируемых дискретных значений;
- разработка и верификация процедур повышения точности мультисенсоров и снижения энергопотребления узлов в беспроводной сенсорной сети на основе предложенного метода комплексирования интервальных данных.

Методы исследования. Используются методы теории голосования, теории измерений, теории погрешностей, а также теории вероятностей и математической статистики. Численные экспериментальные исследования проводились с использованием метода Монте-Карло для генерации синтетических измерительных данных с помощью специально разработанного программного обеспечения в среде NI LabVIEW.

Достоверность полученных результатов диссертационной работы подтверждается сравнением свойств разработанных и известных алгоритмов на достаточном объеме исходных данных; совпадением с достаточной точностью аналитических расчетов и результатов численных экспериментов.

Научная новизна

1. Предложен и исследован метод комплексирования интервалов IF&PA, где результатом комплексирования является наилучшее дискретное значение в ранжировании консенсуса, найденном для набора наведенных интервалами ранжирований дискретных значений.
2. Для формирования ранжируемых дискретных значений предложен и экспериментально обоснован способ расчета мощности разбиения диапазона актуальных значений, полученного в результате объединения исходных интервалов, на основе поправки Шеппарда для дисперсии дискретизированных данных.

3. На основе разработанного метода комплексирования интервалов IF&PA предложен и исследован робастный алгоритм повышения точности результата измерения, где исходные интервальные данные представляют собой неточные и/или неполные показания мультисенсоров беспроводной сенсорной сети.
4. На основе разработанного метода комплексирования интервалов IF&PA предложен и исследован алгоритм выбора подмножества активных узлов в кластере беспроводной сенсорной сети, обеспечивающий снижение энергопотребления (продление времени жизни) узлов.

Практическая ценность работы. Результаты диссертационной работы могут быть использованы для обработки интервальных данных во всех типах систем, где подобные данные имеют место: системы распределенных вычислений, базы данных, сети сбора данных и т.п. Типичными практическими применениями метода IF&PA могут быть: межлабораторные или ключевые сличения; прогнозирование значений фундаментальных констант; проведение сертификационных испытаний (на соответствие); повышение точности сенсоров и выявление отказов сенсорных узлов в беспроводных сенсорных сетях.

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

- грант РФФИ 14-19-00926 "Основанный на полимерных оптодах мобильный цветометрический экспресс-анализ природных и техногенных объектов на содержание опасных веществ", 2014-2016 гг.;
- проект № 2.5760.2017/БЧ "Методы повышения точности промышленных робототехнических комплексов" в рамках базовой части государственного задания "Наука" Минобрнауки России, 2017-2019 гг.

Результаты работы также используются: в лаборатории мониторинга окружающей среды Томского государственного университета для обработки данных экологического мониторинга; в учебном процессе на кафедре систем управления и мехатроники Института кибернетики ТПУ. Акты внедрения приложены к диссертационной работе.

Положения, выносимые на защиту

1. Предложенный метод комплексирования интервальных данных на основе агрегирования предпочтений гарантирует получение результата с более высокой точностью, робастностью и достоверностью по сравнению с известными методами.
2. Предложенный способ расчета мощности n разбиения диапазона актуальных значений позволяет определить такое значение n , при котором с вероятностью 0,95 обеспечивается получение результата комплексирования, наиболее близкого к номинальному значению для всех n от 4 до 15.
3. Разработанный на основе метода IF&PA робастный алгоритм повышения точности позволяет снизить неопределенность результата измерения не менее чем в 2-2,3 раза по сравнению с неопределенностью показаний мультисенсоров беспроводной сенсорной сети при возможном непустом подмножестве неисправных сенсоров.

4. Разработанный на основе метода IF&PA алгоритм выбора активного подмножества узлов в кластере сети обеспечивает снижение энергопотребления (продление времени жизни) узлов в кластере в 2-3 раза.

Апробация результатов работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались на следующих конференциях: 2nd International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation (3CA 2013), Singapore, 2013; XIX и XXI Международная научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых "Современные техника и технологии", г. Томск, 2013 и 2015 гг.; XII и XIV Всероссийская научно-практическая конференция "Молодежь и современные информационные технологии", г. Томск, 2014 и 2016 гг.; 7th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems (ICUMT 2015), Brno, Czech Republic, 2015; XVI Международная научно-техническая конференция "Измерение, контроль, информатизация 2015", г. Барнаул, 2015 г.; VI Научно-практическая конференция с международным участием "Информационно-измерительная техника и технологии", Томск, 2015 г.; XI и XII Международная IEEE Сибирская конференция по управлению и связи (SIBCON), Омск, 2015 г., и Москва, 2016 г.; IV Всероссийский молодежный Форум с международным участием "Инженерия для освоения космоса", Томск, 2016 г.; Joint IMEKO TC1-TC7-TC13 Symposium "Metrology Across the Sciences: Wishful Thinking?", Berkeley, USA, 2016.

Публикации. Основные результаты исследований отражены в 17 публикациях: 3 статьи в ведущих научных журналах и изданиях, рекомендуемых ВАК, в том числе 2 проиндексированы в базах данных Web of Science (WoS) и Scopus; 12 статей в рецензируемых научных журналах и сборниках трудов международных и российских конференций, в том числе 4 проиндексированы в базе данных Scopus и WoS; 2 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 121 наименования и приложений. Работа содержит 142 страницы основного текста, включая 34 рисунка и 36 таблиц.

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 "Методы комплексирования интервальных данных" представлен анализ отечественных и зарубежных источников, посвященных комплексированию интервальных данных.

Бесконечное множество действительных чисел, заключенных между двумя точками вещественной числовой оси, будем называть *интервалом*. Каждый интервал I характеризуется нижней границей l , верхней границей u и средней точкой x , так что $I = [l, u]$; $l < x$; $x = 0,5 \cdot (u + l)$; $l, u, x \in \mathbb{R}$. Под *измерительными*

интервальными данными будем понимать результаты измерений, представленные в форме интервалов.

Известные методы комплексирования интервальных данных основаны на вероятностном подходе, теории очевидностей Демпстера-Шафера и одобрительном голосовании.

При *вероятностном* подходе комплексирование интервалов осуществляется с приписанными доверительными вероятностями. При этом исходные интервальные данные должны быть предоставлены независимыми источниками, а приписываемая интервалу доверительная вероятность не всегда известна.

Теория Демпстера-Шафера позволяет комплексировать интервалы посредством объединения всех их верхних и нижних границ по отдельности в соответствии со специальным правилом, которое игнорирует все конфликтующие данные с помощью нормирования. Правомерность использования правила объединения сомнительна при несогласованности исходных данных.

