

УДК 004.45

DOI: 10.22213/2410-9304-2019-4-156-162

МОДЕЛЬ СБОРА ДАННЫХ НА ОСНОВЕ КЛАСТЕРИЗАЦИИ УСТРОЙСТВ
ИНТЕРНЕТА ВЕЩЕЙ*Р. В. Файзуллин*, кандидат экономических наук, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия*Ш. Херинг*, аспирант, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

Современные производственные системы могут включать множество элементов и связей между ними. Для эффективной работы системы необходимо оперативно собирать и обрабатывать информацию ее элементов. Целью статьи стало описание модели сбора данных с устройств интернета вещей на основе кластеризации. Количество устройств влияет на сложность организации работы системы. В основе схемы сбора данных должна быть выработана стратегия формирования маршрутов передачи информации. В статье описана возможность использования мобильных агентов для сбора данных. Оптимизация маршрутов агентов между узлами интернета вещей сводится к построению гамильтонова цикла (замкнутого со стартом в конкретной точке) с минимальными затратами на его прохождение (время, расстояние или др.). Для упрощения задачи предложено кластеризовать узлы внутри системы. В случае необходимости оптимизации маршрутов мобильных агентов определена функция, в которой учтены такие параметры, как расстояния между узлами системы, важность собираемой информации, энергия узлов и т. п., при этом за счет коэффициентов уравнения, которые задаются экспертно, можно влиять на процесс планирования маршрута для мобильных агентов в системах интернета вещей с учетом необходимого баланса между показателями производительности системы. Предложенная формулировка задачи позволяет использовать марковский процесс принятия решений для ее решения.

Ключевые слова: мобильный агент, сбор данных, интернет вещей, марковский процесс принятия решений, кластеризация.

Введение

Современные тенденции развития производственных систем требуют решения ряда задач, в том числе сбор, обработка, анализ данных и принятие на основе этого управленческих решений. В интернете вещей (Internet of Things (IoT)) децентрализованные вычислительные блоки взаимодействуют друг с другом повсеместно, таким образом формируя киберфизические системы из умных элементов (товаров, заготовок, машин), транспортных и других подразделений. Такая система позволяет элементам работать вместе, автоматически синхронизироваться и взаимодействовать с людьми посредством интерфейсов, чтобы сформировать в режиме реального времени промышленные сети (киберфизические производственные системы) [1]. Эта сложная коммуникация была бы немыслима без интернета вещей.

С учетом всех современных достижений науки узлы интернета вещей могут быть оснащены не только средствами измерения, управления, но и вычислительными средствами. Интернет вещей уже сейчас внедряется во многие сферы деятельности: логистику [2], производство [3, 4], сельское хозяйство [5], интеллектуальные среды (умные дома, города...) [6], здравоохранение [7].

Целью статьи является описание модели сбора данных с устройств интернета вещей на основе кластеризации с учетом таких параметров, как расстояние между узлами системы, важность собираемой информации, энергия узлов и т. п., при этом за счет коэффициентов уравнения, которые задаются экспертно, можно влиять на процесс планирования маршрута для мобильных агентов в системах интернета вещей с учетом необходимого баланса между показателями производительности системы. Предложенная формулировка задачи позволит использовать марковский процесс принятия решений для ее решения.

Организация сбора данных в системе интернета вещей

Сбор данных для их дальнейшей обработки, то есть формирование базы данных, является одной из основных задач системы интернета вещей. Важно чтобы система могла извлекать знания из данных, чтобы уменьшить трафик в системе. С точки зрения оптимизации процессов необходим выбор наиболее эффективных маршрутов передачи данных от источника формирования данных к месту их хранения и обработки. Маршрутизация агрегации данных в специальных сетях выполняется в двух схемах: клиент-сервер и мобильный агент [8–10].

В случае агрегирования данных с использованием схемы мобильного агента один или несколько мобильных агентов встраивают в систему интернета вещей для сбора, объединения и сжатия данных с целью уменьшения трафика в сети [11]. Таким образом, можно утверждать, что использование мобильных агентов для агрегирования данных в интернете вещей является более энергоэффективным, чем схема клиент-сервер.

Однако использование мобильных агентов для сбора данных имеет определенную проблему, связанную с необходимостью планирования маршрутов для мобильных агентов, что влияет на производительность всей системы [12]. Существует ряд работ со схемами сбора данных, их маршрутизации и размещению мобильных агентов для беспроводных сетей датчиков [13–17].

