

МЕТОД ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО КВАЗИИНДИФФЕРЕНТНОГО АГРЕГИРОВАНИЯ ДАННЫХ ГЕТЕРОГЕННЫХ БЕСПРОВОДНЫХ СЕНСОРНЫХ СЕТЕЙ

А. М. ПАВЛОВ

*Курский государственный университет, 305000, Курск, Россия,
E-mail: vka_off@mail.ru*

Представлен новый метод интеллектуального квазииндифферентного агрегирования данных гетерогенных беспроводных сенсорных сетей. Суть метода заключается в преобразовании исходных векторов значений, регистрируемых сенсорными узлами, к векторам значений коэффициентов кусочно-полиномиальной регрессии, содержащим меньшее количество элементов, а также в формировании их в группы путем вычисления расстояния Чебышева с последующим сравнением с пороговым значением. Разработанный метод включает этап адаптации данных к аномалиям, которая обеспечивается посредством расчета и сравнения с пороговым значением масштабируемого среднего абсолютного отклонения. Метод ориентирован на использование в аппаратно-программной логике локальных вычислительных устройств — сенсорных узлов — и может служить основой при проектировании различных протоколов маршрутизации для гетерогенных беспроводных сенсорных сетей.

Ключевые слова: агрегирование, гетерогенная беспроводная сенсорная сеть, сенсорный узел, канал связи, метод интеллектуального квазииндифферентного агрегирования данных

Введение. Повсеместное расширение областей применения гетерогенных беспроводных сенсорных сетей (ГБСС) [1—3] и повышение структурной сложности контролируемых объектов приводит к существенному увеличению объема передаваемых по каналам связи данных. В настоящее время для его сокращения разработано и применяется на практике множество протоколов маршрутизации, обеспечивающих агрегирование данных сенсорных узлов [4].

Кроме того, известны перспективные решения, ориентированные на агрегирование данных сенсорных узлов. Так, в работе [5] предлагается оригинальный подход, заключающийся в назначении приоритетов пакетам данных мультисенсоров с использованием агрегирования разнородных данных на основе отношения консенсуса. Другое решение предложено в работе [6], где рассматриваются алгоритмы агрегирования данных на примере кластерных гетерогенных сетей мониторинга. Отмечается, что алгоритмы реализуются за счет предварительной обработки данных перед передачей полнофункциональными устройствами сети. Ключевой задачей является сокращение числа отдельных передач данных и уменьшение их избыточности, что позволяет обеспечить рациональное использование пропускной способности сети и увеличить ее жизненный цикл. Представляет интерес публикация [7], посвященная разработке метода агрегации и нормализации данных ГБСС, основанного на применении элементов архитектуры OSGi и верхнеуровневых онтологий, цель которых — предоставить универсальную модель и структуру данных. Особенности работы являются представление метаданных и показаний устройств с помощью модели данных RDF и использование верхнеуровневых OWL-онтологий. Это позволяет преобразовать используемые различными электронными устройствами модели и структуры данных в универсальную модель.

Анализ существующих и перспективных подходов к агрегированию данных ГБСС показывает, что сокращение объема передаваемых сенсорными узлами данных достигается

в основном за счет оптимального распределения трафика в беспроводных каналах связи, назначения приоритетов пакетам данных мультисенсоров, снижения коммуникационной активности устройств сети, а также использования механизмов обеспечения семантической интероперабельности и применения модульных архитектур систем.

Однако еще не все вопросы, связанные с агрегированием данных, решены в полном объеме. Так, недостаточное внимание уделяется разработке новых методов на основе функций агрегирования, не зависящих от типа обрабатываемых данных и обладающих возможностью объединения сенсорных узлов в группы со схожей динамикой изменения регистрируемого параметра.

Таким образом, особую актуальность приобретает разработка метода, обеспечивающего интеллектуальное квазииндифферентное агрегирование данных сенсорных узлов, сопряжение которого возможно с различными, уже имеющимися протоколами маршрутизации. Под квазииндифферентностью в рамках данной статьи понимается независимость метода от типа обрабатываемых данных и видов используемых сенсоров (температуры, влажности и др.); под интеллектуальностью — возможность объединения сенсорных узлов в группы на основе сходства динамики изменения регистрируемого параметра и текущего состояния контролируемого объекта. В процессе работы происходит периодическое реформировывание групп сенсорных узлов для агрегирования. При этом формирование таких групп администратором сети в ручном режиме нецелесообразно, так как требует значительных интеллектуальных и временных затрат.

Объект и цель исследований. Объектом исследования являются процессы агрегирования данных сенсорных узлов в ГБСС. Цель исследования — сокращение объема передаваемых по каналам связи ГБСС данных путем преобразования исходных векторов значений, регистрируемых сенсорными узлами, к векторам значений коэффициентов кусочно-полиномиальной регрессии и объединения их в группы на основе сходства. При этом сокращение объема передаваемых данных достигается за счет передачи от групп сенсорных узлов только наборов коэффициентов кусочно-полиномиальной регрессии.

В ходе исследований использовались положения теорий вероятностей и математической статистики [8, 9], передачи сигналов и кодирования [10], теории графов [11], а также пакет прикладных программ MatLab [12, 13].