Особое место среди методов комплексирования интервалов занимает *одобрительное голосование* (approval voting), когда k -й "избиратель" (источник интервальных данных в виде аппаратного или программного модулей) "голосует" за любое число предпочтительных для него значений (альтернатив), образующих интервал $I_k = [l_k, u_k]$; все значения из этого интервала являются одинаково предпочтительными. Уровень согласованности $q(I')$ некоторого интервала I' , образованного пересечением двух или более исходных интервалов $\{I_k\}$, отражает количество избирателей, одоббивших интервал пересечения I' . Для определения результирующего интервала I_r применяются правила *относительного большинства* (ОБ) или *абсолютного большинства* (АБ).

Согласно правилу ОБ, результатом голосования становится интервал пересечения I_r максимального числа интервалов, т.е. с максимальным уровнем согласованности $q(I_r)$. Нахождение результирующего интервала по правилу ОБ может сопровождаться появлением парадокса, заключающегося в получении одновременно *нескольких несогласованных результирующих интервалов*.

В соответствии с правилом АБ, результирующий интервал определяется посредством последовательного исключения всех интервалов пересечения, уровень согласованности $q(I')$ которых составляет менее 50 % от общего числа интервалов. При использовании правила АБ результирующий интервал часто оказывается шире исходных интервалов, что приводит к получению результата с увеличенной неопределенностью.

Проведенный анализ показал необходимость разработки устойчивого к несогласованным данным метода комплексирования интервалов, позволяющего на основании неточных, неполных или противоречивых данных определить результат с повышенной точностью и достоверностью.

Во второй главе "Комплексирование интервальных данных агрегированием предпочтений" введены понятия ранжирования и инранжирования, рассмотрена задача агрегирования предпочтений, предложен и экспериментально исследован метод комплексирования интервальных данных агрегированием предпочтений.

Пусть $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ – множество альтернатив, которые необходимо ранжировать по степени проявления некоторого признака. *Отношением предпочтения* (слабым порядком) на множестве A называется бинарное отношение λ , представляющее собой объединение отношений ρ строгого порядка, $a_i \succ a_j$, и τ эквивалентности, $a_i \sim a_j$, т.е. $\lambda = \rho \cup \tau$. Отношение предпочтения может быть представлено в виде *ранжирования* $\lambda_k: a_1 \succ a_2 \dots \sim a_s \sim a_t \succ \dots \sim a_n$ альтернатив множества A . Множество $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$, состоящее из m ранжирований, называется *профилем предпочтения*.

Агрегирование предпочтений – это определение для m ранжирований n альтернатив единственного отношения предпочтения β (*ранжирования консенсуса*), представляющего наилучший компромисс между ранжированиями исходного профиля.

Задача нахождения ранжирования консенсуса агрегированием предпочтений может рассматриваться как проблема *голосования*, в которой множество A – это множество кандидатов (альтернатив), а Λ – множество избирателей. То, каким образом определяется ранжирование консенсуса, зависит от конкретного *правила голосования*.

Среди множества правил голосования *правило Кемени* занимает особое место благодаря глубокому аксиоматическому обоснованию и возможности избежать появления парадоксов голосования.

Пусть пространство Π является множеством всех $n!$ линейных (строгих) отношений порядка \succ на множестве A . Правило Кемени позволяет находить отношение консенсуса β как линейный порядок альтернатив $\beta \in \Pi$ такой, что определенное в терминах числа парных несоответствий между ранжированиями *расстояние Кемени* $D(\beta, \Lambda)$ между β и профилем Λ минимально:

$$\beta = \arg \min_{\lambda \in \Pi} D(\lambda, \Lambda). \quad (1)$$

Полученное в соответствии с (1) ранжирование консенсуса β называют *ранжированием* (или *медианой*) *Кемени*. В данной работе для решения задачи о ранжировании Кемени используется реализующий метод ветвей и границ рекурсивный алгоритм RECURSALL, разработанный в научной группе под руководством профессора Муравьева С.В. Алгоритм позволяет находить *все возможные* ранжирования Кемени для заданного входного профиля предпочтений и их свертку к единственному итоговому ранжированию β_{fin} .

Цель комплексирования интервалов состоит в выборе на вещественной оси точки x^* , принадлежащей максимальному числу интервалов из $\{I_k\}$. При этом точка выбирается из конечного числа элементов, связанных с этими исходными интервалами, хотя, вообще говоря, каждый из интервалов содержит бесконечное число точек.

Для этой цели введем *диапазон актуальных значений* (ДАЗ) $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, на котором существует (унаследованное от вещественной оси) отношение полного порядка $a_1 < a_2 < \dots < a_n$, т.е. транзитивное, антисимметричное и линейное бинарное отношение.

Процесс перехода от набора исходных интервалов $\{I_k\}_{k=1}^m$ на вещественной числовой оси к дискретному множеству A осуществляется в три этапа.

- формирование *диапазона актуальных значений* ДАЗ $[a_1, a_n]$ из исходных интервалов $\{I_k\}_{k=1}^m$, при этом

$$a_1 = \min\{l_k \mid k = 1, \dots, m\}, \quad a_n = \max\{u_k \mid k = 1, \dots, m\}; \quad (2)$$

- разбиение ДАЗ на $n - 1$ равных подынтервалов длиной h , которую будем называть *нормой*, где

$$h = (a_n - a_1) / (n - 1); \quad (3)$$

- представление ДАЗ элементами дискретного множества $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, где i -й элемент множества определяется как $a_i = a_{i-1} + h, i = 2, \dots, n$.

Число n дискретных значений множества A будем называть *мощностью* разбиения ДАЗ.

Для любого интервала I_k множество A можно рассматривать как объединение двух непересекающихся подмножеств: подмножества A_k , включающего все те элементы A , которые принадлежат интервалу I_k , и дополнения \bar{A}_k , включающего все остальные элементы A , т.е.

$$A = A_k \cup \bar{A}_k, \quad A_k \cap \bar{A}_k = \emptyset, \quad k = 1, \dots, m. \quad (4)$$

Тогда для любого $k = 1, \dots, m$, некоторое k -е ранжирование λ_k , наведенное интервалом I_k и состоящее из элементов множества A , должно удовлетворять следующим условиям при $i, j = 1, \dots, n$:

$$\begin{cases} \text{(i)} & a_i \in A_k \wedge a_j \notin A_k \Rightarrow a_i \succ a_j; \\ \text{(ii)} & a_i, a_j \in A_k \vee a_i, a_j \notin A_k \Rightarrow a_i \sim a_j; \\ \text{(iii)} & a_i \notin A_k \wedge a_j \in A_k \Rightarrow a_i \prec a_j. \end{cases} \quad (5)$$

Заметим, что k -е ранжирование состоит из двух классов эквивалентности, образованных элементами множеств A_k и \bar{A}_k . При этом элементы класса A_k строго предпочитаются элементам класса \bar{A}_k , т.е. всегда $A_k \succ \bar{A}_k$. Следовательно, каждое ранжирование содержит единственный символ строгого порядка \succ и $n - 2$ символов эквивалентности \sim . Например, одно из возможных ранжирований для $n = 5$ имеет вид $\lambda_k = \{a_2 \sim a_3 \succ a_1 \sim a_4 \sim a_5\}$, где $A_k = \{a_2 \sim a_3\}$, $\bar{A}_k = \{a_1 \sim a_4 \sim a_5\}$ и $A_k \succ \bar{A}_k = \{a_2 \sim a_3\} \succ \{a_1 \sim a_4 \sim a_5\}$.