Задача сводится к задаче многокритериальной оптимизации, потому что необходима как высокая производительность системы (скорость, точность работы и т. п.), так и безопасность системы (вероятность отказа, помехоустойчивость и т. п.)

С учетом влияния случайных составляющих на работу системы рассмотрим возможность использования марковского процесса принятия решений для планирования маршрутов мобильных агентов в системе интернета вещей [18]. В вопросе использования марковского процесса принятия решений можно выделить несколько задач.

- поиск оптимального соотношения между показателями производительности системы и ее надежности;

- уменьшение трафика за счет эффективной маршрутизации для мобильных агентов и распределение нагрузок между элементами системы;

- выделение классов состояний системы, которые являются важными с точки зрения принятия решений.

При определении моментов для принятия решений возможно решение вышеобозначенных оптимизационных задач путем расчета ожидаемого эффекта (математического ожидания результата) за счет использования вероятностей перехода из одного состояния системы в другое.

С одной стороны, получается, что стоит задача повышения эффективности узлов системы при максимальном увеличении времени жизни системы, однако следует предусмотреть, чтобы использование марковского процесса принятия решений для маршрутизации мобильных агентов не приводило к задержке в передаче данных.

Мобильный агент должен приводить в действие программу, которую несет некий программный код с назначенным планом маршрута [19]. В динамических сетях сервер отправляет один или несколько мобильных агентов по всем беспроводным узлам, чтобы посетить их один за другим и выполнить определенную задачу, например сбор данных.

Для удовлетворения требований сетей предложены различные методы агрегации данных, основанные на интеграции узлов датчиков с мобильными агентами. В этих работах каждый агент передается между определенной группой исходных узлов, которые предопределены базовой станцией для запуска своего кода на узлах сбора информации и передачи ее на базовую станцию. Использование мобильных агентов в структуре сетей позволило решить ряд проблем, вызванных высокими энергозатратами датчиков на передачу данных, коротким сроком службы датчиков, избыточностью трафика и высокими задержками [20]. Однако важной задачей становится планирование маршрутов агентов.

Если мы считаем, что маршрут должен быть проложен так, чтобы агент выходил из центра, обходил все узлы и возвращался в центр, то получается, мы имеем дело с гамильтоновым графом. То есть таким графом (набором вершин и ребер между ними), в котором содержится гамильтонов цикл (замкнутый путь), который проходит через каждую вершину данного графа ровно по одному разу [21]. Если быть более точным, то если мы ищем наикратчайший гамильтонов цикл, то мы имеем дело с некой модификацией задачи коммивояжера (замкнутый вариант). Классическая задача коммивояжера состоит в следующем: коммивояжер должен посетить каждый из

заданных городов по одному разу, выехав из некоторого из этих городов и вернувшись в него же. Конечно, для решения этой задачи существует простой алгоритм – полный перебор всех возможных вариантов. Однако такой подход, как правило, неприемлем из-за чрезвычайно большого числа этих вариантов (если число городов равно n , то число всех возможных обходов $n!$, даже с учетом того, что длина прямого и обратного маршрутов одинаковы, нам необходимо проверить $\frac{n!}{2}$ вариантов). Поэтому вызывает

интерес не просто алгоритм, а эффективный алгоритм. Многие задачи, такие как задача коммивояжера, с вычислительной точки зрения представляются достаточно трудными. Для их решения до сих пор не найдено полиномиальных алгоритмов. Возможно, что таких алгоритмов не существует, но пока это не доказано. Задача обойти все узлы, выйдя из центра, является частным случаем задачи коммивояжера с известным первым «городом» и если решать задачу перебором, то количество вариантов $\frac{(n-1)!}{2}$.

Использование марковского процесса принятия решений в выборе маршрута мобильного агента

Марковский процесс принятия решения определяется параметрами $(S, A, P(s, a), R(s, a), \gamma)$, где S – пространство состояний, A – пространство действий, $P(s, a)$ – распределение вероятности перехода по пространству состояний при выполнении действия a в состоянии s , $R(s, a)$ – доход от выполнения действия a в состоянии s , а $\gamma \in [0, 1)$ – коэффициент дисконтирования доходов, полученных от будущих действий и состояний.

Результатом применения марковского процесса принятия решений является некая стратегия π , которая определяет способ принятия решения (вектор управления), т. е. определяет выбор действий для конкретных состояний.

Оптимальной будет такая стратегия, которая максимизирует полный ожидаемый доход для всех действий и состояний. Основными методами определения оптимальных стратегий являются рекуррентный и итерационный методы.

