

На правах рукописи

Махров Станислав Станиславович

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ МЕХАНИЗМОВ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА
ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦИИ УЗЛОВ И МАРШРУТИЗАЦИИ ДАННЫХ
В БЕСПРОВОДНЫХ СЕНСОРНЫХ СЕТЯХ**

Специальность 05.12.13 –
Системы, сети и устройства телекоммуникаций

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва, 2015

Работа выполнена на кафедре информационной безопасности и автоматизации Федерального образовательного бюджетного учреждения высшего профессионального образования Московский технический университет связи и информатики (ФГОБУ ВПО МТУСИ)

Научный руководитель Ерохин Сергей Дмитриевич,
к.т.н., доцент,
декан факультета информационных технологий, ФГОБУ ВПО МТУСИ

Официальные оппоненты: Кучерявый Андрей Евгеньевич
д.т.н., профессор,
зав.кафедрой сетей связи и передачи данных,
ФГОБУ ВПО «Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича»

Ефимушкин Владимир Александрович
к.ф.-м.н., доцент,
директор департамента пакетных сетей и услуг, ОАО
«Интеллект Телеком»

Ведущая организация: Федеральное государственное унитарное предприятие
«Центральный научно-исследовательский институт связи» (ФГУП ЦНИИС)

Защита диссертации состоится 21 апреля 2015 г. в 15:00 часов на заседании диссертационного совета Д.219.001.03 при Московском техническом университете связи и информатике по адресу: 111024, г. Москва, ул. Авиамоторная, 8а, ауд. А-448.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МТУСИ.

Автореферат разослан « » _____ 2015г.

Учёный секретарь
Диссертационного совета Д.219.001.03
д.т.н., доцент

М.В.Яшина

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. Беспроводные сенсорные сети (БСС) – это самоорганизующиеся, распределенные, масштабируемые сети, состоящие из множества автономных узлов (сенсорных узлов), объединенных посредством радиоканала. Узлы являются автономными в отношении электропитания, для поддержки работоспособности сети не требуется обслуживающий персонал, а сеть может перестраиваться с течением времени.

В настоящее время как этап глобальной информатизации и становления информационного общества, происходит активное развитие единой информационной среды. Интернет вещей (Internet Of Things) является основной концепцией данного развития, согласно которой планируется практически каждое бытовое устройство оснастить подключением к сети Интернет. При этом устройства будут называться вещами - «предметами физического или информационного мира, которые могут быть идентифицированы и интегрированы в сети связи», согласно с определением Международного союза электросвязи (МСЭ) в рекомендации Y.2069.

К настоящему моменту часть узлов из общего числа подключенных к Интернету вещей являются узлами БСС. Это обусловлено тем, что последние являются одним из основных направлений развития Интернета вещей, предоставляя расширенные возможности для интеграции в различные информационные процессы.

Сферы применения БСС различны: мониторинг промышленности и производства, сети технологического контроля, здравоохранение, военные технологии, мониторинг окружающей среды, системы «интеллектуальный дом», логистика, навигация и др. БСС позволяют осуществлять мониторинг и контроль физических параметров или объектов на разных иерархических уровнях. Разработка научно-методического аппарата по построению и оптимизации БСС является весьма актуальной задачей.

Степень разработанности темы.

Среди российских исследователей БСС наиболее известны работы следующих ученых: А.Е. Кучерявого, Е.А. Кучерявого, А.С. Лебедева, В.М. Вишневого, Г.Ф. Гайкович, С.С. Баскакова, В.И. Оганова, А.С.Дмитриева, Л.В.Кузьмина, В.Ю. Юркина, Т.И. Мохсени, С.В. Трифоновой, Я.А. Холодова, Л.С.Воскова.

ВотношениизарубежныхисследователейБСС, можно выделить труды W. Dargie, C. Poellabauer, K. Sohraby, D. Minoli, T. Znati, V. Peiris, M. Magno, D. Boyle, D. Brunelli, B. O'Flynn, E. Popovici, L. Benini, D. Silva, M. Ghanem, Y. Guo.

Из исследований протоколов маршрутизации наиболее известны работы M.J. Handy, M. Haase, D. Timmermann, Y. Yu, R. Govindan, D. Estrin, B. Chen, K. Jamieson, H. Balakrishnan, R. Morris, M. Zorzi, R. R. Rao, V. Rodoplu, T. H. Meng, L. Li, J. Y. Halpern, W. R. Heinzelman, J. Kulik, C. Intanagonwiwat, D. Braginsky, Y. Yao, J. Gehrke, N. Sadagopan, B. Krishnamachari, A. Helmy, A. Boukerche, X. Cheng, J. Linus, S. Lindsey, C.S. Raghavendra, O. Younis, S. Fahmy.

В настоящее время проводится множество исследований в области построения и оптимизации иерархических протоколов маршрутизации. Данный класс

протоколов является одним из наиболее энергоэффективных, что получило признание в международной научной среде.

Вместе с тем, в этой области существует несколько ключевых проблем, связанных с самоорганизацией и маршрутизацией данных в БСС:

- 1) При самоорганизации часть узлов может быть не задействована и оказаться вне состава сети.
- 2) Не все протоколы маршрутизации способны адаптироваться к изменению местоположения базовой станции (БС).
- 3) В «плоских» протоколах при передаче данных от узла А к узлу В расходуется энергия всех промежуточных узлов, что негативно сказывается на времени жизни всей автономной сети.
- 4) В большинстве иерархических протоколов часть узлов, включенных в состав кластера, не смогут передавать данные между собой, поскольку при их кластеризации используется не функция радиовидимости, а координаты, полученные посредством GPS/ГЛОНАСС. В случае, если для определения соседних узлов используется правило наличия радиосигнала, то, как правило, при формировании кластеров не принимается во внимание наличие/отсутствие и уровень мощности радиосигнала всех остальных узлов, что ведет к неправильному формированию кластеров.
- 5) Масштабируемость сети при очень большом числе узлов достаточно сложна в реализации.

Для иерархических протоколов маршрутизации одной из основных задач является кластеризация узлов сети в определенные логические группы, поскольку от этой процедуры зависит масштабируемость и эффективность работы всей сети. При разделении узлов БСС на отдельные кластеры во главе каждой из них назначается главный кластерный узел (ГКУ), осуществляющий маршрутизацию данных между узлами кластера и передающий агрегированные данные на БС.

В качестве инструментов кластеризации в иерархических протоколах маршрутизации используются различные способы. В данной работе в качестве нового способа кластеризации предлагается использовать механизмы искусственного интеллекта, выраженные в виде математической модели – искусственной нейронной сети (ИНС), также предлагается новый протокол маршрутизации, реализующий возможности такого подхода.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности функционирования БСС (самоорганизации и маршрутизации данных) посредством использования механизмов искусственного интеллекта нейронной сети.

Поставленная цель определила необходимость решения следующих частных задач:

- анализ существующих протоколов маршрутизации БСС;
- исследование топологий и моделей связности узлов;
- исследование в области определения эффективной модели связности узлов;
- исследование существующих архитектур нейронных сетей для определения эффективности их применения в БСС;
- разработка способа кластеризации БСС посредством нейронной сети;

- моделирование разработанного нейросетевого способа кластеризации;
- разработка протокола маршрутизации данных, использующего нейронную сеть для самоорганизации БСС;
- моделирование и сравнение разработанного протокола с другими протоколами, используемыми в БСС.

Объектом исследования является беспроводная сенсорная сеть.