Постановка задачи. Пусть каждый сенсорный узел может быть представлен в виде трех векторов, один из которых характеризует его данные, второй содержит отсчеты дискретного времени, третий — метаданные. Под метаданными в рамках настоящей статьи понимается следующая информация о сенсорном узле (СУ): идентификационный номер, тип, текущий уровень заряда автономного элемента электропитания, координаты навигационной системы, кластерная таблица и т.п.

Тогда сенсорный узел S с одним сенсором типа A можно представить как

$$S = S(A) = \begin{cases} M_S; \\ X_A; \\ T_A, \end{cases}$$

где $M_S = \{ID_S, TYPE_S, CHARGE_S, GPSPOS_S, CLUSTER_TABLE_S\}$ — вектор метаданных; $X_A = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ — вектор исходных данных сенсора, $T_A = \{t_1, \dots, t_i, \dots, t_n\}$ — вектор отсчетов дискретного времени.

В случае если сенсорный узел S содержит m сенсоров типа A , n сенсоров типа B и k сенсоров типа C , то аналитически его можно представить как

$$S = S(A_{<m>}, B_{<n>}, C_{<k>}) = \begin{cases} M_S; \\ \{\{X_A\}_{<m>}, \{X_B\}_{<n>}, \{X_C\}_{<k>}\}; \\ \{\{T_A\}_{<m>}, \{T_B\}_{<n>}, \{T_C\}_{<k>}\}, \end{cases}$$

а всю рассматриваемую сеть, представленную набором сенсорных узлов и базовой станцией, — как

$$WSS = \begin{cases} BS; \\ \{S\}_{<n>}, \end{cases}$$

где BS — базовая станция сети, $\{S\}_{<n>} = \{S_1, \dots, S_i, \dots, S_n\}$ — набор сенсорных узлов.

Ставится задача преобразования векторов исходных данных сенсоров к векторам коэффициентов кусочно-полиномиальной регрессии, задаваемых меньшим количеством элементов:

$$\{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\} \rightarrow \{b_0, b_1, b_2\},$$

и объединения их в группы на основе расчета расстояния Чебышева:

$$GR = \begin{cases} 0, d^{CD}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq P_d; \\ 1, d^{CD}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) < P_d, \end{cases}$$

где GR — условный идентификатор группы; d^{CD} — расстояние Чебышева; P_d — пороговое значение расстояния Чебышева; \mathbf{x}, \mathbf{y} — сравниваемые векторы коэффициентов параболической регрессии.

Выбор расстояния Чебышева в качестве оптимальной метрики сходства векторов в рамках решения поставленной задачи связан с его наилучшей разрешающей способностью, что было многократно подтверждено при проведении экспериментальных исследований.

Предлагаемый для решения задачи метод состоит из последовательного выполнения четырех этапов обработки данных сенсорных узлов. Контроль качества обеспечивается поэтапно и заключается в строгом соответствии практических результатов теоретическим значениям.

Этап 1. Предварительная обработка данных сенсорных узлов. На первом этапе осуществляется сбор и сегментирование данных сенсорных узлов (рис. 1).

Для упрощения восприятия будем считать, что ГБСС состоит из разнотипных сенсорных узлов, в каждом из которых интегрирован только один сенсор. Разделим данные X_A произвольного сенсорного узла $S(A)$ на N сегментов равной длины $l_{seg} = n/N$, преобразовав их к следующему виду:

$$X_A^{seg} = \begin{bmatrix} \{X_A^{seg1}\}_{<n/N>} \\ \{X_A^{segi}\}_{<n/N>} \\ \{X_A^{segN}\}_{<n/N>} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^{a1}, \dots, x_k^{a1} \\ x_{k+1}^{a1}, \dots, x_j^{a1} \\ x_{j+1}^{a1}, \dots, x_n^{a1} \end{bmatrix}.$$

Критерием успешного выполнения этапа является проверка совпадения суммарной длины полученных сегментов с исходной. При этом выбор длины сегмента осуществляется итерационно и ориентирован на уменьшение ошибки аппроксимации данных на последующих этапах обработки. В полученных сегментах данных могут содержаться аномальные значения [14], устранение которых обеспечивается в ходе второго этапа.