Последовательность элементов $\{a_i\}$ множества A является *строго монотонной*, т.к. $a_i < a_{i+1}$ для всех $i \in \mathbb{N}$. Ясно, что класс $A_k \subseteq A$ может включать только последовательные наборы элементов из A без пропусков, т.е. индексы этих элементов представляют собой *отрезок натурального ряда*. Это означает, что разность индексов любой пары соседних элементов a_i и a_j из A не может быть больше 1, т.е. справедливо условие

$$\text{(iv)} \quad a_i, a_j \in A_k - \text{соседние элементы} \Rightarrow j \equiv i + 1. \quad (6)$$

Ранжирования, удовлетворяющие условиям (5)-(6), будем называть *ранжированиями, наведенными интервалами*, или, в краткой форме, *инранжированиями*. Таким образом, набор интервалов $\{I_k\}, k = 1, \dots, t$, может быть представлен в соответствии с выражениями (5)-(6) профилем предпочтений $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$, где любое λ_k является инранжированием (рисунок 1).

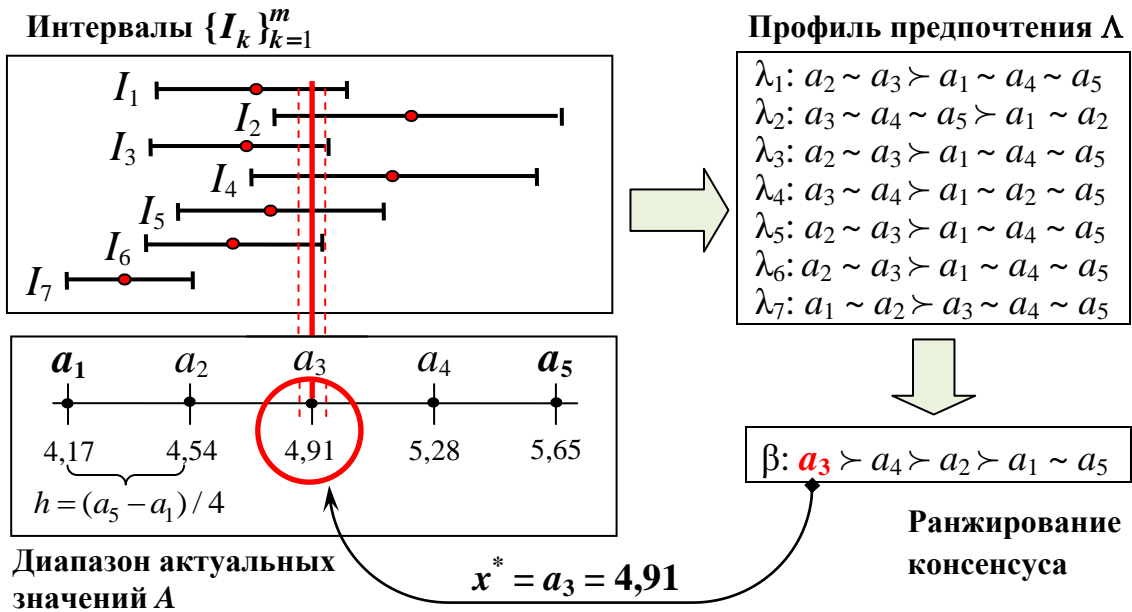


Рисунок 1 – Пример комплексирования интервалов методом IF&PA

Нарушение условия (6) приводит к существованию *запрещенных ранжирований*, для которых тем не менее выполняются условия (5). Например, таковым является $\{a_1 \sim a_4\} \succ \{a_2 \sim a_3 \sim a_5\}$.

В работе показано, что мощности множеств инранжирований в зависимости от мощности n разбиения имеют вид последовательности 1, 3, 6, 10, 15, 21, 28, 36, 45, 55, 66, 78, 91, 105, 120, ..., элементы которой называются *треугольными числами T_n* (рисунок 2), определяемыми по формуле:

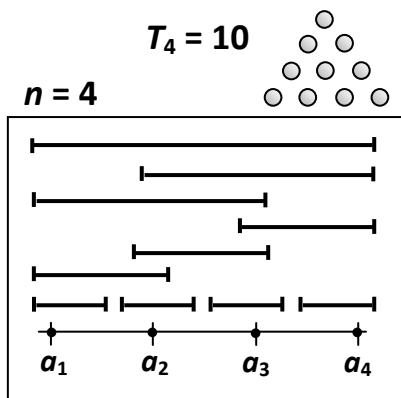


Рисунок 2 – Все возможные интервалы и соответствующее треугольное число для $n = 4$

$$T_n = n(n + 1) / 2. \tag{7}$$

В работе предложен метод комплексирования интервальных данных агрегированием предпочтений IF&PA (interval fusion with preference aggregation). Входными данными метода является набор интервалов $\{I_k\}_{k=1}^m$, предоставленных источниками информации. Метод IF&PA включает в себя 4 основных этапа (на рисунке 1 показан пример работы процедуры IF&PA на наборе из 7

исходных интервалов), представленных ниже.

1. *Формирование диапазона актуальных значений $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$* в соответствии с формулами (2)-(3).

2. *Представление интервалов инранжированиями и построение профиля предпочтений* $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$. На основании исходных интервалов $\{I_k\}$ в соответствии с формулами (5)-(6) формируем профиль предпочтения Λ , состоящий из m инранжирований λ_k .

3. *Определение значения x^* как лучшей альтернативы в ранжировании консенсуса для профиля Λ* . С помощью алгоритма RECURSALL находим итоговое ранжирование β_{fin} и выбираем в нем наиболее предпочтительную альтернативу a_i в качестве результата комплексирования x^* .