Предметом исследования являются алгоритмы и методы кластеризации и маршрутизации данных в беспроводной сенсорной сети.

Научная новизна диссертационной работы.

В результате исследований получены следующие новые научные результаты:

1. Предложено использовать искусственные нейронные сети для кластеризации узлов беспроводных сенсорных сетей, что позволяет использовать различные параметры (уровни радиовидимости и остаточной энергии, приоритет узлов и т.д.) для кластеризации и повысить время работы сети.
2. Для повышения эффективности кластеризации предложено использовать матрицу радиовидимости, являющейся математическим описанием связности узлов сети и радиовидимости узлов кластера по отношению ко всем остальным узлам сети.
3. Исследована эффективность кластеризации с помощью нейронной сети – Самоорганизующейся карты Кохонена, обучаемой по Конструктивному методу.
4. Разработан новый способ нейросетевой кластеризации беспроводной сенсорной сети, основанный на архитектуре сети Кохонена, обучаемой по Конструктивному методу.
5. Разработан новый матричный способ кластеризации беспроводной сенсорной сети.
6. Разработан новый протокол маршрутизации данных БСС, кластеризованных с использованием нейронных сетей, что позволяет повысить жизненный цикл сети на 27% по сравнению с существующими протоколами маршрутизации данных БСС.

Методы исследования. Для решения поставленных задач в работе используются методы искусственных нейронных сетей, теории графов, теории сетей связи, искусственного интеллекта, математического и компьютерного моделирования.

Теоретическую основу исследования составили работы по развитию информационного общества А.С. Аджемова, А.Е. Кучерявого, Е.А. Кучерявого, моделированию О.И. Шелухина, С. Mallanda, A. Suri, V. Kunchakarra, S.S. Iyengar, R. Kannan, A. Duresi, анализу данных посредством искусственных нейронных сетей Т. Кохонена, Ф. Розенблата, Д.В. Постарнака, А.С. Баталова, К.В. Воронцова, Ф. Уоссермена, протоколам маршрутизации БСС А.Е. Кучерявого, Е.А. Кучерявого, Л.С. Воскова, М.Н. Handy, М. Haase, D. Timmermann, Y. Yu, R. Govindan, D. Estrin, В. Chen, К. Jamieson, Н. Balakrishnan, R. Morris, M. Zorzi, R. R. Rao.

Практическая значимость и реализация результатов работы: выполненные исследования и предложенные способы реализации, могут быть

использованы для эффективной самоорганизации БСС и маршрутизации в них данных, что позволяет включить в сеть максимальное количество узлов и увеличить время ее жизни. Нейросетевой и матричный способы кластеризации позволяют сформировать кластеры из узлов БСС на основании матрицы радиосвязи, являющейся аналитическим представлением графа, описывающего связи между всеми узлами сети. Наличие матрицы радиосвязи в качестве входных данных позволяет (при формировании кластеров) учитывать знания о всех узлах, чтобы рационально выделить кластеры. Ориентированность кластеризации на использование иерархических протоколов позволит оптимизировать использование энергии, поскольку, как показано в работе, такие протоколы являются наиболее эффективными за счет агрегации и сжатия данных только главных кластерных узлах.

Разработанный протокол маршрутизации может использовать нейросетевой или матричный способы кластеризации, благодаря чему позволяет оптимизировать передачу данных, повысить время жизни и живучесть сети. Иерархическая направленность протокола обеспечивает высокую масштабируемость сети (до 10 000 узлов и более) и позволяет использовать мобильную базовую станцию.

Разработанный протокол может быть использован в новом классе сенсорных управленческих сетей (СУС), описанных в рекомендации МСЭ-Т Y.2222, а также благодаря его ориентированности на БСС, может быть использован в устройствах, разрабатываемых согласно концепции Интернета вещей в соответствии с рекомендацией МСЭ-Т Y.2069.

Основные результаты диссертационной работы использованы в практической деятельности органа исполнительной власти Правительства Москвы – Департамента городского имущества г. Москвы, а также в учебном процессе МТУСИ.

Соответствие диссертационной работы паспорту научной специальности.

Диссертационная работа содержит исследование вопросов создания новых методов обеспечения эффективности работы беспроводных сенсорных сетей и соответствует следующим пунктам паспорта научной специальности 05.12.13:

«3. Разработка эффективных путей развития и совершенствования архитектуры сетей и систем телекоммуникаций и входящих в них устройств»;

«11. Разработка научно-технических основ технологии создания сетей, систем и устройств телекоммуникаций и обеспечения их эффективного функционирования».

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Использование механизма искусственных нейронных сетей позволяет эффективно кластеризовать узлы беспроводных сенсорных сетей с учетом множества различных параметров - уровня радиовидимости, уровня остаточной энергии, приоритета узлов и т.д.
2. Использование матрицы радиовидимости позволяет осуществлять корректную кластеризацию с учетом уровня радиосигналов соседних устройств.
3. Предложенный способ кластеризации узлов беспроводных сенсорных сетей с использованием искусственной нейронной сети, обучаемой по Конструктивному методу, позволяет точнее определить принадлежность узла

к кластеру, чем способы, используемые в традиционных протоколах маршрутизации, что увеличивает жизненный цикл сети.

4. Разработанный протокол энергетических расстояний нейросетевой кластеризации позволяет организовать передачу данных в беспроводных сенсорных сетях, кластеризованных с использованием ИНС, повышая жизненный цикл сети на 27% по сравнению с одним из самых эффективных протоколов TEEN.

Степень достоверности и апробация результатов работы. Достоверность результатов обеспечивается адекватностью используемых математических методов, верификацией математической модели нейронной сети путем компьютерного моделирования, корректностью использования необходимого математического аппарата.

Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на Международной научно-технической конференции «INTERMATIC-2013» МИРЭА (г. Москва, 2013), на 7-й и 8-й Международной отраслевой научно-технической конференции «Технологии информационного общества» МТУСИ (г. Москва, 2013-2014), на XIV Всероссийской выставке научно-технического творчества молодежи (НТТМ), ВДНХ (г. Москва, 2014), на Всероссийской научно-технической конференции, посвященной теоретическим и прикладным проблемам развития и совершенствования автоматизированных систем управления специального назначения «НАУКА И АСУ - 2014» МТУСИ (г. Москва, 2014).

Личный вклад: все основные научные положения и выводы, составляющие содержание диссертации, разработаны аспирантом самостоятельно. Теоретические и практические исследования, а также вытекающие из них выводы и рекомендации проведены и получены автором лично.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 16 печатных работ, в том числе 5 работ в ведущих рецензируемых научных журналах и изданиях из перечня ВАК. Получено 2 свидетельства ФИПС о регистрации нового программного обеспечения, проходит регистрацию патент на изобретение «Нейросетевой способ кластеризации беспроводной сенсорной сети».

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка сокращений и условных обозначений, словаря терминов, списка литературы из 123 наименований и приложения. Работа изложена на 144 страницах, содержит 38 рисунков, 11 таблиц.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы исследования, сформулированы цель и задачи; определены объект, предмет и методы исследования; раскрыты научная новизна, практическая значимость работы, ее апробация, представлены положения, выносимые на защиту.

В первой главе диссертационной работы осуществлена постановка научной задачи исследований, определены частные задачи. Приведен анализ моделей связности узлов и обзор наиболее известных протоколов маршрутизации БСС.

