

**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  $\varepsilon^*$* .

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: 2<sup>nd</sup> 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.; 7<sup>th</sup> 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  $\lambda$ , представляющее собой объединение отношений  $\rho$  строгого порядка,  $a_i \succ a_j$ , и  $\tau$  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  $\beta$  (*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  $\Lambda$  – 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  $\Pi$  является множеством всех  $n!$  линейных (строгих) отношений порядка  $\succ$  на множестве  $A$ . Правило Кемени позволяет находить отношение консенсуса  $\beta$  как линейный порядок альтернатив  $\beta \in \Pi$  такой, что определенное в терминах числа парных несоответствий между ранжированиями *расстояние Кемени*  $D(\beta, \Lambda)$  между  $\beta$  и профилем  $\Lambda$  минимально:

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

Полученное в соответствии с (1) ранжирование консенсуса  $\beta$  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  $\beta_{\text{fin}}$ .

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  $\lambda_k$ , 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  $\lambda_k$  является инранжированием (рисунок 1).

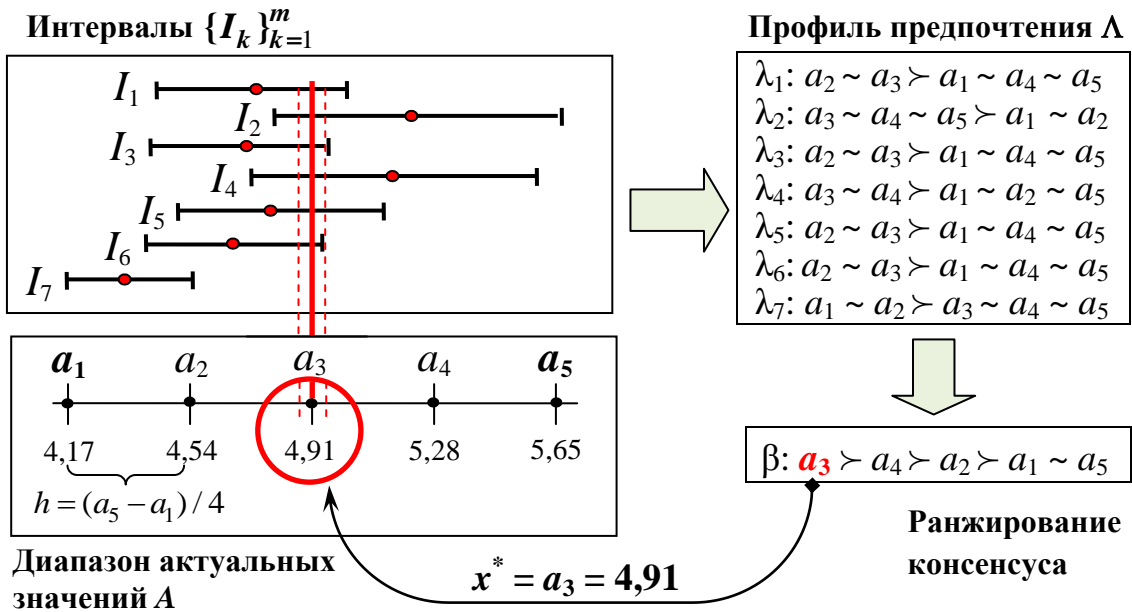


Рисунок 1 – Пример комплексирования интервалов методом IF&PA

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:

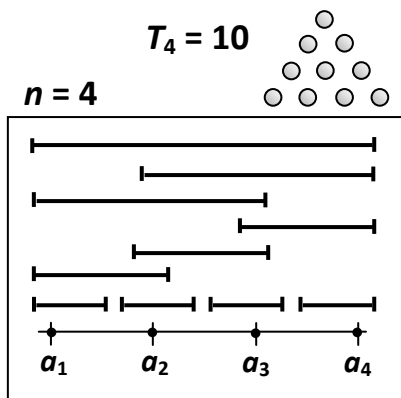


Рисунок 2 – Все возможные интервалы и соответствующее треугольное число для  $n = 4$

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

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  $\Lambda$ , состоящий из  $m$  инранжирований  $\lambda_k$ .