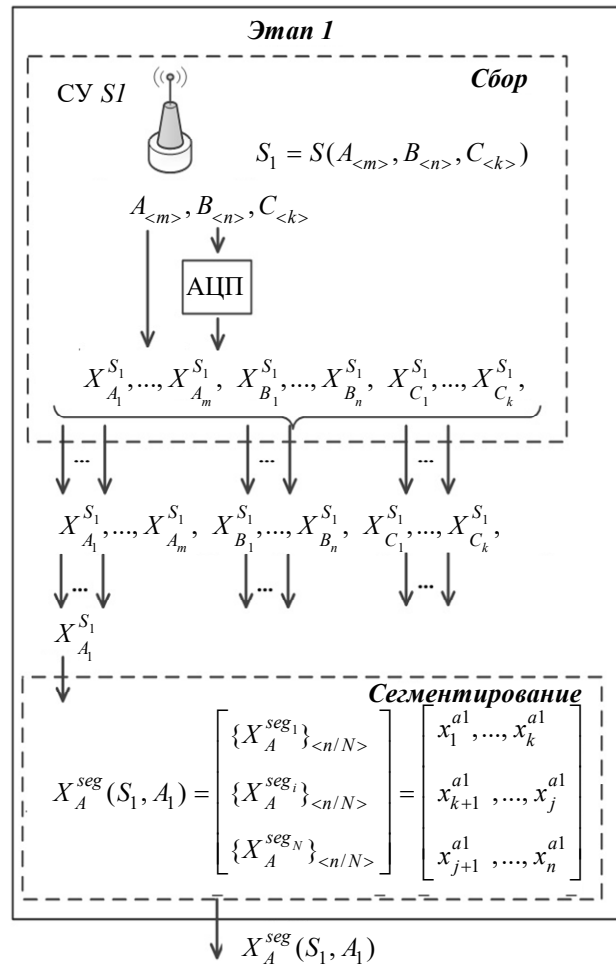


Рис. 1

Этап 2. Адаптация данных сенсорных узлов. В ходе второго этапа осуществляется поиск и устранение аномалий в данных сенсорных узлов (рис. 2).

Адаптация данных сенсорных узлов должна обеспечивать устранение аномалий в виде элементов со значениями NaN и выбросов. В общем виде этот процесс можно разделить на две процедуры, первая из которых заключается в поиске аномалий, а вторая — в их устранении. При этом резкие изменения постоянного характера в данных не устраняются, что может быть необходимо, например, для выявления аномального поведения контролируемого объекта в системах пожарно-охранной сигнализации.

Поиск выбросов осуществляется с помощью расчета среднего абсолютного отклонения (от англ. MAD — mean absolute deviation) для матрицы X_A^{seg} построчно:

$$MAD(X_A^{seg}) = \begin{bmatrix} MAD(\{X_A^{seg1}\}_{<n/N>}) \\ MAD(\{X_A^{seg2}\}_{<n/N>}) \\ \dots \\ MAD(\{X_A^{segN}\}_{<n/N>}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} MAD(x_1^{a1}, \dots, x_k^{a1}) \\ MAD(x_{k+1}^{a1}, \dots, x_j^{a1}) \\ \dots \\ MAD(x_{j+1}^{a1}, \dots, x_n^{a1}) \end{bmatrix}.$$

Использование функции MAD для оценки отклонения в выборке и последующей идентификации выбросов наиболее целесообразно по сравнению со среднеквадратическим отклонением, так как требует наименьших вычислительных затрат.

Для расчета среднего абсолютного отклонения воспользуемся формулой

$$\text{MAD} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - m(X)|,$$

где $m(X)$ — среднее значение.

Алгоритм расчета среднего значения $m(X)$ существенно влияет на величину MAD.

В качестве среднего значения могут быть выбраны следующие:

- среднее арифметическое значение выборки;
- медиана выборки;
- мода выборки.

Оптимальным является использование медианного значения

$$m(X) = \text{mediana}(X),$$

обладающего рядом преимуществ по сравнению с модой и средним арифметическим значением выборки, а именно [15]:

— сильно отличающиеся от остальных данных крайние значения не влияют на величину медианы;

— значение медианы является единственным для каждого набора данных, в отличие от моды (бимодальная выборка);

— медиана может быть определена не из полного набора данных (достаточно знать их порядковое расположение, общее число и несколько значений, расположенных в середине).

Устранение элементов со значениями NaN предлагается осуществить путем замены на предыдущее в анализируемом сегменте значение, а в случае, если таковое отсутствует или не определено, использовать вместо него последующее значение:

$$x_i = \begin{cases} x_{i-1}, & x_i = NaN \vee x_i \in \emptyset; \\ x_{i+1}, & x_i = NaN \vee x_i \in \emptyset \wedge x_{i-1} = NaN \vee x_{i-1} \in \emptyset, \end{cases}$$

где x_i , x_{i-1} и x_{i+1} — текущий, предыдущий и последующий элементы сегмента соответственно.

При возникновении ситуации, характеризуемой отсутствием или неопределенностью нескольких предыдущих и последующих значений, следует продолжать выбор ближайшего значения для замены итерационно. Если все элементы сегмента содержат значения NaN , необходимо использовать ближайшие значения элементов соседних сегментов, но отстоящие не более, чем на $2l_{seg}$. В случае превышения расстояния $2l_{seg}$ считать выборку недействительной, а сенсорный узел — неисправным.

В качестве восстанавливаемого вместо выброса значения будем использовать значение центрального элемента между предыдущим и последующим элементами выборки:

$$x_i = \begin{cases} \frac{x_{i-1} + x_{i+1}}{2}; \\ x_{i+1}; \\ x_{i-1}. \end{cases}$$

Критерием успешного выполнения этапа является отсутствие в сегментированных данных элементов, превышающих пороговое значение 3MAD , и элементов NaN после выполнения всех процедур обработки.