На основании результатов работ, в которых исследуется связность узлов в БСС, выявлено, что наиболее эффективными в плане потребления энергии сетевыми узлами по сравнению с другими протоколами являются иерархические протоколы маршрутизации БСС. Для корректной работы иерархических протоколов необходимо выполнить кластеризацию сети, то есть разбиение узлов сети на непересекающиеся подмножества - группировка узлов сети.

Разделение сети на кластеры может производиться на основании определенных критериев, например таких как:

- географическое местоположение узлов (те узлы, которые расположены рядом друг с другом, то есть являются соседями, попадают в один и тот же кластер);
- уровень остаточной энергии;
- мощность сигнала (узлы попадают в один и тот же кластер на основании досягаемости друг друга по мощности сигнала);
- другие критерии, определяемые задачами БСС.

Во главе каждого кластера выбирается головной кластерный узел (ГКУ, Cluster Head, CH), на который посылаются данные с других узлов в рамках данного кластера. ГКУ собирает данные со своего кластера и передает их дальше по сети. При этом ГКУ может оптимизировать данные, производя операции сжатия и фильтрации.

На рисунках 1.1 – 1.4 представлены типовые модели связности узлов, характерные для большинства протоколов маршрутизации БСС.

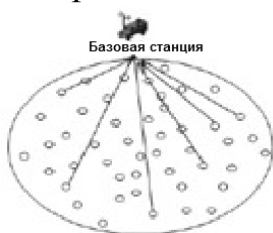


Рис.1.1.
Одноинтервальная
плоская модель

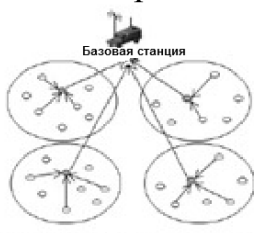


Рис.1.2.
Одноинтервальная
иерархическая
модель



Рис.1.3.
Многоинтервальная
плоская модель

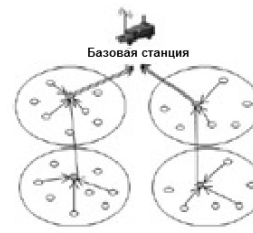


Рис.1.4.
Многоинтервальная
иерархическая
модель

В результате проведенного анализа выявлено, что много интервальная иерархическая модель является наиболее подходящей для БСС, развернутой на больших пространствах, узлы которой могут быть достаточно удалены от базовой станции. БСС, построенные на основании данной модели, являются хорошо масштабируемыми. Плоские протоколы (flat protocols) менее эффективны, чем иерархические, поскольку под их управлением, сенсорные узлы тратят больше энергии во время передачи данных.

По результатам проведенного анализа наиболее известных протоколов маршрутизации БСС, выявлено, что одними из основных проблем при их самоорганизации и маршрутизации данных являются:

1. В результате автоматической самоорганизации сети, часть узлов может быть не задействована и оказаться вне состава сети.
2. Многие протоколы маршрутизации не способны адаптироваться к изменению местоположения базовой станции (БС).

3. В плоских протоколах при передаче данных от узла А до узла В расходуется энергия всех промежуточных узлов, что негативно сказывается на времени жизни всей сети.
4. Во многих иерархических протоколах неточно формируются кластеры (группы сетевых узлов) вследствие использования GPS/ГЛОНАСС для определения соседних узлов. Также, если для определения соседних узлов используется наличие радиосигнала, то в таких протоколах, как правило, при формировании кластеров не принимается во внимание наличие/отсутствие и уровень мощности радиосигнала всех остальных узлов, что ведет к неправильному формированию кластеров.
5. Проблема масштабируемости накладывает ограничение на количество узлов сети.

Приведены также недостатки протоколов маршрутизации и анализ особенностей операционных систем беспроводных сенсорных сетей и ограничений их архитектур.

Во второй главе диссертационной работы исследована возможность применения нейросетевых технологий в беспроводных сенсорных сетях.

Выявлено, что симбиоз двух технологий - БСС и ИНС может быть осуществлен в двух аспектах – прикладном и концептуальном:

1. Прикладной аспект рассматривает ИНС в качестве инструмента для решения узконаправленных, вспомогательных задач (кластеризация, прогнозирование, управление, и т. д.) в протоколах маршрутизации и передачи данных. Например, ИНС может на основании данных о каждом сенсорном узле БСС, поделить сеть на кластеры, которые будут сформированы на основании мощности радиосвязи, либо географических координатах, так и на основании уровней остаточной энергии или любых других параметров.
2. Концептуальный аспект - БСС может быть рассмотрена в качестве ИНС, если положить, что каждый из входов ИНС получает значения с помощью сенсорных узлов, преобразующих величины физического мира в электрические сигналы, которые оцифровываются и, далее, поступают на программно моделируемые нейроны в качестве вектора входных величин (см. рис.2). Такая нейронная сеть будет принимать решения на основании входных значений БСС, которая служит мобильным, независимым, самоорганизующимся органом связи нейронной сети с реальным миром.

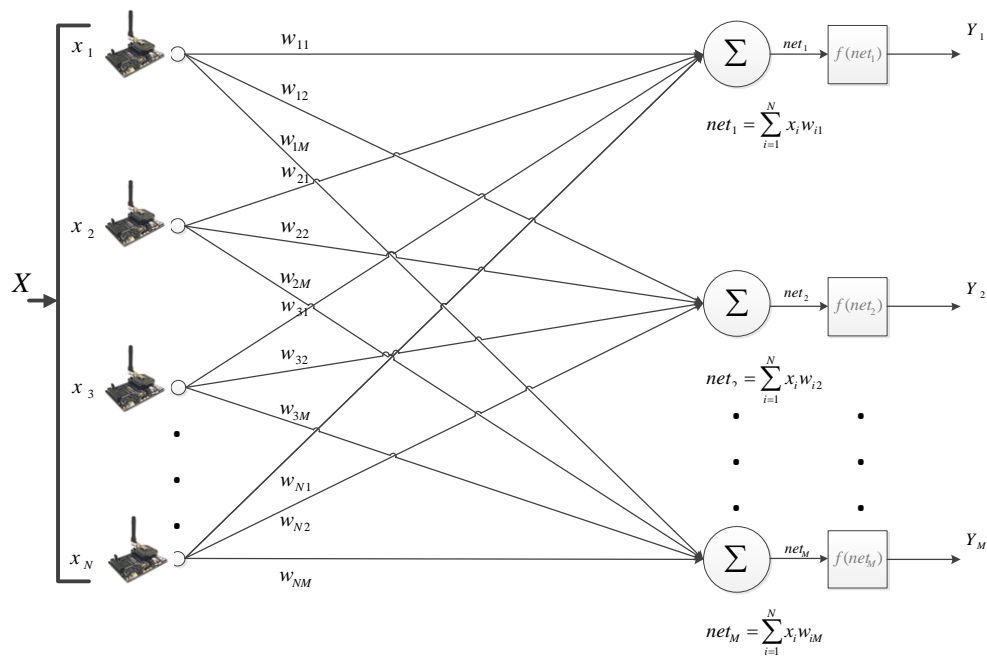


Рис. 2. Нейронная беспроводная сенсорная сеть

Для настоящей работы наибольший интерес представляет прикладной аспект применения ИНС, поскольку позволяет решить поставленные задачи и достичь цели исследования.

Существует множество архитектур ИНС, среди которых выбрана наиболее эффективная для использования в БСС. При выборе ИНС важным было учесть наличие свойства самообучения, т.е. обучения «без учителя», поскольку при кластеризации БСС не существует никаких эталонных образов, а в качестве входных данных должна использоваться информация обо всех узлах БСС. Следовательно, ИНС должна сама выделить кластеры во входных данных.