Итерационный метод решения использует априорное знание вероятностей перехода состояний для достижения оптимальной политики до начала работы мобильного агента в системе. По сути, метод итерации значений позволяет найти компромисс между временем обучения и точностью априорных значений.

Основная идея итерации значений состоит в том, чтобы использовать вероятности перехода для разработки будущих состояний, а затем вычислить ожидаемое общее значение $V(s, a)$ для конкретного действия a , предпринятого в конкретном состоянии s . Действие, обеспечивающее максимальный доход для конкретного состояния, является оптимальным действием для этого состояния. Оптимальные действия для всех состояний образуют оптимальную стратегию π' .

Рассмотрим некоторые исследования, направленные на планирование маршрута мобильных агентов в динамических сетях.

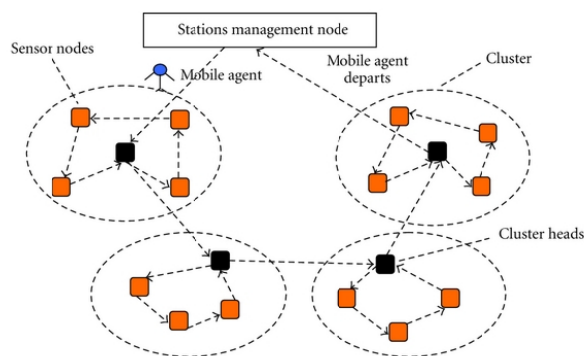
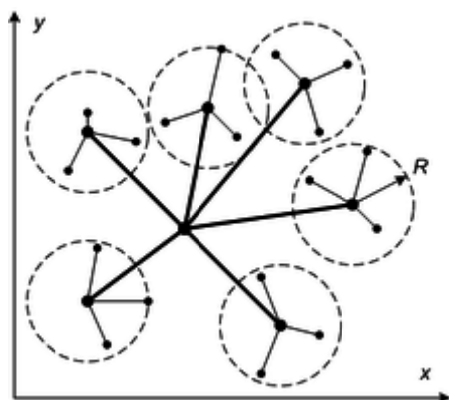
Gap и др. предложили, чтобы каждый автономный мобильный агент передавал пакет данных с исходного узла на базовую станцию, используя свой собственный план маршрутизации для достижения приемлемой производительности потребления энергии в сети и задержки передачи. Hussain и др. предложили энергоэффективную маршрутизацию на базе базовой станции. Для увеличения срока службы сети предлагаемый ими метод использует четыре типа агентов: агент интерфейса, который отвечает за прием запросов узлов и ответ на них. Региональный агент, который отправляет полученные запросы в кластеры. Агенты кластера, которые отвечают за передачу запросов в сети и обработку данных. Агенты запросов, которые организуют запрошенные данные для оптимизации энергопотребления узлов. Однако такой метод не обеспечивает решения проблемы возможного сбоя сети.

Для построения дерева сбора данных для группы беспроводных сенсорных узлов для передачи полезной информации на базовую станцию Liao и др. представили подход с использованием обучающихся мобильных агентов. Перед каждой передачей данных агент использует «муравьиный алгоритм» [22] для получения маршрута агрегации данных в своей среде. Использование эволюционного алгоритма позволяет интеллектуальному агенту снизить энергопотребление сенсорных узлов путем принятия соответствующих решений. Однако если беспроводные сенсорные узлы могут совместно использовать только полезные результаты обнаруженных событий, они увеличат потребление энергии сетей беспроводных датчиков.

На основе отправки полезных результатов наблюдений Juneja и др. рассмотрели кластеры, во главе которых использованы мобильные агенты для агрегации данных и их совместное функционирование в динамических сетях. Однако подход игнорирует проблемы отказоустойчивости, хотя сеть тоже подвержена отказам. Чтобы решить эту проблему, Fissaoui и др. предложили энергоэффективный рас-

пределенный алгоритм для агрегации данных в сетях беспроводных датчиков, который применяет метод кластеризации по узлам датчиков, затем обеспечивает планирование маршрута для мобильного агента среди кластеров и другое альтернативное планирование маршрута в случае сбоя сети. Кроме того, рассмотрен эффективный метод сбора данных в сетях беспроводных датчиков, который использует несколько мобильных агентов [23]. Этот метод, основанный на векторных лидах (vector leads-based method), представляет собой комбинацию двух подходов: алгоритма кластеризации и маршрутизации для определения оптимальных кластеров и нахождения эффективного плана маршрута от кластеров к центру обработки данных (далее просто центр). Этот метод увеличил потребление энергии узлов, и этот подход не удовлетворяет мобильности узлов интернета вещей.