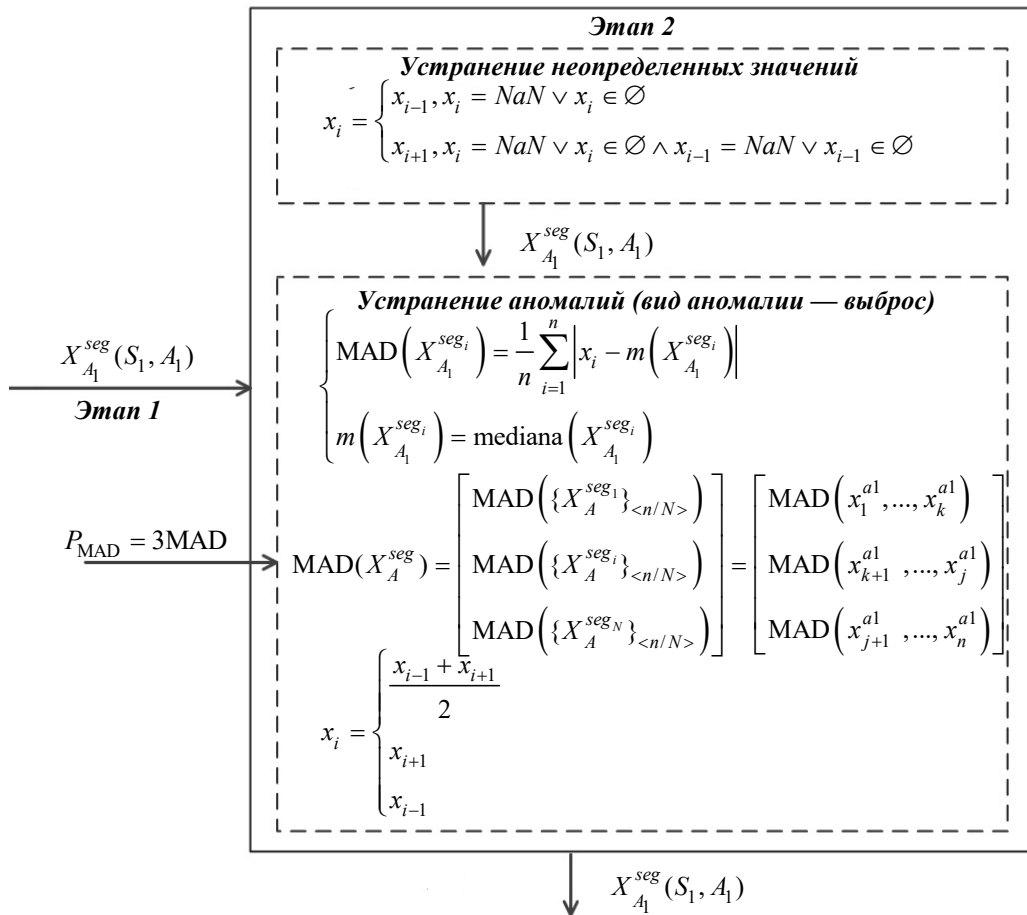


Рис. 2

Этап 3. Аппроксимация данных сенсорных узлов (рис. 3). Осуществляется аппроксимация полученной на предыдущем этапе матрицы сегментов данных сенсорных узлов с устраненными аномалиями. Точность описания данных моделью кусочно-полиномиальной регрессии напрямую связана с используемой степенью полинома. Чем сложнее зависимость между предикторами и критериалами, тем выше степень необходимого для описания данных полинома.

Исходя из сравнительной оценки качества аппроксимации можно сделать вывод, что наилучшей способностью к описанию выборок с нелинейной динамикой обладает модель полиномиальной регрессии при максимальной степени полинома, наихудшей — модель простой линейной регрессии. Наряду с этим, меняя параметры моделей регрессии „Лассо“ и „Эластичная сеть“, можно добиться результатов аппроксимации, превосходящих в отдельных случаях модель полиномиальной регрессии с полиномами невысоких степеней. Однако высокая алгоритмическая и вычислительная сложность таких моделей существенно ограничивает их применение в аппаратно-программной логике сенсорных узлов.

Приемлемой для использования является модель полиномиальной регрессии с полиномом второй степени (параболическая регрессия — ПБР), которая подходит для описания как линейных, так и нелинейных зависимостей, не требует больших вычислительных ресурсов, а также обладает достаточной для решения задачи аппроксимации данных сенсорных узлов точностью.

Рассчитаем параметры модели параболической регрессии для каждой строки, т.е. представим матрицу сегментов данных в виде матрицы коэффициентов ПБР:

$$X_A^{seg} \rightarrow B = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_i \\ B_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_0^{seg_1} + b_1^{seg_1}t + b_2^{seg_1}t^2 \\ b_0^{seg_i} + b_1^{seg_i}t + b_2^{seg_i}t^2 \\ b_0^{seg_N} + b_1^{seg_N}t + b_2^{seg_N}t^2 \end{bmatrix}.$$