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

4. *Расчет неопределенности  $\varepsilon^*$  значения  $x^*$* . Находим и исключаем из множества  $\{I_k\}$  интервалы, не содержащие значение  $x^*$ . При этом мощность множества согласованных интервалов равна  $m_{\text{con}}$ , а неопределенность  $\varepsilon^*$  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  $\varepsilon^*$  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  $\xi$  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  $\xi$ . В качестве численного показателя *достоверности* использовались оценки вероятностей  $P(\xi \leq \xi_{\text{гр}})$  того, что отклонение  $\xi$  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  $\xi$  значения  $x^*$  от номинального  $x_{\text{ном}}$  и неопределенность  $\varepsilon^*$ .

На рисунке 3 представлены полученные методами IF&PA, ОБ и АБ кривые  $\xi(v)$ ,  $v = 1, \dots, V$ , где значения  $\xi$  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.

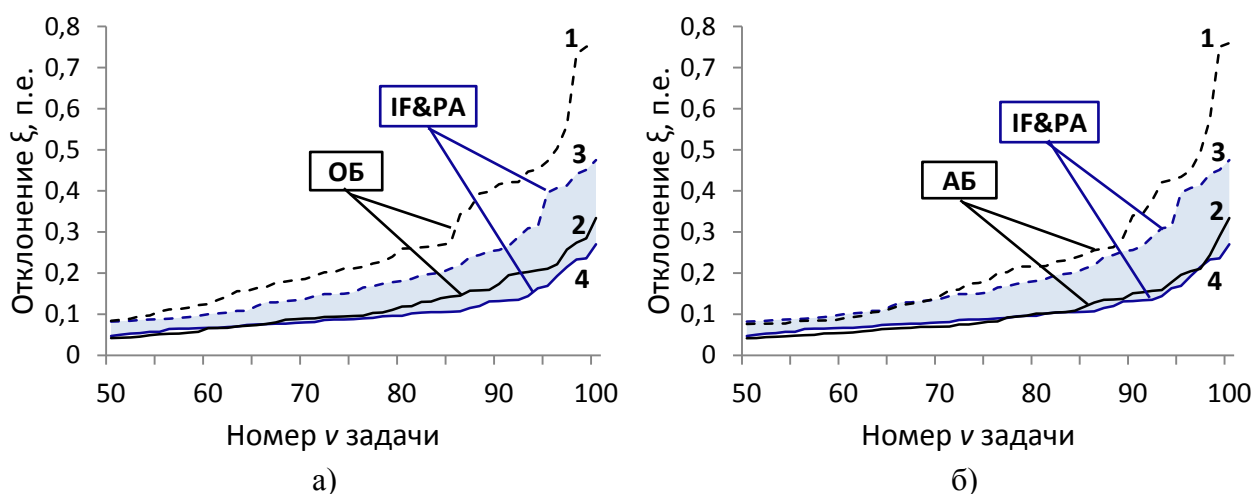


Рисунок 3 – Отклонения  $\xi$ , полученные для нормального (сплошная линия) и равномерного (пунктирная линия) распределений для методов а) IF&PA и ОБ; б) IF&PA и АБ

*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*  $\varepsilon^*$  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  $\varepsilon^*$  равны 0,35 и 0,31 для IF&PA и ОБ соответственно. Неопределенность  $\varepsilon^*$ , 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  $\sigma_d^2$  дискретизированных данных, определяемой по формуле:

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

где  $\sigma$  и  $\sigma_d$  – среднеквадратические отклонения (СКО) непрерывных (до разбиения) и дискретных (после разбиения ДАЗ) значений соответственно.

Пусть  $w$  – допускаемое различие (разность) между значениями  $\sigma_d$  и  $\sigma$ . 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  $\sigma$  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  $\sigma$ , 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	<b>0,28</b> ( $n = 10$ )	0,34	0,24	<b>0,28</b> ( $w = 0,004$ )	0,40
2	0,22	<b>0,28</b> ( $n = 14$ )	0,37	0,25	<b>0,28</b> ( $w = 0,004$ )	0,32
3	0,16	<b>0,19</b> ( $n = 14$ )	0,33	0,16	<b>0,20</b> ( $w = 0,004$ )	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  $\varepsilon_k^i$   $i$ -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).

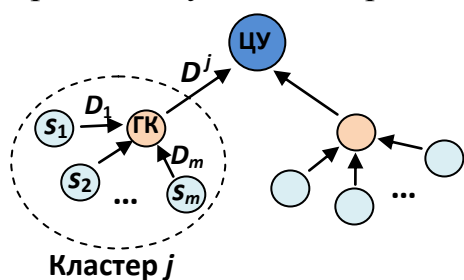


Рисунок 4 – БСС с топологией «кластерное дерево»

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  $\varepsilon_k$  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  $\varepsilon^*$  методом IF&PA.
5. Формирование значения измеряемой величины  $j$ -ым кластером в виде результата комплексирования  $x^*$  с неопределенностью результата измерения  $\varepsilon^*$ .