Для повышения производительности системы и исключения дублирования мобильных агентов в процессе сбора данных предполагается, что узлы кластеризуются в k кластеров, каждый из которых включает определенное количество узлов (количество узлов в разных кластерах может быть разным). Метод кластеризации и определение оптимального количества узлов в кластере – это еще одна проблема в системах интернета вещей, которую следует решать. Центр направляет мобильный агент с определенным планом маршрута (или радиусом охвата) в определенный кластер для агрегации данных. На рисунке представлены варианты графического представления кластеризации узлов в системе. Кластеризация в первую очередь нужна и будет эффективна тогда, когда есть возможность разбиения узлов на кластеры таким образом, что межкластерные расстояния больше чем внутрикластерные или узлы хотя бы не меняют свою принадлежность к тому или иному кластеру в процессе функционирования системы. Если узлы динамичны, то кластеризация не всегда будет эффективна, потому что в какой-то момент функционирования системы может оказаться, что узел кластера находится далеко от того мобильного агента, который направлен в этот кластер, но близко к другому мобильному агенту.



Варианты графического представления кластеризации узлов в системе

Для формулировки модели системы предполагается, что каждый узел n_i имеет четыре основных свойства:

- d_{ij} : расстояние между n_i и узлом n_j , представленное d_{ij} , что является важным фактором для поиска оптимального планирования маршрута для мобильного агента. Разнородные узлы в системе интернета вещей перемещаются, поэтому расстояние между n_i и другими узлами изменяется непрерывно.

- d_{is} : расстояние между n_i и центром представлено d_{is} . Расстояние между движущимися узлами и центром также непрерывно изменяется. Предполагается, что центр статичен, и другие узлы приближаются к нему или удаляются от него. Поскольку каждый мобильный агент передает собранные данные в центр, учет расстояния между узлами и центром имеет важное значение для улучшения планирования маршрута мобильного агента.

- E_i – эта переменная показывает запас энергии n_i в любой момент. Каждый узел имеет определенное количество энергии при инициализации системы, которое уменьшается при обработке данных и приеме/отправке мобильного агента до тех пор, пока не «умрет» (его энергия будет меньше, чем необходимая энергия для приема/отправки мобильного агента). Будем считать, что центр не ограничен в энергии, потому что он статичен.

- p_i – приоритет данных узла n_i . Собранные данные могут обладать разной ценностью. Так как узлы размещаются в различных точках сетей и узлы могут содержать очень важные или жизненно важные данные, то появляется необходимость в «зеленых коридорах» для некоторых ситуаций и в целом необходимость определения приоритетов. Таким образом, данные с высоким приоритетом должны быть собраны раньше других мобильным агентом для повышения надежности системы интернета вещей.

В целом параметры марковского процесса принятия решений для планирования маршрута мобильного агента в кластере узлов интернета вещей определяются следующим:

- *пространство состояний*: мы наблюдаем состояние системы интернета вещей, когда мобильный агент переходит на определенное устройство. Состояние интернета вещей представлено идентификатором узла, в котором задействован мобильный агент. Множество состояний определяется как S . Состояние системы s_i означает, что мобильный агент помещается в узел n_i ;

- *действие*: в нашей системе суть действия сводится к выбору следующего узла, на который перемещается мобильный агент. Если есть несколько узлов в радиусе отправки текущего узла, то у нас есть несколько возможных действий. Набор действий определяется как A . Действие a_i означает, что мобильный агент переходит к узлу n_i , т. е. местом назначения мобильного агента на следующем шаге является узел

n_i (следующее состояние системы s_i). Очевидно, что действие, которое выбрано (принято решение) в текущем состоянии, будет влиять на вероятность перехода к конкретному состоянию на следующем шаге. Другими словами, отдельный шаг в той или иной степени влияет на весь маршрут.

Вероятности перехода: учитывая принятые меры, некоторые вероятности перехода будут равны нулю, потому что:

- если узел n_j находится вне радиуса передачи текущего узла n_i , то n_i не может передать мобильный агент в n_j ; вероятность перехода для выбора действия a_i будет равна нулю;

- если мобильный агент собирает данные с узла n_j на предыдущих шагах, то n_j не может быть выбран до завершения периода (цикла) в следующем состоянии; следовательно, вероятность перехода для выбора действия a_j будет равна нулю.