Среди нейронных сетей, способных самостоятельно выделять кластеры в данных – обучаться «без учителя», наиболее известны и исследованы Самоорганизующиеся карты Кохонена (Kohonen's self-organizing map, SOM), Сеть адаптивной резонансной теории (Adaptive resonance theory, ART) и Неокогнитрон.

Согласно исследованиям, семейство сетей ART – ART 1, ART 2, ART 3 и FuzzyART – имеют недостаток, связанный с неконтролируемой генерацией новых нейронов и, следовательно, очень чувствительны к искажениям. Структура сети Неокогнитрона как утверждается в исследованиях, является сложной, а количество вычислений во много раз превышает приведенные выше сети и является достаточно большим. Это накладывает существенное ограничение на использование этой нейронной сети в виду очень высоких требований к объему памяти и времени, необходимому для вычислений. Таким образом, выявлено, что наиболее оптимальным вариантом является использование ИНС Кохонена.

Сеть Кохонена - это однослойная сеть, каждый нейрон которой соединен с компонентами входного вектора. Структурно сеть состоит из 3 слоев (рис. 3): входной слой нейронов, содержащий компоненты входного вектора; слой Кохонена, который состоит из линейных взвешенных сумматоров и реализует основной математический аппарат ИНС; выходной слой, нейроны которого передают

выходные сигналы. На выходе сети обычно ставится интерпретатор, определяющий по величине сигнала, к какому классу относится входной вектор.

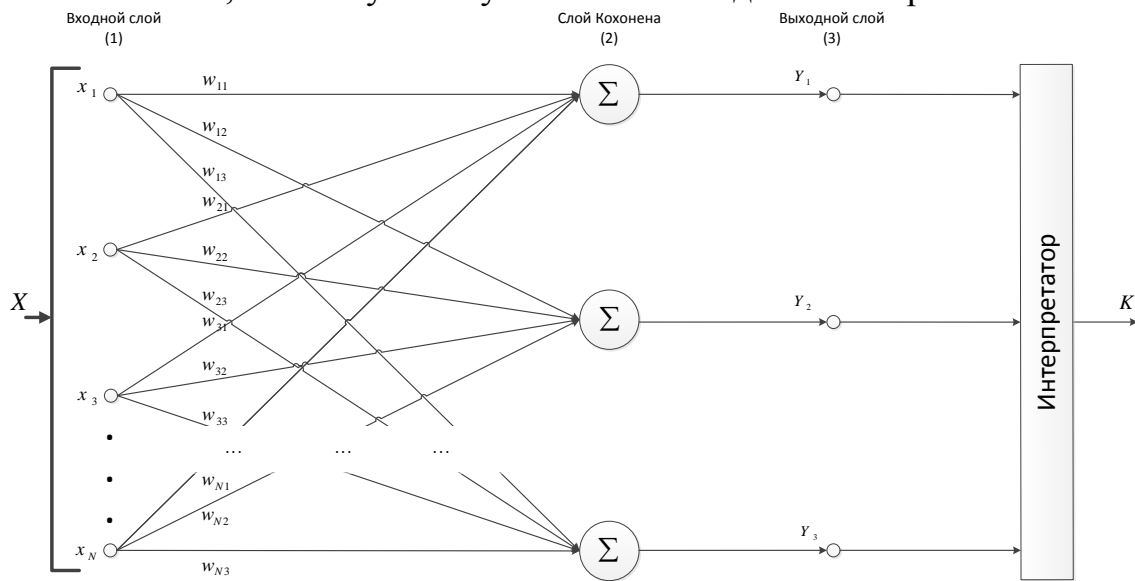


Рис. 3. Структура сети Кохонена из N входных нейронов и 3 нейронов слоя Кохонена

Преимуществами ИНС Кохонена являются:

- быстрое обучение;
- возможность визуализации многомерных входных данных в виде двумерной карты Кохонена;
- возможность упрощения многомерной структуры данных.

Классический алгоритм Кохонена также имеет ряд недостатков, влияющих на правильное определение кластеров среди узлов БСС:

- зависимость от инициализации весов;
- фиксированное число кластеров, которое необходимо задавать при инициализации сети;
- искажения весов нейронов. Данная особенность не всегда проявляется в сетях Кохонена, а только при случайной инициализации весов. В результате, близкие друг к другу по параметрам узлы могут оказаться далекими. Так кластеры могут неоправданно разрываться другими. И наоборот, далекие друг для друга узлы могут оказаться рядом.

Произведено исследование, в результате которого выявлено, что устранение всех этих недостатков возможно при использовании Конструктивного метода обучения нейронной сети. Данный метод позволяет избежать некорректной инициализации весов, так как изначально сеть будет состоять лишь из одного нейрона, веса которого будут назначены согласно значениям первого входного обучающего вектора. Далее, количество нейронов будет увеличиваться, если евклидово расстояние нейрона-победителя D_w не будет удовлетворять следующему условию:

$$D_w \leq \sqrt{NR}, \quad (1)$$

где N – количество входных нейронов (входов сети), а R – это радиус коэффициент чувствительности нейронов, задаваемый в пределах от 0 до 1.0.

Чем больше значение R , тем большее число образцов попадет в один и тот же кластер, а, следовательно, кластеров будет меньше. Конструктивный метод вносит в сеть такое свойство как радиус чувствительности нейронов, который позволяет задавать размер кластеров.

Таким образом, выбор ИНС Кохонена обусловлен отсутствием недостатков, которые присущи сходным по методологии обучения без учителя, нейронным сетям (неокогнитрону и семейству сетей АРТ). Имеющиеся недостатки ИНС Кохонена устраняются благодаря использованию в качестве метода обучения – Конструктивного метода.

Для возможности учета особенностей входных векторов, описывающих беспроводные узлы, в Конструктивный метод предложено добавить условие связности:

$$\exists x_j \neq 0 \cap w_{ij} \neq 0 : i = j \& w_i \in d(x, w_i) \quad (2)$$

Данное условие позволит определить имеет ли вектор, описывающий радиовидимость текущего беспроводного узла связь с нейроном-победителем, это позволит избежать разрывов кластеров и однозначно определить изолированные узлы и учитывать радиовидимость при кластеризации.

Благодаря использованию Конструктивного метода обучения ИНС Кохонена удастся также превзойти по эффективности Сети адаптивной теории резонанса, поскольку последние имеют весомый недостаток – неконтролируемый рост нейронов в ходе обучения.

В третьей главе диссертационной работы на основании результатов исследования применения ИНС в БСС разработаны два способа кластеризации БСС (нейросетевой и матричный) и разработан протокол маршрутизации использующий, разработанный способ нейросетевой кластеризации.

Для работы нейросетевого и матричного способов кластеризации, необходимо предварительно представить данные в виде матрицы радиовидимости, которая является математическим описанием узлов БСС и отражает уровень радиовидимости между всеми узлами в процентном соотношении.

Матрица радиовидимости P (матрица энергетической видимости, матрица радиосвязи, матрица мощностей) – это квадратная матрица порядка N , описывающая связность между узлами беспроводной сети, где каждому узлу q_i ставится в соответствие множество мощностей сигналов RSS (Received Signal Strength) $\{p\}$ его соседей $\{z\}$ (3):

$$P = \begin{pmatrix} \infty & p_{12} & \dots & p_{1j} & \dots & p_{1n} \\ p_{21} & \infty & \dots & p_{2j} & \dots & p_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{i1} & p_{i2} & \dots & \infty & \dots & p_{in} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nj} & \dots & \infty \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$p_{ij} = \begin{cases} p_{ij}, & \text{если } i \neq j \\ \infty & \text{иначе} \end{cases}, \quad p_{ij} \in [0\% \dots 100\%], \quad (4)$$

где p_{ij} – уровень мощности сигнала узла i по отношению к узлу j , ∞ – уровень мощности сигнала узла по отношению к самому себе.