С помощью метода наименьших квадратов найдем параметры b_0, b_1, b_2 для всех моделей ПБР, образующих матрицу B , решив для каждой модели систему уравнений вида

$$\left. \begin{aligned} nb_0 + b_1 \sum_{i=0}^n t_i + b_2 \sum_{i=0}^n t_i^2 &= \sum_{i=0}^n x; \\ b_0 \sum_{i=0}^n t_i + b_1 \sum_{i=0}^n t_i^2 + b_2 \sum_{i=0}^n t_i^3 &= \sum_{i=0}^n t_i x, \\ b_0 \sum_{i=0}^n t_i^2 + b_1 \sum_{i=0}^n t_i^3 + b_2 \sum_{i=0}^n t_i^4 &= \sum_{i=0}^n t_i^2 x. \end{aligned} \right\}$$

Найдем неизвестные коэффициенты для каждой модели:

$$b_0 = \frac{\Delta_1}{\Delta}, \quad b_1 = \frac{\Delta_2}{\Delta}, \quad b_2 = \frac{\Delta_3}{\Delta}.$$

Составим уравнения ПБР, подставив найденные коэффициенты b_0, b_1, b_2 в соответствующие уравнения вида $y = b_0 + b_1 x + b_2 x^2$.

Оценим качество аппроксимации данных полученной кривой второго порядка с помощью вычисления суммы квадратов ошибок:

$$SSE = \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2.$$

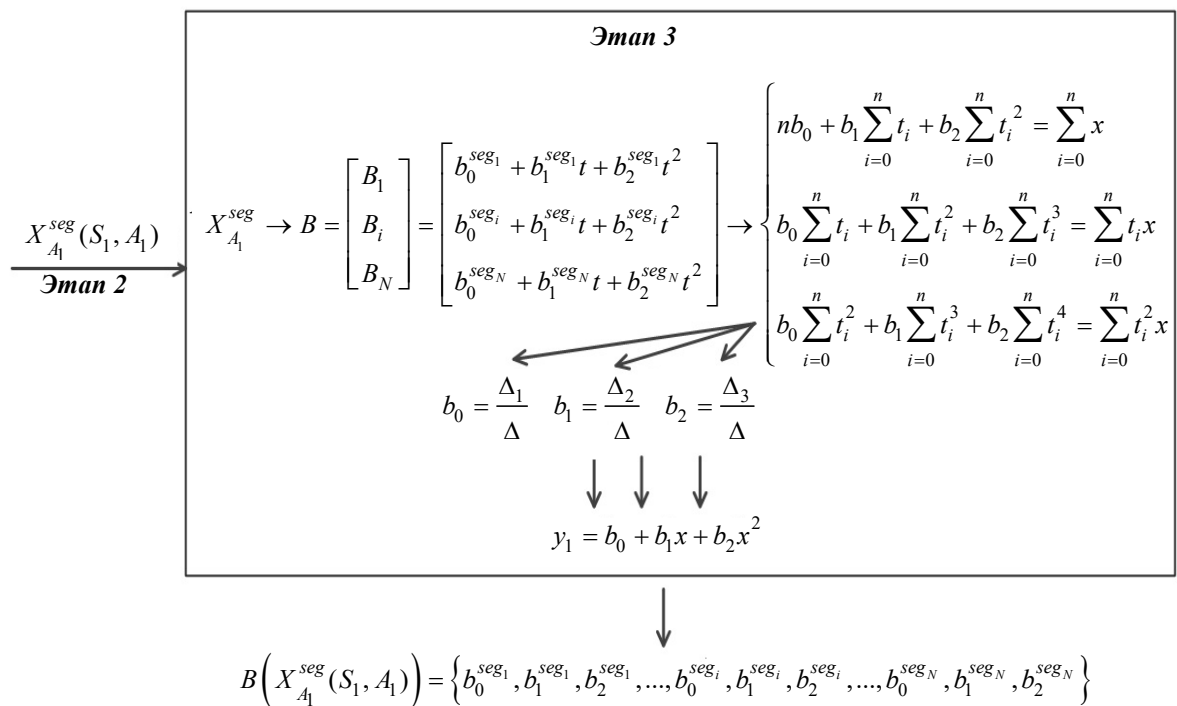


Рис. 3

Этап 4. Формирование групп сенсорных узлов (рис. 4). Осуществляется объединение в группы близкорасположенных сенсорных узлов со схожей динамикой изменения данных путем вычисления расстояния Чебышева и сравнения его с пороговым значением P_d :

$$d^{CD}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \max_{i=1(1)n} |x_i - y_i|,$$

$$GR = \begin{cases} 0, & d^{CD}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq P_d, \\ 1, & d^{CD}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) < P_d. \end{cases}$$

Качество выполнения этапа достигается правильным выбором порогового значения P_d , обеспечивающего возможность управления механизмом формирования сенсорных узлов в группы. Параметр, отвечающий за взаимное расположение сенсорных узлов в пространстве, считается содержащимся в векторе метаданных или заданным в качестве исходных данных (в рамках данной работы не рассматривается).