4. *Расчет неопределенности ε^* значения x^** . Находим и исключаем из множества $\{I_k\}$ интервалы, не содержащие значение x^* . При этом мощность множества согласованных интервалов равна m_{con} , а неопределенность ε^* результата комплексирования x^* определяется по формуле:

$$\varepsilon^* = \min\left(\max_{k=1, \dots, m_{\text{con}}} \{l_k \leq x^*\}, \min_{k=1, \dots, m_{\text{con}}} \{u_k \geq x^*\}\right). \quad (8)$$

Для экспериментального исследования свойств метода IF&PA на основе моделирования Монте-Карло было разработано специализированное программное обеспечение (ПО) IntFusion в среде программирования NI LabVIEW. ПО осуществляет генерацию интервальных данных по нормальному и равномерному законам распределения и определение результата комплексирования x^* и его неопределенности ε^* тремя методами: IF&PA и двумя вариантами одобрительного голосования – по правилам относительного большинства (ОБ) и абсолютного большинства (АБ). Выбор методов для сравнения обусловлен тем, что правила большинства признаны наиболее робастными из существующих правил голосования. Для генерации псевдослучайных интервальных данных применялся улучшенный генератор Вихманна-Хилла.

По результатам эксперимента оценивались робастность, точность и достоверность каждого из исследуемых методов. Мерой *точности* и *робастности* служило отклонение ξ результата комплексирования x^* от номинального значения $x_{\text{ном}}$:

$$\xi = |x_{\text{ном}} - x^*|. \quad (9)$$

Под *точностью* метода комплексирования в данном исследовании будем понимать характеристику, отражающую близость к нулю отклонения ξ . В качестве численного показателя *достоверности* использовались оценки вероятностей $P(\xi \leq \xi_{\text{гр}})$ того, что отклонение ξ не превышает некоторое фиксированное значение $\xi_{\text{гр}}$:

$$P(\xi \leq \xi_{\text{гр}}) = \frac{V'}{V}, \quad (10)$$

где V' – число индивидуальных задач, для которых выполняется условие $\xi \leq \xi_{\text{гр}}$, а V – общее число задач.

В ходе исследований были проведены пять экспериментальных прогонов по сто индивидуальных задач (т.е. $V = 100$), в каждом из которых генерировались данные, распределенные по нормальному и равномерному законам. В ходе

эксперимента каждым из исследуемых методов определялся результат комплексования x^* , отклонение ξ значения x^* от номинального $x_{\text{ном}}$ и неопределенность ε^* .

На рисунке 3 представлены полученные методами IF&PA, ОБ и АБ кривые $\xi(v)$, $v = 1, \dots, V$, где значения ξ упорядочены по возрастанию; для компактности представления показаны только информативные части графиков при $v = 51, \dots, 100$.

Робастность метода демонстрируется шириной "лепестка", образованного кривыми $\xi(v)$ для нормального и равномерного распределений: чем уже лепесток, тем большей робастностью характеризуется метод. Из рисунка 3 видно, что средняя ширина лепестка для метода IF&PA (кривые 3 и 4) составляет 0,09, а для методов ОБ (рисунок 3а, кривые 1 и 2) и АБ (рисунок 3б, кривые 1 и 2) – 0,16 и 0,13 соответственно. Таким образом, IF&PA почти в два раза превосходит по степени робастности одни из самых робастных методов.

Точность метода характеризуется средним расстоянием между кривой $\xi(v)$ и осью абсцисс. Из рисунка 3 видно, что средние расстояния, полученные IF&PA, составляют 0,10 для нормального и 0,19 для равномерного распределений. Средние расстояния для метода ОБ составляют 0,12 и 0,28, а для метода АБ – 0,11 и 0,24 для нормального и равномерного распределений соответственно. Полученные результаты свидетельствуют о большей (в 1,1-1,5 раза) точности метода IF&PA по сравнению с методами ОБ и АБ.

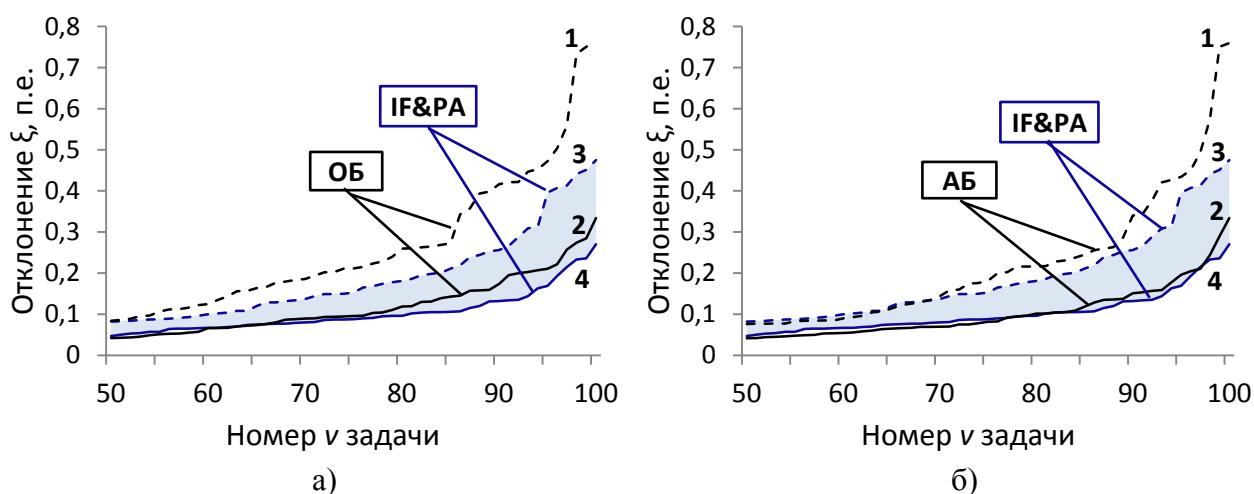


Рисунок 3 – Отклонения ξ , полученные для нормального (сплошная линия) и равномерного (пунктирная линия) распределений для методов а) IF&PA и ОБ; б) IF&PA и АБ

Достоверность метода демонстрируется значениями $P(\xi \leq \xi_{\text{гр}})$, рассчитанными по формуле (11). Значения $\xi_{\text{гр}}$ для трех методов при значениях вероятностей $P = 0,90$, $P = 0,95$ и $P = 1$ приведены в таблице 1. Для всех вероятностей P наименьшие граничные отклонения $\xi_{\text{гр}}$ были получены методом IF&PA. В случае нормального распределения значения $\xi_{\text{гр}}$ для методов ОБ и АБ превышают $\xi_{\text{гр}}$ для метода IF&PA на 14-25 %, а в случае равномерного распределения – на 10-58 %.

В работе показано, что значения *неопределенностей* ε^* результатов комплексования x^* , полученные методами IF&PA и ОБ, не превышают 0,08 и

0,14 соответственно для нормального распределения. При равномерном распределении максимальные значения ε^* равны 0,35 и 0,31 для IF&PA и ОБ соответственно. Неопределенность ε^* , полученная методом АБ, характеризуется существенно бóльшими значениями, достигающими 0,33 и 0,68 для нормального и равномерного распределений соответственно.