Для сети из 7 узлов матрица радиовидимости P будет выглядеть следующим образом (5):

$$P = \begin{pmatrix} \infty & 60 & 80 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 60 & \infty & 65 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 80 & 65 & \infty & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \infty & 85 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 85 & \infty & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \infty & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \infty \end{pmatrix} \quad (5)$$

Бесконечность на практике интерпретируется как 100% (6) для удобства машинной обработки:

$$P = \begin{pmatrix} \infty & 60 & 80 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 60 & \infty & 65 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 80 & 65 & \infty & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \infty & 85 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 85 & \infty & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \infty & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \infty \end{pmatrix} \stackrel{\infty \text{ def } 100}{=} \begin{pmatrix} 100 & 60 & 80 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 60 & 100 & 65 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 80 & 65 & 100 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 100 & 85 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 85 & 100 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 100 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 100 \end{pmatrix} \quad (6)$$

Каждая строка матрицы P является входным вектором для нейронной сети и несет информацию о каждом из узлов сети – о его видимости относительно других узлов сети. С помощью данной матрицы можно описать граф $G = (Q, P)$, где Q – множество сенсорных узлов, P – множество уровней мощности сигнала (рис. 4):

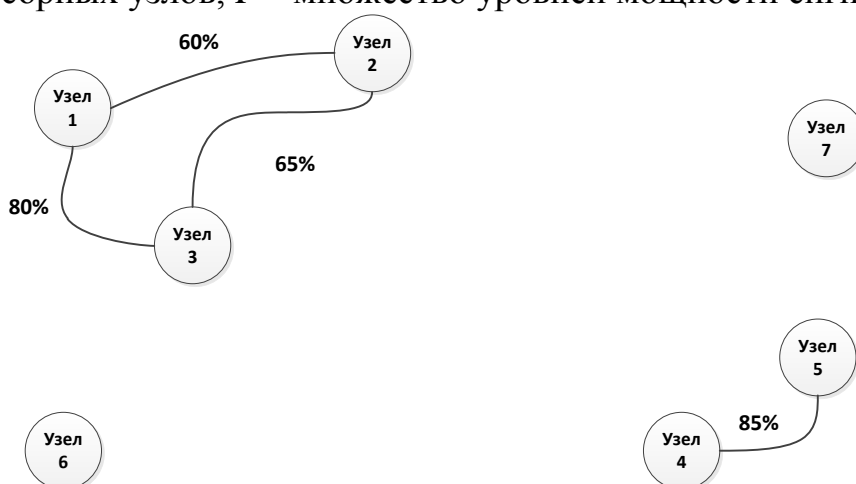


Рис 4. Граф радиовидимости

Способ нейросетевой кластеризации БСС.

Используем математическое описание узлов БСС q_1, \dots, q_N в виде матрицы радиовидимости P .

Для матрицы радиовидимости P осуществим нормализацию всех значений (7):

$$P_{NORM} = \frac{P}{P_{MAX}}, \quad (7)$$

где $P_{MAX} = 100$.

Получим нормализованную матрицу радиовидимости (8):

$$P_{NORM} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{P_{12}}{P_{MAX}} & \dots & \frac{P_{1j}}{P_{MAX}} & \dots & \frac{P_{1n}}{P_{MAX}} \\ \frac{P_{21}}{P_{MAX}} & 1 & \dots & \frac{P_{2j}}{P_{MAX}} & \dots & \frac{P_{2n}}{P_{MAX}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{P_{i1}}{P_{MAX}} & \frac{P_{i2}}{P_{MAX}} & \dots & 1 & \dots & \frac{P_{in}}{P_{MAX}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{P_{n1}}{P_{MAX}} & \frac{P_{n2}}{P_{MAX}} & \dots & \frac{P_{nj}}{P_{MAX}} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

Пусть параметры сети ИНС Кохонена NET будут заданы функционалом:

$$NET(N, K, \alpha_0, \tau, R, \varepsilon, \{L\}) \quad (9)$$

где:

- N – количество входных нейронов;
- K – количество нейронов слоя Кохонена (выходных нейронов). Изначально значение равняется согласно конструктивному методу обучения, только лишь одному нейрону;
- α_0 – начальное значение скорости обучения;
- τ – постоянная времени обучения;
- R – радиус чувствительности;
- ε – точность обучения;
- $\{L\}$ – обучающая выборка.

Сети Кохонена (10) необходимо задать следующие входные параметры:

$$NET(\{\{q\}\}, 1, \alpha_0 = 0.7, \tau = 1000, R = [0.22; 0.36], \varepsilon = 0.1, P_{NORM}) \quad (10)$$

Количество входных нейронов зададим N равным количеству узлов БСС $N = |\{q\}|$. Начальное значение скорости обучения α_0 и постоянная времени обучения заданы согласно рекомендациям и скорректированы при моделировании ИНС. Значение радиуса чувствительности R влияет на размер кластера, задание данной величины для корректной кластеризации БСС возможно только в пределах от 0.22 до 0.36 согласно критериям, приведенных рекомендациях для классификации графов. Задание точности обучения $\varepsilon = 0.1$ является достаточным для определения стабильного состояния весов нейронов. В качестве входной выборки $\{L\}$ зададим все множество векторов нормализованной матрицы радиовидимости P_{NORM} , описывающей связность соседних узлов q_i .

Используем алгоритм обучения сети Кохонена по Конструктивному методу с настроенными коэффициентами функций для кластеризации узлов БСС.

Последовательно подаем на вход сети обучающие вектора $E_1 \dots E_N$, где в качестве векторов будут выступать строки нормализованной матрицы радиовидимости P_{NORM} от 1 до N соответственно:

- 1) Подаем на вход сети обучающий вектор E_i .
- 2) Если это первый запуск сети после инициализации, то присваиваем единственному, существующему в сети нейрону значения поданного обучающего вектора, затем переходим, затем переходим к шагу 1. Иначе, переходим к шагу 2.
- 3) Определяем нейрон-победитель (нейрон с наименьшим расстоянием) для текущего вектора обучения. В качестве метрики - Евклидово расстояние, которое вычисляем по формуле (11):

$$d(x, w_i) = \|x - w_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - w_{ij})^2} \quad (11)$$

- 4) Если Евклидово расстояние между нейроном-победителем и входным вектором $d(x, w_i)$ не удовлетворяет условию (12) или не выполняется условие связности беспроводного узла с нейроном-победителем (13), то в сеть добавляется новый нейрон, который принимает значение этого входного вектора и переходим к шагу 1.

$$d(x, w_i) \leq \sqrt{NR} \quad (12)$$

где N - количество входов сети, а R - радиус чувствительности нейрона.

$$\exists x_j \neq 0 \cap w_{ij} \neq 0 : i = j \ \& \ w_i \in d(x, w_i) \quad (13)$$

- 5) Подстраиваем веса (компоненты вектора) нейрона-победителя и близлежащих нейронов относительно текущего обучающего вектора E_i по формуле (14):

$$w_i^{t+1} = w_i^t + \alpha(t) \cdot (x - w_i^t) \quad (14)$$

где w_i^t - вектор весов i -го нейрона, t - номер итерации обучения, x - входной вектор, $\alpha(t)$ - коэффициент скорости обучения.