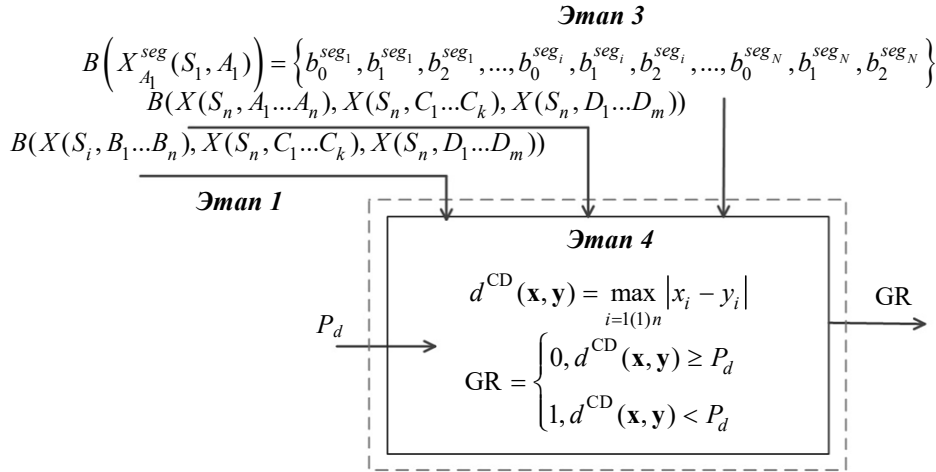
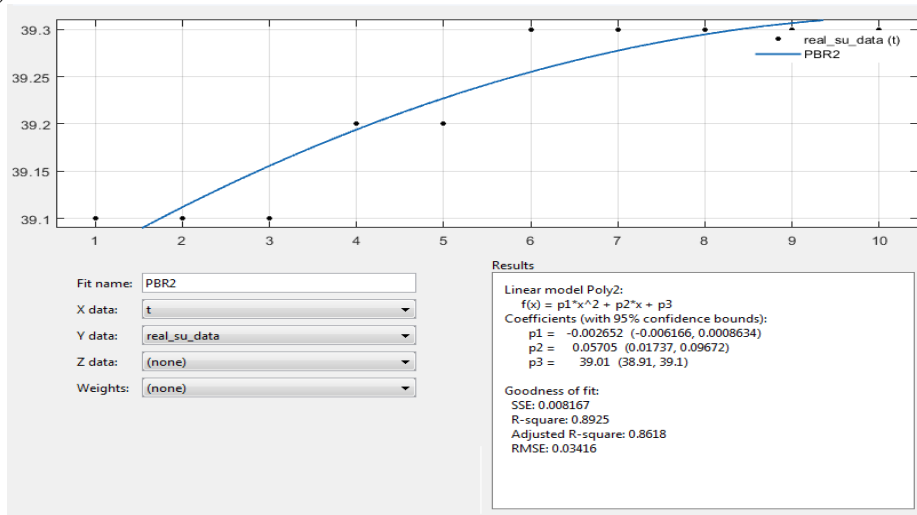


Рис. 4

Моделирование. Проведем экспериментальное исследование макета сети, состоящей из 11 сенсорных узлов и одной базовой станции. Для этого обработаем произвольный сегмент данных, полученный с сенсорного узла, оснащенного датчиком DHT22. Скриншоты, отображающие результаты аппроксимации и распределение ошибок аппроксимации, показаны на рис. 5, а, б соответственно; пример формирования групп сенсорных узлов в ходе эксперимента — на рис. 6.

а)



б)

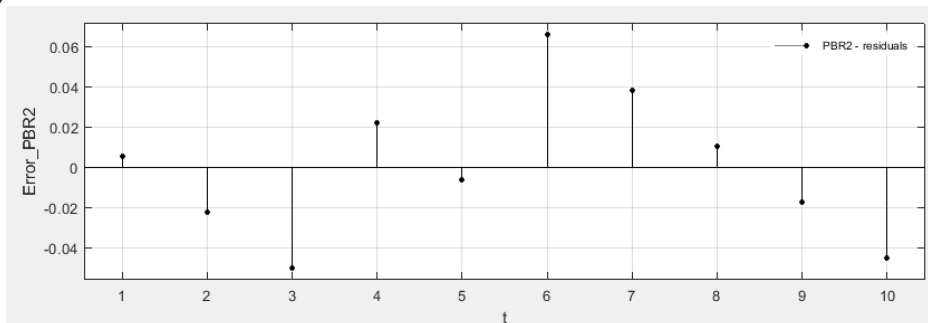


Рис. 5

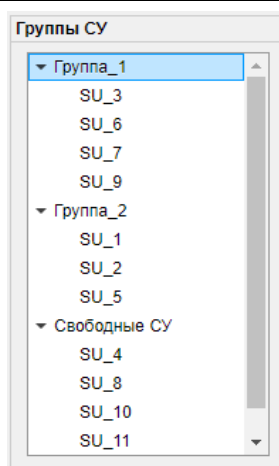


Рис. 6

Как видно из рис. 6, в процессе обработки данных сенсорных узлов сформировано три группы, первая из которых включает узлы № 3, 6, 7, 9, вторая — узлы № 1, 2, 5, третья — узлы № 4, 8, 10, 11. Третья группа содержит свободные сенсорные узлы, которые не удалось отнести ни к одной из сформированных групп. В ходе экспериментов установлено, что фактический объем результирующего трафика, передаваемого в каналах связи макета сети, составляет от 9,8 до 18,7 % от исходного. При этом наибольшая эффективность агрегирования достигается при обработке данных со слабой динамикой.