Таблица 1 – Значения $\xi_{гр}$ для трех методов при значениях вероятностей $P=0,90$; $P=0,95$ и $P=1$

Метод	$\xi_{гр}$					
	Нормальное распределение			Равномерное распределение		
	$P = 0,90$	$P = 0,95$	$P = 1,00$	$P = 0,90$	$P = 0,95$	$P = 1,00$
IF&PA	0,14	0,17	0,27	0,26	0,40	0,48
ОБ	0,18	0,22	0,34	0,42	0,48	0,76
АБ	0,16	0,20	0,34	0,35	0,44	0,76

В третьей главе "Разбиение диапазона актуальных значений" рассмотрена проблема выбора подходящего значения мощности n разбиения ДАЗ.

Выбор мощности n разбиения ДАЗ оказывает существенное влияние на точность определения результата комплексирования x^* . Поскольку результатом x^* становится получивший наивысший ранг элемент a_i множества A , выбор подходящего числа n должен гарантировать необходимую и достаточную точность представления дискретных значений a_i множества A .

Разбиение ДАЗ представляет собой процесс *дискретизации*. При этом действительное число x на вещественной оси заменяется дискретным значением из ограниченного строго упорядоченного множества $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$. Тогда все значения x , лежащие в интервале $(a_i \pm 0,5h)$, соотносятся со значением a_i . Норма h разбиения определяет *разрешающую способность* метода IF&PA, т.е. минимальное возможное изменение значения x , имеющее место при переходе от ДАЗ к множеству A . Очевидно, что точность представления дискретных значений a_i напрямую связана с нормой h разбиения и, как следует из формулы (3), с мощностью n разбиения.

Для определения мощности n разбиения ДАЗ будем использовать поправку, предложенную У.Ф. Шеппардом для оценки дисперсии σ_d^2 дискретизированных данных, определяемой по формуле:

$$\sigma_d^2 = \sigma^2 + h^2 / 12, \quad (11)$$

где σ и σ_d – среднеквадратические отклонения (СКО) непрерывных (до разбиения) и дискретных (после разбиения ДАЗ) значений соответственно.

Пусть w – допускаемое различие (разность) между значениями σ_d и σ . Задавая w в относительных единицах, имеем:

$$\sigma_d \leq (1 + w)\sigma. \quad (12)$$

На основании (11) и (12) после простых преобразований получаем формулу для вычисления нормы разбиения h :

$$h \leq \sigma \sqrt{24w + 12w^2}. \quad (13)$$

Тогда, с учетом формулы (3), мощность n разбиения ДАЗ определяется выражением:

$$n = \left\lceil (a_n - a_1) / \sigma \sqrt{24w + 12w^2} \right\rceil + 1. \quad (14)$$

Для оценки параметра σ могут быть использованы известные рекомендации, приведенные в ГОСТ Р 54500.3-2011/Руководство ИСО/МЭК 98-3:2008 Неопределенность измерения – Часть 3: Руководство по выражению неопределенности измерения.

Для экспериментальной апробации предложенного способа определения мощности разбиения ДАЗ с помощью разработанного ПО IntFusion было проведено 8 экспериментальных прогонов по 100 индивидуальных задач, в каждом из которых были сгенерированы данные, распределенные по нормальному закону. Во всех индивидуальных задачах данные генерировались с различными σ , определяемыми параметрами генерации, которые варьировались для каждого прогона в различных комбинациях.

Для обоснованного выбора допустимого различия w сгенерированные данные были обработаны методом IF&PA, при этом мощность n рассчитывалась по формуле (14). Для значений $w = \{0,004; 0,005; \dots; 0,04\}$ определялись результаты комплексирования x^* и значения $\xi_{гр}$. Наименьшие значения $\xi_{гр}$ были получены для $w = 0,004$, которое на этом основании было рекомендовано к использованию при расчете мощности n разбиения ДАЗ. При этом формула (14) принимает упрощенный вид:

$$n = \left\lceil \frac{a_n - a_1}{0,31\sigma} \right\rceil + 1. \quad (15)$$

Те же сгенерированные данные были использованы для проверки применимости формулы (15) для разбиения ДАЗ при применении IF&PA в реальных практических задачах, когда номинальное значение величины неизвестно. Вообще говоря, наилучший способ определения n состоит в *последовательном выборе* значения n из ряда $\{4, 5, 6, \dots, 15\}$, нахождении x^* и фиксации n , при котором $\xi = |x_{ном} - x^*|$ минимально. Он не применим при неизвестном $x_{ном}$, но позволяет проверить применимость формулы (15). Проверка состояла в определении значений $\xi_{гр}$ (для вероятностей $P = 0,90$, $P = 0,95$ и $P = 1$) как при последовательном выборе, так и расчете n для 8 экспериментальных прогонов. Результаты трех произвольно выбранных экспериментов, представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Минимальные значения $\xi_{гр}$ при последовательном выборе и расчете n

Эксперимент	$\xi_{гр}$					
	Последовательный выбор n			Расчет n по формуле (15)		
	$P = 0,90$	$P = 0,95$	$P = 1,00$	$P = 0,90$	$P = 0,95$	$P = 1,00$
1	0,21	0,28 ($n = 10$)	0,34	0,24	0,28 ($w = 0,004$)	0,40
2	0,22	0,28 ($n = 14$)	0,37	0,25	0,28 ($w = 0,004$)	0,32
3	0,16	0,19 ($n = 14$)	0,33	0,16	0,20 ($w = 0,004$)	0,34

Из данных таблицы 2 следует, что разбиение ДАЗ в соответствии с предложенным способом расчета мощности n позволило получить наименьшие гра-

ничные значения отклонений $\xi_{гр}$ при $P = 0,95$ и $w = 0,004$. Разница между минимальными значениями $\xi_{гр}$, полученными для двух способов определения n , не превышает 0,01.

В четвертой главе "Комплексирование данных в беспроводных сенсорных сетях для экологического мониторинга" на основе метода IF&PA предложены робастный алгоритм повышения точности результата измерения мульти-сенсоров БСС для экологического мониторинга и алгоритм выбора подмножества активных узлов в кластере БСС для снижения энергопотребления.

Пусть БСС имеет топологию «кластерное дерево», где все множество узлов разделено на непересекающиеся кластеры (рисунок 4). Каждый кластер содержит m сенсорных узлов $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, расположенных в некоторой исследуемой области в пределах диапазона передачи друг друга, и измеряющих одно и то же значение физической величины.

Каждый узел оснащен мультисенсором, имеющим сенсоры, которые измеряют p параметров окружающей среды. Обладая информацией о неопределенности ε_k^i i -ого сенсора, каждый k -й узел предоставляет измерительные данные об i -й величине в форме интервала $d_k^i = [x_k^i \pm \varepsilon_k^i]$, где x_k^i – измеренное сенсором значение. Узлом формируется набор данных $D_k = \{d_k^1, d_k^2, \dots, d_k^p\}$ обо всех измеряемых мультисенсором величинах и передается главе кластера (ГК).