На данном этапе происходит подстройка весов всех нейронов Кохонена. Величина изменения весов w_i^k каждого нейрона зависит от произведения разности каждого веса w_i^k и компонента входного вектора x на коэффициент скорости обучения $\alpha(t)$:

$$\alpha(t) = \alpha_0 \cdot \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) = 0.7 \cdot \exp\left(-\frac{t}{1000}\right) \quad (15)$$

- 6) Если текущий вектор - последний вектор обучения E_N , то проверяем, изменились ли веса каждого нейрона больше, чем на ε по отношению к предыдущему состоянию, после предыдущего прохождения последнего обучающего вектора. Если нет, то завершаем обучение сети. Если да, то переходим на первый шаг и продолжаем обучение с первого обучающего вектора E_1 .

После обучения, назначаем в качестве ГКУ центроиды (центральные узлы) каждого кластера.

Матричный способ кластеризации БСС.

Предложен Матричный способ кластеризации БСС. Данный способ основан на измерении мощностей сигналов между каждым узлом БСС.

Суть способа заключается в поиске по матрице радиовидимости Рэлемента с наибольшим уровнем мощности $\max(p_{i,j})$ путем перебора строк и столбцов. После нахождения такого элемента вокруг него будет образовываться кластер, путем поиска соседей. Если найдено несколько одинаковых уровней мощности – максимальных из всей матрицы, то искомым элементом будет тот, который был найден раньше всех. Поиск соседей заключается в измерении разницы в мощностях от выбранного элемента по отношению ко всем остальным элементам (узлам). Далее, находится среднее арифметическое значение разницы мощностей. После чего, все узлы, мощности которых меньше этого среднего арифметического значения, попадают в один кластер. Узлы, вошедшие в образовавшийся кластер, будут далее исключены из рассмотрения. Алгоритм будет повторяться до тех пор, пока не закончатся узлы, для которых не образован кластер. Максимальное количество узлов, которое может войти в кластер перед началом кластеризации ограничивается константой N_K .

Пусть имеется некоторая матрица радиовидимости Р (3).

- 1) Найдем первую пару узлов (элемент), между которыми мощность максимальна относительно других пар в соответствие с матрицей Р. Обозначим такой элемент как $P_{\max_1} = \max(p_{i,j})$. Далее, для данного элемента будет построен вектор $V1_{\max(p_{i,j})}$ из уровней мощностей до всех остальных $k = (n - P_{\max_1})$ из n узлов сети и отсортирован по убыванию мощности.

$$V1_{\max(p_{i,j})} = (P_{\max_1}; p_{ij}^1 < P_{\max_1}; p_{ij}^2 < p_{ij}^1; p_{ij}^3 < p_{ij}^2; \dots; p_{ij}^k < p_{ij}^{k-1}) \quad (16)$$

- 2) Вычислим разницы мощностей между всеми узлами:

$$P_{\max_1} - p_{ij}^1; p_{ij}^1 - p_{ij}^2; p_{ij}^2 - p_{ij}^3; \dots; p_{ij}^k - p_{ij}^{k-2} \quad (17)$$

- 3) Найдем среднее арифметическое этих разницы D_1 для вектора $V1_{\max(p_{i,j})}$:

$$D_1 = \frac{\sum_{l=1}^k p_{ij}^l}{k} \quad (18)$$

- 4) Добавим в первый кластер K_1 узлы с мощностью P_{\max_1} и все узлы вектора $V1_{\max(p_{i,j})}$, у которых мощность $p_{i,j}$ меньше D_1 . Добавление узлов производится до тех пор, пока количество узлов кластера не превысит N_K . Если $N_K = 0$, то максимальное количество узлов для кластера не ограничивается.
- 5) Исключим из рассмотрения столбцы и строки тех узлов матрицы, которые вошли в сформированный кластер. Повторим алгоритм с шага 1. Повторение будет производиться до тех пор, пока не останется узлов, которым не назначены кластеры.

Протокол нейросетевой маршрутизации БСС.

Рассмотрим протокол нейросетевой маршрутизации БСС - EDNCP (Energy distance neural clustering protocol, протокол энергетических расстояний нейросетевой кластеризации). Данный протокол предназначен для работы в БСС. Основная цель

EDNCP–маршрутизация данных в сети, разделенной на кластеры с наличием резервных путей передачи данных.

Предварительные условия.

Узлы дислоцируются на целевую область и пребывают в режиме периодического «засыпания» (время сна и бодрствования возможно установить экспериментально или сделать его случайным). Во время «бодрствования» радиоэфир прослушивается на предмет появления в нем БС. Сенсоры отключены, так как считаем, что сбор данных не нужен при отсутствии БС – средства сбора и управления.

Использование протокола EDNCP предусматривает наличие БС, которая становится центральным узлом, на который передаются данные со всех узлов сети. В протоколе имеются 3 основные структуры данных.

Первая структура называется Power Matrix, хранит Матрицу радиовидимости P , которая создается в процессе инициализации сети и служит для разделения сети на кластеры посредством Способа нейросетевой кластеризации. После кластеризации узлы каждого кластера передают свои данные на БС посредством ГКУ. Вторая и третья структура хранится на всех узлах сети. Третья структура только на подконтрольных ГКУ узлах.

Вторая структура называется ToBSPath (табл. 1), хранится на всех узлах сети и содержит записи об узлах, через которые можно передать пакеты данных на БС. Записи состоят из 3 полей – ID, LT и CH, где

- ID - идентификатор узла;
- LT (LifeTime) – время жизни пакета, фактически – количество совершенных хопов (промежуточных узлов) от БС до определенного узла;
- CH(ClusterHead) – статус узла в качестве ГКУ (0 – не ГКУ, 1 – ГКУ).

Структура используется для выбора узла, через который на БС будут передаваться данные в соответствии с приоритетом: наличие статуса CH и наименьшее значение LT; в случае отсутствия узла со статусом CH, будет динамически назначаться ретранслятор – узел с наименьшим LT.

Таблица 1. Пример структуры ToBSPath

ID	LT	CH
2	200	0
4	100	1
5	50	0

Третья структура называется ToCHPath (табл. 2), хранится только на подконтрольных определенному ГКУ узлах сети и содержит записи об узлах, через которые можно передать пакеты данных на ГКУ. Записи состоят из 2 полей – ID, LT, назначения полей аналогично структуре ToBSPath. Структура используется для выбора узла, через который на ГКУ будут передаваться данные – выбирается узел с наименьшим значением LT.

Таблица 2. Пример структуры ToCHPath

ID	LT
2	200
4	100
5	50

Все узлы сети производят передачу данных. Пакеты данных имеют своего адресата – ГКУ или БС.

Подконтрольные узлы могут назначать в качестве адресата только ГКУ, но передавать данные они могут как предназначенные для ГКУ, так и для БС в зависимости от назначенного адресата. В первом случае для передачи используется структура ToCHPath, во втором – ToBSPath.

ГКУ могут назначать пакету данных в качестве адресата только БС, при этом передавать пакеты они могут только предназначенные для БС. Если им передают данные, предназначенные для ГКУ, где в качестве ГКУ выступают они сами, то они меняют адресата на БС.