Заключение. Разработанный метод обеспечивает эффективное агрегирование, которое позволяет существенно сократить объем передаваемых в каналах связи ГБСС данных сенсорных узлов, что подтверждается проведенными экспериментами. Основная идея метода заключается в преобразовании исходных векторов значений, регистрируемых сенсорными узлами, к векторам значений коэффициентов кусочно-полиномиальной регрессии, содержащим меньшее количество элементов, и в формировании их в группы путем вычисления расстояния Чебышева с последующим сравнением с пороговым значением.

Представляется, что разработанный метод будет интересен при проектировании различных протоколов маршрутизации для ГБСС и может способствовать решению следующих задач [16]: сбор и агрегация данных, самоорганизация сенсорных узлов, минимизация энергопотребления сенсорных узлов и увеличение общего времени жизни всей сети. Также применение метода может послужить стимулом для развития технологий туманного агрегирования данных в аппаратно-программной логике вычислительных устройств — сенсорных узлов.

Применение рассмотренного метода на практике позволит проводить агрегирование данных сенсорных узлов в ГБСС. Возможным направлением дальнейших исследований является выбор оптимальных пороговых значений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ли П. Архитектура интернета вещей. М.: ДМК Пресс, 2019. 454 с.
2. Махров С. С. Использование нейронных механизмов искусственного интеллекта для кластеризации узлов и маршрутизации данных в беспроводных сенсорных сетях. Автореф. дис. ... канд. техн. наук. М., 2015.
3. Мутханна А. С. А. Исследование трафика и протоколов маршрутизации в беспроводных сетях. Автореф. дис. ... канд. техн. наук. СПб, 2016.
4. Бершадский А. М., Курилов Л. С., Финогеев А. Г. Обзор методов маршрутизации в беспроводных сенсорных сетях // Изв. вузов. Технические науки. Информатика, вычислительная техника. 2012. Т. 21, № 1. С. 47—57.
5. Тараканов Е. В. Агрегирование данных мультисенсоров в беспроводных сенсорных сетях. Автореф. дис. ... канд. техн. наук. Томск, 2012.

6. Голубничая Е. Ю. Агрегирование данных в беспроводных сенсорных сетях мониторинга // „Проблемы передачи информации в инфокоммуникационных системах“: Сб. докл. и тез. XIII Всерос. науч.-практ. конф. (26 мая 2017). Волгоград: ВГУ, 2017. С. 37—42.
7. Колчин М. А., Шилин И. А., Климов Н. В., Гарайзуев Д. С., Муромцев Д. И., Заколдаев Д. А. Метод агрегации и нормализации данных гетерогенной сенсорной сети // Изв. вузов. Приборостроение. 2015. Т. 58, № 11. С. 945—951. DOI: 10.17586/0021-3454-2015-58-11-945-951.
8. Кремер Н. Ш. Теория вероятностей и математическая статистика: Учебник для вузов. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2010. 551 с.
9. Краснов М. Л., Киселев А. И., Макаренко Г. И., Шикин Е. В., Заляпин В. И., Соболев С. К. Вся высшая математика: Учебник. М.: Эдиториал УРСС, 2001. Т. 5. 296 с.
10. Скляр Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение. М.: Изд. дом. „Вильямс“, 2007. 1104 с.
11. Омельченко А. В. Теория графов. М.: МЦНМО, 2018. 416 с.
12. Дьяконов В. П. MatLab. Полный самоучитель. М.: ДМК Пресс, 2012. 768 с.
13. Восков А. Л. Статистическая обработка эксперимента: Курс лекций для факультета наук о материалах. 2017 г. [Электронный ресурс]: <<https://td.chem.msu.ru/study/generalcourses/statdatatreatment/>>.
14. Настека А. В., Канев А. Н., Бессонова Е. Е. Выявление аномалий в беспроводных сенсорных сетях системы „умный дом“ // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2017. Т. 17, № 3. С. 450—456.
15. Иванов О. В. Статистика: Учебный курс для социологов и менеджеров. Ч. 1. Описательная статистика. Теоретико-вероятностные основания статистического вывода. М.: МГУ, 2005. 187 с.
16. Ерохин С. Д., Махров С. С. Протоколы маршрутизации в беспроводных сенсорных сетях, основанные на местоположении узлов и направленные на агрегацию данных // Т-Comm — Телекоммуникации и транспорт. 2013. № 3. С. 44—47.

Сведения об авторе

Алексей Михайлович Павлов

— Курский государственный университет, кафедра программного обеспечения и администрирования информационных систем; ассистент;
E-mail: vka_off@mail.ru

Поступила в редакцию
30.04.2021 г.

Ссылка для цитирования: Павлов А. М. Метод интеллектуального квазииндифферентного агрегирования данных гетерогенных беспроводных сенсорных сетей // Изв. вузов. Приборостроение. 2021. Т. 64, № 9. С. 709—719.