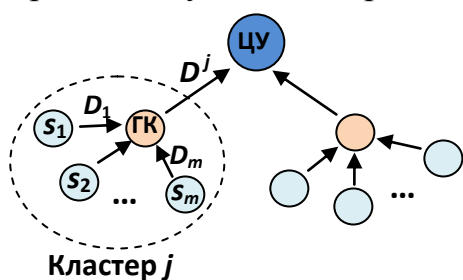


Рисунок 4 – БСС с топологией «кластерное дерево»

Функции ГК j -го кластера заключаются в сборе данных $D^j = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$ с m узлов в кластере (включая собственные данные) и их передаче на центральный узел (ЦУ). На основании данных D^j , которые из-за влияния климатических факторов и разрядки элементов питания с большой вероятностью могут быть неточными, неполными или противоречивыми, необходимо определить максимально возможно точное значение

измеряемой величины в кластере. Поскольку измерительные данные представлены в виде интервалов, для решения этой проблемы может быть использован метод комплексирования IF&PA.

В работе предложен алгоритм повышения точности SensAcc результата измерений каждой i -ой величины в j -ом кластере в БСС, состоящий из следующих этапов.

1. Получение значения измеряемой величины x_k сенсором k -го узла.
2. Формирование интервала $d_k = [x_k - \varepsilon_k, x_k + \varepsilon_k]$ на основании известной неопределенности ε_k сенсора k -го узла.
3. Формирование набора исходных интервалов $\{I_k\}$ для m узлов в кластере, представляющих измерительные данные $d_k, k = 1, \dots, m$.
4. Нахождение для интервалов $\{I_k\}$ результата комплексирования x^* и неопределенности ε^* методом IF&PA.
5. Формирование значения измеряемой величины j -ым кластером в виде результата комплексирования x^* с неопределенностью результата измерения ε^* .

В целях проверки работоспособности предложенного алгоритма повышения точности была проведена его верификация на синтетических входных данных с помощью разработанного ПО IntFusion. В качестве объекта экспериментальных исследований рассматривалась БСС для экологического мониторинга, предназначенная для контроля параметров почвы в некотором географически ограниченном регионе. Предполагалось, что мультисенсоры m узлов сети измеряют три величины: температуру t , объемную влажность h и электропроводность G . Моделируемая БСС состояла из 151 узла и была разделена на 10 кластеров, по 15 узлов каждый. Для m мультисенсоров в каждом кластере генерировались синтетические интервальные данные измерений трех величин. После обработки данных методом IF&PA были получены значения x^* , ε^* и ξ для кластера и усредненные значения $\bar{\varepsilon}_k$ и $\bar{\xi}_k$ по узлам, представленные в таблице 3.

Таблица 3 – Результаты комплексирования x^* , ε^* и ξ для кластера; усредненные по узлам кластера неопределенности $\bar{\varepsilon}_k$ и отклонения $\bar{\xi}_k$

$t, ^\circ\text{C}$					$h, \%$					$G, \text{мСм/м}$				
Кластер			Узлы		Кластер			Узлы		Кластер			Узлы	
x^*	ε^*	ξ	$\bar{\varepsilon}_k$	$\bar{\xi}_k$	x^*	ε^*	ξ	$\bar{\varepsilon}_k$	$\bar{\xi}_k$	x^*	ε^*	ξ	$\bar{\varepsilon}_k$	$\bar{\xi}_k$
14,989	0,033	0,011	1,092	1,031	21,975	0,062	0,025	0,710	0,588	3,592	0,025	0,092	0,454	0,573

Из таблицы 3 видно, что отклонения ξ результатов комплексирования x^* на 1-2 порядка меньше, чем усредненные отклонения $\bar{\xi}_k$ значений x_k , измеренных сенсорами. При этом неопределенности ε^* результатов x^* в 10-30 меньше, чем усредненные неопределенности $\bar{\varepsilon}_k$ измеренных значений x_k . Следовательно, предложенный алгоритм обеспечивает существенное повышение точности сенсоров в БСС.

Алгоритм SensAcc был применен для обработки данных, полученных в реальной БСС, развернутой в исследовательской лаборатории Intel Berkeley Research lab для контроля параметров окружающей среды и состоящей из 54 сенсорных узлов Mica2Dot (с платой Weather board), оснащенных сенсорами температуры t и влажности h SensirionSHT11 с соответствующими неопределенностями $\varepsilon_t = 0,4 ^\circ\text{C}$ и $\varepsilon_h = 3 \%$. Результаты комплексирования данных представлены в таблице 4.

Таблица 4 – Результаты комплексирования данных БСС в Intel Berkeley Research Lab

j		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$t, ^\circ\text{C}$	x^*	22,350	20,853	24,881	21,039	30,412	26,927	21,790	27,529	19,773	19,267
	ε^*	0,126	0,299	0,217	0,308	0,171	0,361	0,147	0,091	0,194	0,032
$h, \%$	x^*	46,221	36,064	38,956	39,482	28,319	34,706	45,195	29,883	40,024	41,909
	ε^*	1,129	1,353	0,242	1,543	1,649	1,645	0,724	1,393	1,882	1,423

Из таблицы 4 видно, что результаты комплексирования характеризуются меньшими значениями неопределенностей $\varepsilon_t^* < \varepsilon_t$ и $\varepsilon_h^* < \varepsilon_h$, чем результаты измерений, полученные каждым сенсором в отдельности: при измерении температуры в среднем в 2 раза, а влажности – в 2,3 раза.

Предложенный алгоритм SensAcc позволяет снизить энергопотребление БСС при поддержании заданного уровня точности. Обычно уменьшение расхо-

да энергии в БСС достигается за счет сокращения числа передач между узлами посредством применения *циклического режима работы*, который обеспечивает чередование активного и спящего режимов функционирования узла. Схема выбора подмножества активных узлов (ПАУ) в каждом цикле опроса предполагает нахождение компромисса между точностью измерений и энергопотреблением. Ясно, что чем больше узлов находятся в активном режиме, тем выше точность получаемого значения измеряемой величины, но тем больше энергии требуется для передачи данных.

В работе представлен алгоритм ActiveNode выбора активного подмножества узлов в каждом цикле опроса, основанный на агрегировании предпочтений. Целью ActiveNode является выбор ПАУ, потребляющих минимально возможное количество энергии в кластере при объеме данных, достаточном для обеспечения заданной точности измерений. Алгоритм ActiveNode является итерационным процессом, который запускается на ЦУ в начале каждого цикла опроса и состоит из следующих 4 основных этапов.

1. *Выбор главы кластера.* Формирование профиля предпочтения Λ , включающего в себя ранжирования t узлов по трем критериям: количество оставшейся энергии E_{res} , расстояние до ЦУ r_s и предыдущая активность узла. Для профиля Λ определяется итоговое ранжирование консенсуса, в котором стоящий на первом месте узел выбирается на роль ГК.