Правила функционирования до кластеризации

- 1) БС посылает hello-пакеты всем узлам сети, находящимся в пределах ее радиовидимости. В hello-пакет записывается параметр LT = 0.
- 2) Каждый узел, получивший hello-пакет, записывает во внутреннюю структуру ToBSPath параметр LT пакета и ID узла, от которого он пришел. Структура ToBSPath на данный момент содержит записи только с 2 полями - ID и LT узла (табл.1), а 3-е поле (CH) будет задействовано при назначении ролей ГКУ.
- 3) Получив hello-пакет, узел продвигает его дальше по сети только в том случае, если LT этого пакета меньше всех остальных, пришедших на данный узел согласно структуре ToBSPath. В противном случае, только фиксируются параметры пакета LT и ID узла, от которого пришел пакет без дальнейшего реплицирования по сети. Это необходимо для того, чтобы выявить оптимальные маршруты передачи до БС, а для инициализации сети достаточно продвижения через узел хотя бы одного пакета.
- 4) Получив hello-пакет, узел отправляет на БС power-пакет, который содержит уровень мощности сигнала от узла, передавшего hello-пакет.
- 5) Узлы, получающие power-пакет, передают его на БС согласно своей внутренней структуре ToBSPath – для передачи выбирают соседний узел с наименьшим значением LT, который далее действует аналогично.
- 6) Если power-пакеты перестают приходить на БС в течение заданного времени PowerTimeout, то запускается процесс кластеризации узлов на БС. После процесса кластеризации начинают действовать Правила функционирования при назначении ролей ГКУ.

Правила функционирования при назначении ролей ГКУ

- 1) БС посылает всем узлам CH-пакеты (ClusterHead) для назначения роли каждого ГКУ в отдельности. Каждый такой пакет содержит ID ГКУ и список ID подконтрольных ему узлов.
- 2) Если ID узла, получившего CH-пакет, равен ID ГКУ, то узел назначается в качестве ГКУ.
- 3) Узел, назначенный в качестве ГКУ начинает рассылку hello-CH-пакета, который также содержит список узлов, подконтрольных данному ГКУ.
- 4) Если узел, принявший пакет hello-CH входит в число подконтрольных узлов, указанных в этом пакете, то узел назначается в качестве подконтрольного определенного кластера и в нем заполняется вторая внутренняя структура -

ToCHPath (подобная ToBSPath, табл. 2), где LTуже инициируется от ГКУ, рассылающего hello-CH-пакет. При этом, power-пакеты не отправляются. Данная структура будет использоваться в дальнейшем только для передачи данных до ГКУ.

- 5) Если IDузла, получившего CH-пакет, не равен IDГКУ, то производится поиск сопоставления IDГКУ в записях структуры ToBSPath. В случае совпадений, записи дополняются значением статуса CHравным 1 в третьем поле (табл. 1).
- 6) Для пересылки данных будет использоваться две структуры:
 1. Если данные предназначены для БС, то следующий узел-получатель выбирается по структуре ToBSPath по приоритету: наличие статуса CH и наименьшее значение LT. В случае отсутствия во внутренней структуре узла со статусом CH, будет динамически назначаться ретранслятор – узел с наименьшим LT. При этом, во избежание заикливания пакет не может быть послан узлу, от которого он пришел.
 2. Если данные предназначены для ГКУ, в случае если узел является подконтрольным, то данные передаются следующему узлу согласно записям в структуре ToCHPath. Все данные, предназначенные для ГКУ, как только будут им получены, автоматически считаются предназначенными для БС и передаются согласно пп. 6.1.
- 7) Как только узлу назначается роль ГКУ и подконтрольные узлы инициируются, то ГКУ посылает на БС пакет подтверждения.
- 8) Получив пакеты подтверждения от всех ГКУ, БС считает, что сеть полностью настроена.

Правила функционирования в обычном режиме

- 1) Все подконтрольные узлы передают пакеты с данными для ГКУ согласно пп. 6.2 Правил функционирования при назначении ролей ГКУ.
- 2) Все ГКУ передают пакеты с данными для БС согласно пп. 6.1 Правил функционирования при назначении ролей ГКУ.
- 3) Если БС меняет свое местоположение таким образом, что перестает видеть какой-либо из ГКУ, то hello-пакеты рассылаются вновь для обновления данных LTво внутренней структуре ToBSPath, но power-пакеты уже не отправляются.
- 4) Если подконтрольные узлы не могут передать данные на ГКУ, то они начинают посылать fault-пакеты на БС согласно структуре ToBSPath.
- 5) Если узел «А» не может передать данные на другой узел «Б» в течение времени MaxTransmitExecution, то узел «Б» удаляется из внутренней структуры ToBSPathузла «А».
- 6) Если БС получила fault-пакеты от более 50% всех ГКУ определенного кластера, то назначает в данном кластере новый ГКУ и высылает в сеть пакет CH-пакет для обновления данных этого кластера, который работает в соответствии Правилами функционирования при назначении ролей ГКУ.

В четвертой главе произведено компьютерное моделирование работы Способа нейросетевой кластеризации, Матричного способа кластеризации БСС и Протокола энергетических расстояний нейросетевой кластеризации (EDNCP).

Моделирование осуществлялось в собственной среде симуляции, написанной на языке программирования высокого уровня – С#, в среде разработки программных решений Microsoft VisualStudio 2010.

В результате моделирования способов кластеризации получены визуальные результаты, указывающие на адекватно производимую кластеризацию согласно предлагаемым способам. Выявлено, что способ нейросетевой кластеризации выделяет кластеры точнее и работает быстрее линейного алгоритма, лежащего в основе матричного способа кластеризации (табл. 3).

Таблица 3. Результаты моделирования способов кластеризации.

№	Входные параметры			Выходные параметры		
	N	R	Способ кластеризации	t, секунд	K	Примечание
1	15	0.26	Нейросетевой	0.045	9	Нейросетевой метод завершил кластеризацию немного быстрее
		X	Матричный	0.049	10	
2	1000	0.36	Нейросетевой	4	17	Оба способа отработали корректно, но нейросетевой способ завершил кластеризацию значительно быстрее, разница составляет 39 секунд
		X	Матричный	43	23	
3	1000	0.22	Нейросетевой	1200	124	Матричный метод отработал быстрее, но выделил кластеры не энергоэффективно, низкая скорость работы способа нейросетевой кластеризации обусловлена малым радиусом чувствительности нейронов, но, тем не менее, кластеры выделены энергоэффективно
		X	Матричный	71	504	
4	100	0.36	Нейросетевой	0.23	24	Оба способа отработали корректно, но нейросетевой завершил кластеризацию немного быстрее
		X	Матричный	0.33	15	
5	100	0.28	Нейросетевой	0.24	43	
		X	Матричный	0.35	53	

Произведено моделирование в среде MATLAB наиболее известных протоколов маршрутизации и их сравнение с разработанным протоколом маршрутизации EDNCP по метрике жизненного цикла сети. Для сравнения были выбраны протоколы LEACH, TEEN, GAF.

Моделирование осуществлялось на основании широко известной классической модели потребления энергии в БСС, разработанной группой исследователей во главе с Heinzelman W. R. В таблице 4 приведено краткое описание характеристик данной модели.