METHOD OF INTELLIGENT QUASI-INDIFFERENT DATA AGGREGATION IN HETEROGENEOUS WIRELESS SENSOR NETWORKS

A. M. Pavlov

Kursk State University, 305000, Kursk, Russia
E-mail: vka_off@mail.ru

A new method for intelligent quasi-indifferent data aggregation of heterogeneous wireless sensor networks is presented. The essence of the method consists in converting the initial vectors of values recorded by the sensor nodes to vectors of values of the coefficients of piecewise polynomial regression containing a smaller number of elements, as well as in forming them into groups by calculating the Chebyshev distance with subsequent comparison with a threshold value. The developed method includes the stage of data adaptation to anomalies, which is provided by calculating and comparing with the threshold value of the scaled mean absolute deviation. The method is focused on the use in the hardware and software logic of local computing devices — sensor nodes — and can serve as a basis when designing various routing protocols for heterogeneous wireless sensor networks.

Keywords: aggregation, heterogeneous wireless sensor network, sensor node, communication channel, method of intelligent quasi-indifferent data aggregation

REFERENCES

1. Lea P. *Internet of Things for Architects*, Packt Publishing, 2018, 524 p.
2. Makhrov S.S. *Ispol'zovaniye neyronnykh mekhanizmov iskusstvennogo intellekta dlya klasterizatsii uzlov i marshrutizatsii dannykh v besprovodnykh sensorykh setyakh* (Using Neural Mechanisms of Artificial Intelligence for Clustering Nodes and Routing Data in Wireless Sensor Networks), Candidate's thesis, Moscow, 2015, 145 p. (in Russ.)
3. Mutkhanna A.S.A. *Issledovaniye trafika i protokolov marshrutizatsii v besprovodnykh setyakh* Investigation of traffic and routing protocols in wireless networks Candidate's thesis, St. Petersburg, 2016. 176 p. (in Russ.)
4. Bershadsky A.M., Kurilov L.S., Finogeev A.G. *University Proceedings. Volga Region. Technical Sciences*, 2012, no. 1(21), pp. 47–57. (in Russ.)
5. Tarakanov E.V. *Aggregirovaniye dannykh multisensov v besprovodnykh sensorykh setyakh* (Aggregation of Multisensor Data in Wireless Sensor Networks), Candidate's thesis, Tomsk, 2012, 95 p. (in Russ.)
6. Golubnichaya E.Yu. *Problemy peredachi informatsii v infokommunikatsionnykh sistemakh* (Problems of Information Transmission in Infocommunication Systems), Collection of reports and abstracts of the XIII All-Russian Scientific and Practical Conference (May 26, 2017), Volgograd, 2017, pp. 37–42. (in Russ.)
7. Kolchin M.A., Shilin I.A., Klimov N.V., Garaizuev D.S., Muromtsev D.I., Zakoldaev D.A. *Journal of Instrument Engineering*, 2015, no. 11(58), pp. 945–951, DOI: 10.17586/0021-3454-2015-58-11-945-951. (in Russ.)
8. Kremer N.Sh. *Teoriya veroyatnostey i matematicheskaya statistika* (Probability Theory and Mathematical Statistics), Moscow, 2010, 551 p. (in Russ.)
9. Krasnov M.L., Kiselev A.I., Makarenko G.I., Shikin E.V., Zalyapin V.I., Sobolev S.K. *Vsya vysshaya matematika: Uchebnik. Tom 5* (All Higher Mathematics: Textbook. Vol. 5), Moscow, 2001, 296 p. (in Russ.)
10. Sklar B. *Digital communications*, Prentice Hall, January 21, 2001, 1079 p.
11. Omel'chenko A.V. *Teoriya grafov* (Graph Theory), Moscow, 2018, 416 p. (in Russ.)
12. D'yakov V.P. *MATLAB. Polnyy samouchitel'* (MATLAB. Complete tutorial), Moscow, 2012, 768 p. (in Russ.)
13. <https://td.chem.msu.ru/study/generalcourses/statdatatreatment/>. (in Russ.)
14. Nasteka A.V., Kanev A.N., Bessonova E.E. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2017, no. 3(17), pp. 450–456. (in Russ.)
15. Ivanov O.V. *Statistika/Uchebnyy kurs dlya sotsiologov i menedzherov. Chast' 1. Opisatel'naya statistika. Teoretiko-veroyatnostnyye osnovaniya statisticheskogo vyvoda* (Statistics/Training Course for Sociologists and Managers. Part 1. Descriptive Statistics. Probabilistic Foundations of Statistical Inference), Moscow, 2005, 187 p. (in Russ.)
16. Erokhin S.D., Makhrov S.S. *T-Comm*, 2013, no. 3, pp. 44–47. (in Russ.)

Data on author

Alexey M. Pavlov — Kursk State University, Department of Software and Information Systems Administration; Assistant; E-mail: vka_off@mail.ru

For citation: Pavlov A. M. Method of intelligent quasi-indifferent data aggregation in heterogeneous wireless sensor networks. *Journal of Instrument Engineering*. 2021. Vol. 64, N 9. P. 709–719 (in Russian).

DOI: 10.17586/0021-3454-2021-64-9-709-719