2. *Выбор активных узлов в кластере.* Формируется профиль предпочтения Λ , включающий ранжирования $t - 1$ узлов по трем критериям: количество оставшейся энергии E_{res} , расстояние до ГК r_{ch} и обобщенная точность мультисенсора. Определяется ранжирование консенсуса. Элементами ПАУ $S_a = \{s_1, s_2, \dots, s_g\}$, где g – число активных узлов в кластере, становятся $g - 1$ первых узлов в ранжировании консенсуса и узел, выбранный в качестве ГК.

3. *Активация узлов.* ЦУ рассылает всем ГК сообщение об активации, после чего ГК переходят в активный режим и передают такое же сообщение узлам своего кластера, входящим в S_a . Измерительная информация ПАУ каждого кластера вместе с информацией об E_{res} передается на ЦУ.

4. *Расчет значений отклонений Δ_h^k .* На ЦУ запускается алгоритм IF&PA, который определяет результаты комплексирования x^* для каждой из p измеряемых величин. Для оценки обобщенной точности мультисенсоров узлов рассчитываются значения отклонений Δ_h^k k -го узла по формуле:

$$\Delta_h^k = |x_h^* - x_h^k|, \quad h = 1, \dots, p; \quad k = 1, \dots, t, \quad (16)$$

где x_h^* – результат комплексирования измеряемой величины h , а x_h^k – значение величины h , полученное k -ым узлом. Формируется профиль предпочтения Λ , включающий ранжирования узлов по значениям Δ_h^k для каждой из p величин, определяется ранжирование консенсуса, которое передается в следующий цикл опроса.

Для выбора количества активных узлов в кластере был исследован характер зависимости неопределенности ε^* результата x^* методом IF&PA от количества t узлов в кластере. Показано, что при максимальном допусаемом увели-

чении средней неопределенности $\bar{\varepsilon}^*$ на $0,07\sigma$, где σ – СКО измеренных значений, можно сократить число узлов на 55 %. Число g активных узлов в кластере рекомендуется принимать равным значению $0,45t$, округленному в бóльшую сторону до ближайшего целого нечетного числа.

Для экспериментального исследования предложенного алгоритма ActiveNode было разработано расширение ПО IntFusion, предназначенное для моделирования работы кластера БСС и мониторинга энергопотребления в кластере сети.

В ходе исследований было проведено 10 экспериментальных прогонов. Моделируемая БСС состояла из 150 узлов, разделенных на 10 кластеров, по 15 узлов каждый. Каждый узел имел в своем составе сенсоры температуры, влажности, электропроводности, освещенности и кислотности (рН). Опрос мульти-сенсоров осуществляется с периодом 6 с.

В каждом цикле опроса активные узлы кластера передавали синтетические измерительные данные на ЦУ, при этом расход энергии узлов был пропорционален расстоянию передачи. В моделируемом кластере БСС были реализованы три варианта функционирования: с использованием алгоритма ActiveNode; с использованием алгоритма случайного выбора узлов RandSel; без использования алгоритмов выбора узлов. В каждом эксперименте определялось энергопотребление отдельных узлов, общее энергопотребление в кластере и общее время жизни кластера (т.е. время до отказа более 50 % узлов кластера).

На рисунке 5 представлена зависимость числа отказавших узлов от количества прошедших циклов опроса при использовании трех исследуемых вариантов функционирования. Алгоритм ActiveNode позволил увеличить время жизни узлов примерно в 2-3 раза по сравнению со значениями, полученными без использования алгоритма, и в 1,5 раза по сравнению с RandSel.

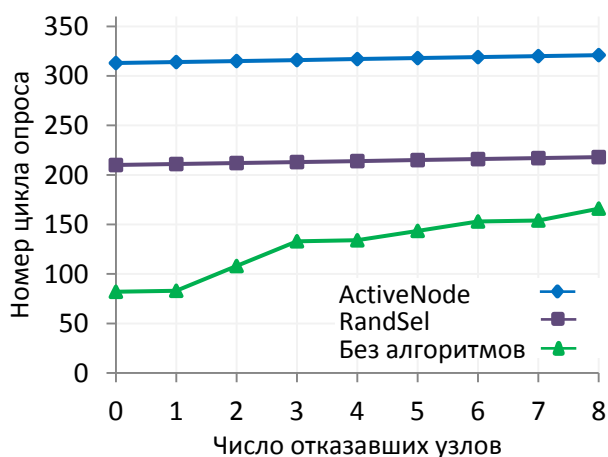


Рисунок 5 – Зависимость числа отказавших узлов от количества прошедших циклов опроса

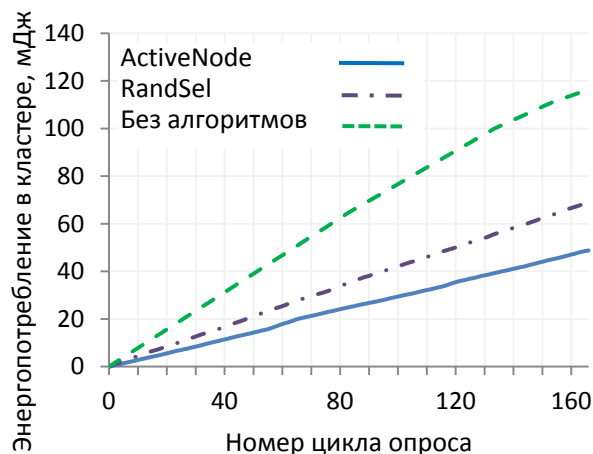


Рисунок 6 – Общее энергопотребление в кластере при использовании и без использования алгоритмов ActiveNode и RandSel

На рисунке 6 представлены результаты сравнения трех вариантов функционирования в терминах общего энергопотребления в кластере за 166 циклов опроса. Результаты показывают, что энергопотребление в кластере при использовании алгоритма ActiveNode на протяжении всего времени жизни кластера значительно ниже, чем при использовании RandSel и без использования алго-

ритмов. Алгоритм ActiveNode показал *наименьший расход энергии* 97,09 мДж при *наибольшем времени жизни*, равном 321 циклу, по сравнению с RandSel (114,37 мДж за 218 циклов) и вариантом без выбора узлов (116,36 мДж за 166 циклов).