В других случаях вероятность выбора действия a_j зависит от расстояния между узлами. Поэтому вероятность того, что система достигнет определенного состояния, может быть вычислена по формуле:

$$P(s_j) = \begin{cases} 0, & \text{если } d_{ij} > r_i, \\ 0, & \text{если } j \in V, \\ P(\text{в состоянии } s_i \text{ выбрано действие } a_j), & \end{cases} \quad (1)$$

где r_i – радиус передачи узла n_i , а d_{ij} – расстояние между узлом n_i и узлом n_j , P – множество посещенных узлов. В начале метода множество V пусто; каждый узел, данные которого собираются мобильным агентом, добавляется к множеству V . Наконец, вероятность того, что в состоянии s_i выбрано действие a_j , зависит от алгоритма построения маршрута. Иногда предполагается, что расстояние узлов друг от друга имеет нормальное распределение, а в качестве алгоритма решения задачи, выбирают метод ближайшего соседа [24].

Функция дохода: функция дохода $R(s_i, a_j)$ использует некоторые вознаграждения и штрафы для оценки результата, когда действие a_j выбрано в состоянии s_i . Точнее, $R(s_i, a_j)$ вычисляется так, как показано:

$$R(s_i, a_j) = \omega_1 E(s_i, a_j) + \omega_2 \rho(s_i, a_j) + \omega_3 G(s_i, a_j) + \omega_4 X(s_i, a_j), \quad (2)$$

где $E(s_i, a_j)$ – награда за выбор узла с меньшей энергией. Если текущая энергия узла n_j меньше заданного порогового значения, узел не может принять мобильный агент и отправить его (после сбора данных) на следующий узел или центр. В этом случае $E(s_i, a_j)$ для выбора узла n_j в качестве следующего назначения мобильного агента будет равно нулю.

Стоит отметить, что порог – это общая энергия, необходимая для приема мобильного агента и отправки его на следующий узел или центр. В противном случае мобильный агент предпочитает собирать данные с узла с более высоким риском «смерти», т. е. выбор узла с меньшей текущей энергией приносит больше вознаграждения. Другими словами, $E(s_i, a_j)$ вычисляется следующим образом.

Если $E_j(T) < \delta$, тогда $E(s_i, a_j) = 0$, иначе

$$E(s_i, a_j) = E_j(0) - E_j(T), \quad (3)$$

где $E_j(T)$ – текущая энергия узла n_j , а δ – заранее определенный порог, вычисленный, как показано в (3), а $E_j(0)$ – начальная энергия узла n_j .

$$\delta = E_j(R) + E_j(s), \quad (4)$$

где $E_j(R)$ – необходимая энергия для приема мобильного агента узлом n_j , а $E_j(s)$ – необходимая энергия узла n_j для отправки мобильного агента на следующий узел или центр.

В (2) $\rho(s_i, a_j)$ – это награда за выбор узла с высокоприоритетными данными. Мобильный агент предпочитает, чтобы собирать данные с более высоким приоритетом, раньше, чем другие. $\rho(s_i, a_j)$ вычисляется, как показано в (4).

$$\rho(s_i, a_j) = \begin{cases} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{cases}, \quad (5)$$

где a_1, a_2 и a_3 – вознаграждения, которые относятся к приоритету данных. Эти параметры могут иметь различные значения в различных приложениях (в зависимости от требований приложений).

В (3) $G(s_i, a_j)$ – это награда за выбор узла, который находится ближе к центру, чем другие непосещенные узлы. Поскольку размер полезных данных в памяти мобильного агента увеличивается за счет посещения большего количества узлов, мобильный агент предпочитает двигаться к центру постепенно, чтобы повысить надежность. $G(s_i, a_j)$ вычисляется:

$$G(s_i, a_j) = \begin{cases} 0, & \text{если } d_{js} > d_{vs}, \\ \theta & \text{иначе,} \end{cases} \quad (6)$$

где d_{js} – расстояние между выбранным узлом и центром; d_{vs} – минимальное расстояние между не посещенными узлами и центром. θ – это награда, которая рассматривала выбор ближайшего узла к центру в качестве следующего пункта назначения мобильного агента. Этот параметр может иметь различные значения в различных приложениях.

Наконец, $X(s_i, a_j)$ в (3) является штрафом за риск, например за то, что если узел n_j прибывает в опасную область. Мобильный агент менее заинтересован в выборе узлов, расположенных в пограничных точках зоны мониторинга (опасной области), в качестве следующего пункта назначения, т. е. если $r_s - \beta < d_{js} < r_s$ (где r_s – радиус зоны мониторинга, а β – радиус зоны риска), то $X(s_i, a_j)$ рассматривается для действия a_j (выбор узла n_j в качестве следующего назначения), иначе штраф равен нулю.