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  $x^*$ ,  $\varepsilon^*$  и  $\xi$  для кластера и усредненные значения  $\bar{\varepsilon}_k$  и  $\bar{\xi}_k$  по узлам, представленные в таблице 3.

Таблица 3 – Результаты комплексирования  $x^*$ ,  $\varepsilon^*$  и  $\xi$  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	
$x^*$	$\varepsilon^*$	$\xi$	$\bar{\varepsilon}_k$	$\bar{\xi}_k$	$x^*$	$\varepsilon^*$	$\xi$	$\bar{\varepsilon}_k$	$\bar{\xi}_k$	$x^*$	$\varepsilon^*$	$\xi$	$\bar{\varepsilon}_k$	$\bar{\xi}_k$
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  $\xi$  результатов комплексирования  $x^*$  на 1-2 порядка меньше, чем усредненные отклонения  $\bar{\xi}_k$  значений  $x_k$ , измеренных сенсорами. При этом неопределенности  $\varepsilon^*$  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
	$\varepsilon^*$	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
	$\varepsilon^*$	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  $\Lambda$ , включающего в себя ранжирования  $t$  узлов по трем критериям: количество оставшейся энергии  $E_{\text{res}}$ , расстояние до ЦУ  $r_s$  и предыдущая активность узла. Для профиля  $\Lambda$  определяется итоговое ранжирование консенсуса, в котором стоящий на первом месте узел выбирается на роль ГК.

2. *Выбор активных узлов в кластере.* Формируется профиль предпочтения  $\Lambda$ , включающий ранжирования  $t - 1$  узлов по трем критериям: количество оставшейся энергии  $E_{\text{res}}$ , расстояние до ГК  $r_{\text{ch}}$  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  $E_{\text{res}}$  передается на ЦУ.

4. *Расчет значений отклонений  $\Delta_h^k$ .* 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  $\Delta_h^k$   $k$ -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  $\Lambda$ , включающий ранжирования узлов по значениям  $\Delta_h^k$  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  $\varepsilon^*$  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  $\sigma$  – 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.

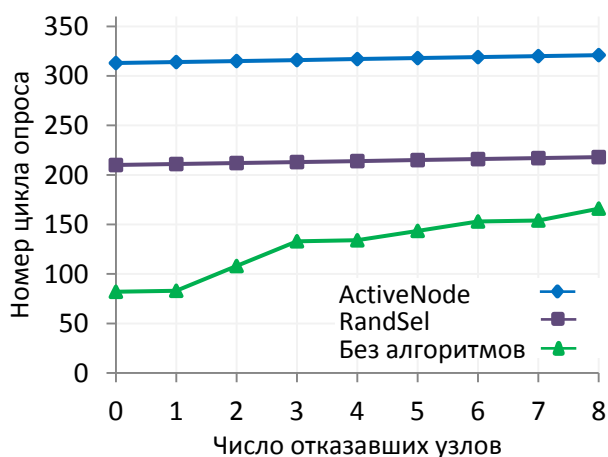


Рисунок 5 – Зависимость числа отказавших узлов от количества прошедших циклов опроса

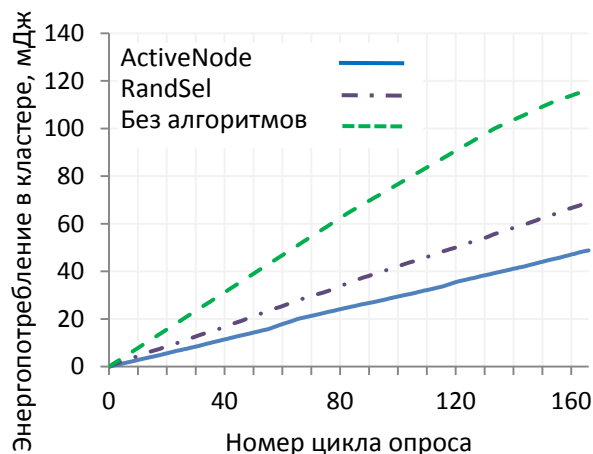


Рисунок 6 – Общее энергопотребление в кластере при использовании и без использования алгоритмов ActiveNode и RandSel

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.