Таблица 4. Характеристики классической модели потребления энергии в БСС

Радио режим	Количество потребления энергии
Передающая электроника ($E_{Tx-elec}$) Принимающая электроника ($E_{Rx-elec}$) ($E_{Tx-elec} = E_{Rx-elec} = E_{elec}$)	50 нДж / бит
Постоянное усиление e_{fs} :	10 пДж / бит / м ²
Бездействие	40 нДж / бит
Сон	0

В качестве входных значений для моделирования каждого протокола маршрутизации заданы следующие начальные условия: размер сенсорного поля (для равномерного случайного размещения беспроводных узлов): 100x100 метров; координаты базовой станции: $x = 50$; $y = 50$; количество беспроводных узлов: 100 шт.; размер передаваемого пакета данных: 4000 бит; начальная энергия $E_{initial}$: 2 Дж. Результаты моделирования приведены в табл. 5

Таблица 5. Результаты моделирования протоколов маршрутизации

Протокол маршрутизации БСС	Жизненный цикл сети (секунд)
LEACH	512
TEEN	1031
GAF	537
EDNCP	1309

В результате моделирования выявлено, что жизненный цикл БСС под управлением EDNCP больше, чем у наиболее эффективного протокола TEEN на 27%.

Для анализа эффективности характеристик EDNCP, произведено сравнение данного протокола со справочными характеристиками указанных ранее протоколов маршрутизации (табл. 6).

Таблица 6. Сравнение наиболее распространенных протоколов маршрутизации БСС с протоколом EDNCP

Критерий/Протокол		EDNCP	LEACH	APTEEN	GAF
Масштабируемость (кол-во узлов)		свыше 10 000	~100	~1000	~1000
Независимость от модулей определения местоположения		Да	Да	Нет	Нет
Мобильная базовая станция		Да	Нет	Нет	Нет
Резервные пути маршрутизации		Да	Нет	Нет	Нет
Возможность внутрикластерной передачи данных		Да	Нет	Нет	Да
Возможность межкластерной передачи данных		Да	Нет	Да	Нет
Сложность реализации		Высокая	Средняя	Средняя	Средняя
Качество кластеризации	БС имеет данные обо всех узлах, входящих в состав сети	Да	Нет	Нет	Нет
	Наличие узлов одного кластера внутри другого	Нет	Да	Нет	Нет
	Наличие изолированных узлов, не способных передавать данные на БС	Нет	Нет	Нет	Нет
	Возможность задания размера кластера	Да	Нет	Нет	Нет

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Обосновано использование ИНС для кластеризации БСС, позволяющее повысить эффективность и время жизни сети.
2. Анализ моделей связности узлов в беспроводной сенсорной сети позволил определить рациональные модели ее построения.
3. Предложено использование матрицы радиовидимости, являющейся математическим описанием связности узлов сети и радиовидимости каждого узла по отношению ко всем остальным узлам сети.
4. Исследована эффективность кластеризации с помощью нейронной сети – Самоорганизующейся карты Кохонена, обучаемой по Конструктивному методу.
5. Разработан новый способ нейросетевой кластеризации беспроводной сенсорной сети, основанный на архитектуре сети Кохонена, обучаемой по Конструктивному методу.
6. Разработан новый матричный способ кластеризации беспроводной сенсорной сети.
7. Разработан протокол маршрутизации на основе нейросетевой кластеризации, позволяющий повысить жизненный цикл сети на 27% по сравнению с существующими протоколами маршрутизации данных БСС.

ПУБЛИКАЦИИ ПО МАТЕРИАЛАМ ДИССЕРТАЦИИ

В ведущих периодических изданиях, входящих в перечень ВАК

1. Махров С.С. Использование систем моделирования беспроводных сенсорных сетей NS-2 и OMNET++ // Т-СОММ: Телекоммуникации и транспорт. - 2013. - №10. - С. 67-69
2. Махров С.С. Нейросетевая кластеризация узлов беспроводной сенсорной сети // Т-СОММ: Телекоммуникации и транспорт. - 2014. - №6. - С. 31-35.
3. Махров С.С., Ерохин С.Д. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ «Матричный способ кластеризации беспроводной сенсорной сети» №2014660979 от 21.10.2014, правообладатели: Махров С.С., Ерохин С.Д.
4. Махров С.С., Ерохин С.Д. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ «Способ нейросетевой кластеризации беспроводной сенсорной сети» №2014660980 от 21.10.2014, правообладатели: Махров С.С., Ерохин С.Д.
5. Махров С.С. Симбиоз беспроводных сенсорных технологий и искусственного интеллекта нейронных сетей// Вестник связи. - 2015. - № 2. - С.37-39.

В других изданиях

6. Махров С.С., Николаев Н.А. Библиотека подпрограмм для построения графиков ColdGraphX // Сборник научных трудов. Международная научно-

- практическая конференция «Снежинск и наука – 2009. Современные проблемы атомной науки и техники». - Снежинск: СГФТА, 2009. - С. 279-281.
7. Махров С.С., Мишарин Д.А., Аввакумов В.Д. Моделлер геометрических моделей и чертежей объектов PiBuilder // Сборник трудов IV конференции «Автоматизация и прогрессивные технологии в атомной отрасли» (АПТ-2009), Т. II. - Новоуральск: НГТИ, 2009. - С. 119-120.
 8. Makhrov S.S. Prospects of Nanotechnologies Development in Automated Control Systems // Second Forum of Young Researchers. In the framework of International Forum «Education Quality – 2010». - Izhevsk: Publishing House of ISTU, 2010. - Pp. 370-375.
 9. Махров С.С. Программный комплекс для формирования функциональных геометрических моделей «ПИКАР // XI научно-практическая конференция «Дни науки - 2011. Ядерно-промышленный комплекс Урала»: Т.2. Тезисы докладов. - Озерск: ОТИ НИЯУ МИФИ, ФГУП «ПО МАЯК», 2011. - С. 38-40.
 10. Махров С.С. Ерохин С.Д. Особенности и ограничения архитектур операционных систем беспроводных сенсорных сетей при разработке технологических решений // Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики. - Ростов-на-Дону: ПЦ «Университет» СКФ МТУСИ. - 2013. - С. 142-144.
 11. Махров С.С. Перспективы внедрения беспроводных сенсорных сетей для обеспечения экономических и бизнес-процессов // Мобильные телекоммуникации. - 2013. - №3 (123). - С. 47-49.
 12. Махров С.С. Возможности применения нейросетевых технологий в беспроводных сенсорных сетях // Перспективные технологии в средствах передачи информации: Материалы 10-й межд. науч.-техн. Конф. / Владимирский гос. университет; под ред. А.Г. Самойлов (и др). - Владимир: ВлГУ. – Т.1. - 2013. - С. 108-112.
 13. Махров С.С. Беспроводные сенсорные сети в военно-тактических задачах // Техника средств связи: науч.-техн. сб. Вып. 2 (141). - СПб: Изд-во Политехн. ун-та, 2013. - С. 176-179.
 14. Махров С.С. Исследование связности узлов в иерархических протоколах беспроводных сенсорных сетей // Фундаментальные проблемы радиоэлектронного приборостроения / Мат. межд. науч.-техн. конф. «INTERMATIC-2013», 2–6 декабря 2013 г., Москва. / Под ред. Акад. РАН А.С. Сигова. – М.: Энергоатомиздат, 2013. - Ч.4. – С. 186-189.
 15. Махров С.С. Анализ архитектур самообучающихся нейронных сетей в задаче кластеризации узлов беспроводной сенсорной сети // Мобильные телекоммуникации. - 2014. - №4-5 (133). С. 68-71.
 16. Махров С.С. Автоматическое построение беспроводной сенсорной сети на основе искусственной нейронной сети // Мобильные телекоммуникации. – 2014, №6-7 (134). - С. 45-47.