В приложении диссертации приведены акты внедрения результатов диссертационной работы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Предложен и исследован метод комплексирования интервалов IF&PA, где результатом комплексирования является наилучшее дискретное значение в ранжировании консенсуса, найденном для набора наведенных интервалами ранжирований дискретных значений; метод характеризуется повышенной точностью, робастностью (независимостью от закона распределения входных данных) и достоверностью получаемого результата.
2. Для формирования ранжируемых дискретных значений предложен и экспериментально обоснован способ расчета мощности разбиения диапазона актуальных значений, полученного в результате объединения исходных интервалов, на основе поправки Шеппарда для дисперсии дискретизированных данных; способ позволяет определить значение n , при котором с вероятностью 0,95 обеспечивается получение результата комплексирования, наиболее близкого к номинальному значению для всех n от 4 до 15.
3. Разработан и исследован робастный алгоритм повышения точности результата измерения мультисенсоров в беспроводной сети на основе метода IF&PA, позволяющий снизить неопределенность результата измерения не менее чем в 2-2,3 раза по сравнению с неопределенностью показаний мультисенсоров беспроводной сенсорной сети при возможном непустом подмножестве неисправных сенсоров.
4. Разработан и исследован алгоритм выбора подмножества активных узлов в кластере беспроводной сенсорной сети на основе метода IF&PA, обеспечивающий снижение энергопотребления (продление времени жизни) узлов в кластере в 2-3 раза.
5. Результаты диссертационной работы используются в лаборатории мониторинга окружающей среды ТГУ и на кафедре систем управления и мехатроники Института кибернетики ТПУ.
6. Результаты диссертационной работы использованы при выполнении двух НИР: гранта РНФ и базовой части государственного задания "Наука" Министерства образования и науки РФ.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи в изданиях, рекомендованных ВАК

1. Худоногова, Л.И. Обеспечение отказоустойчивости алгоритмов передачи данных в беспроводных сенсорных сетях / Л.И. Худоногова, С.В. Муравьев // Ползуновский вестник. – 2015. – № 4. – С.44-46.

2. Худоногова, Л.И. Цифровой цветометрический анализатор состава веществ на основе полимерных оптодов / С.В. Муравьев, Н.А. Гавриленко, А.С. Спиридонова, П.Ф. Баранов, Л.И. Худоногова // Приборы и техника эксперимента. – 2016. – № 4. – С. 115-123. (Khudonogova, L.I. A digital colorimetric analyzer for chemical measurements on the basis of polymeric optodes / S.V. Muravyov, A.S. Spiridonova, N.A. Gavrilenko, P.F. Baranov, L.I. Khudonogova // Instruments and Experimental Techniques. – V. 59. – Iss. 4. – P. 592-600). (Scopus, WoS)

3. Khudonogova, L.I. Representation of interval data by weak orders yields robustness of the data fusion outcomes / S.V. Muravyov, L.I. Khudonogova, I.A. Marinushkina // Journal of Physics: Conference Series. – 2016. – V. 772. – № 1. – P. 012064. (Scopus, WoS)

Свидетельства о государственной регистрации

4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016663686 (RU); заявка № 2016661662 от 31.10.2016, дата рег. 13.12.2016; Бюл. № 1 от 10.01.2017 // Муравьев С.В., Худоногова Л.И. Повышение точности сенсоров беспроводной сети методом агрегирования предпочтений.

5. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016663692 (RU); заявка № 2016661664 от 31.10.2016, дата рег. 13.12.2016; Бюл. № 1 от 10.01.2017 // Муравьев С.В., Худоногова Л.И. Выбор активного подмножества узлов в кластере беспроводной сенсорной сети для снижения энергопотребления.

Статьи в других изданиях

6. Khudonogova, L.I. Software for emulating the sampled values transmission in accordance with IEC 61850 standard / P.F. Baranov, S.V. Muravyov, A.O. Sulaymanov, L.I. Khudonogova // 2nd International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation (Singapore, 1-2 December, 2013). – P. 478-481. (WoS)

7. Худоногова, Л.И. Разработка системы для дистанционной калибровки средств измерений на основе использования технологических возможностей программной среды LabView // Вестник науки Сибири. – 2013. – № 4 (10). – С. 115-119.

8. Khudonogova, L.I. Remote calibration using LabVIEW virtual instrument technology // Современные 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. 225-226.

9. Худоногова, Л.И. Проблема голодания сетевых потоков в беспроводных сенсорных сетях // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых (Томск, 12-14 ноября 2014 г.). – Томск: ТПУ, 2014. – Т. 1. – С. 41-42.

10. Худоногова, Л.И. Анализ отказоустойчивых алгоритмов передачи данных в беспроводных сенсорных сетях / Л.И. Худоногова, С.В. Муравьев // Измерение, контроль, информатизация: материалы XVI международной научно-

технической конференции (Барнаул, 11-12 мая 2015 г.). – Барнаул: Изд-во АлтГТУ, 2015. – Т. 2. – С. 190-193.

11. Khudonogova, L.I. Feasibility estimation of creating fault-tolerant prioritized transmission scheme in WSN / S.V. Muravyov, L.I. Khudonogova // Сборник материалов XI Международной IEEE Сибирской конференции по управлению и связи SIBCON-2015 (Омск, 21-23 мая 2015 г.). – IEEE, 7147265. (Scopus, WoS)

12. Khudonogova, L.I. Design and implementation of program for data acquisition and processing in sensor networks with temperature sensors / E.S. Bauer, L.V. Galsanova, L.I. Khudonogova // Информационно-измерительная техника и технологии: материалы VI Научно-практической конференции с международным участием (Томск, 27–30 мая 2015 г.). – Томск: ТПУ, 2014. – С. 234-238.

13. Худоногова, Л.И. Применение методов интервального голосования для синхронизации режимов сна и бодрствования узлов беспроводной сенсорной сети // Современные техника и технологии: сборник трудов XXI Международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых (Томск, 5-9 октября 2015 г.). – Томск: ТПУ, 2015 – Т. 1 – С. 311-313.

14. Khudonogova, L.I. Multisensor accuracy enhancement on the base of interval voting in form of preference aggregation in WSN for ecological monitoring / S.V. Muravyov, L.I. Khudonogova // 7th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems (Brno, Czech Republic, 6-8 October, 2015). – P. 293-297. (Scopus, WoS)

15. Худоногова, Л.И. Алгоритм выбора активного подмножества узлов в беспроводной сенсорной сети на основе агрегирования предпочтений // Инженерия для освоения космоса: сборник научных трудов IV Всероссийского молодежного Форума с международным участием (Томск, 12-14 апреля 2016 г.). – Томск: ТПУ, 2016. – С. 212-215.

16. Khudonogova, L.I. Energy-accuracy aware active node selection in wireless sensor networks / L.I. Khudonogova, S.V. Muravyov // Сборник материалов XII Международной IEEE Сибирской конференции по управлению и связи SIBCON-2016 (Москва, 12-14 мая 2016 г.). – IEEE, 7491835. (Scopus, WoS)

17. Худоногова, Л.И. Анализ алгоритмов интервального голосования для обработки измерительных данных в беспроводных сенсорных сетях // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XIV Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых (Томск, 7-11 ноября 2016 г.). – Томск: ТПУ, 2017. – Т. 1 – С. 71-73.