Наконец, следует отметить, что ω_i являются коэффициентами влияния параметров, которые можно варьировать в зависимости от потребностей.

Мы определили параметры марковского процесса принятия решений, который является способом получения оптимальной стратегии. Учитывая, что центр осведомлен о свойствах узлов, он проверяет общую энергию всех узлов. Если полная энергия системы выше нуля (по крайней мере, один узел находится в режиме реального времени), центр вычисляет расстояние между любыми парами узлов и расстояние между узлами и самим собой. Затем он вычисляет параметры марковского процесса принятия решений и выводит оптимальную стратегию π^* (наилучшую последовательность узлов, которые должен посетить мобильный агент), используя метод итерации значений. Результатом этого шага является планирование маршрута для мобильного агента для посещения кластера узлов интернета вещей.

Центр передает мобильный агент с планированием маршрута в определенный кластер для сбора данных или других задач. После посещения всех активных узлов мобильный агент снова возвращается к центру. Центр получает данные мобильного агента и обновляет его программу. Наконец, центр проверяет полную энергию системы, и если полная энергия системы выше нуля, алгоритм повторяется.

Выводы

В представленной модели предпринята попытка представить план маршрутизации мобильных агентов в системах интернета вещей с использованием марковского процесса принятия решений. При моделировании необходимо учитывать, что расстояние между узлами интернета вещей рассматривается как один из параметров системы. В результате правильного выбора количества кластеров в рамках одного кластера проще минимизировать пройденный путь и, следовательно, проще уменьшить энергию потребления узлов, это в конечном счете увеличит срок службы системы интернета вещей. Также предлагается учитывать важность информации, что позволяет уменьшить время принятия решений. Более того, предлагается агрегировать данные на узлах интернета вещей с низкой остаточной энергией и высокой вероятностью, поэтому учет этих факторов при моделировании марковского процесса принятия решений приводит к максимизации надежности сети. Для большей надежности модель избегает выбора узлов,

которые находятся в пограничных точках области мониторинга, применяя штраф за такое действие.

Использование в формулировке марковского процесса принятия решений коэффициентов, которые задаются экспертно, позволяет влиять на процесс планирования маршрута для мобильных агентов в системах интернета вещей, может сбалансировать показатели производительности, т. е. коэффициент воздействия каждого показателя производительности может быть установлен в соответствии с желаемыми требованиями.

Библиографические ссылки

- Wildemann H. (2018). Produktivität durch Industrie 4.0. München: TCW Transfer-Centrum GmbH.
- Развитие транспортно-логистических отраслей европейского союза: открытый BIM, интернет вещей и киберфизические системы / В. П. Куприяновский и др. // International Journal of Open Information Technologies. 2018. Т. 6 № 2. С. 54–100.
- Файзуллин Р. В., Херинг Ш. Тенденции внедрения концепции «интернет вещей» для автоматизации производства // Социально-экономическое управление: теория и практика. 2018. № 4 (35). С. 154–157.
- Файзуллин Р. В., Херинг Ш. Прогнозирование структурных сдвигов на основе самоорганизующихся карт Кохонена // Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века. Пермский государственный национальный исследовательский университет. 2019. С. 173–178.
- Интернет вещей в сельском хозяйстве (Agriculture-IoT / AIoT): мировой опыт, кейсы применения и экономический эффект от внедрения в РФ // Аналитический отчет. J'son&PartnersConsulting, 2017 [Электронный ресурс]. URL: <http://json.tv/ict>.
- Умные города: модели, инструменты, рейтинги и стандарты / В. И. Дрожжинов и др. // International Journal of Open Information Technologies. 2017. Т. 5. № 3.
- Runder J. Interrogation of Patient Smartphone Activity Tracker to Assist Arrhythmia Management / J. Runder [et al.] // Annals of Emergency Medicine. An international journal. 2016. Vol. 68. Iss. 3. P. 292-294.
- S. Pourroostaei Ardakani, J. Padget, and M. De Vos, "CBA: A Cluster-Based Client/Server Data Aggregation Routing Protocol", Ad Hoc Networks, vol. 50, pp. 68–87, Nov. 2016.
- G. P. Gupta, M. Misra, and K. Garg, "Towards Scalable And LoadBalanced Mobile Agents-Based Data Aggregation For Wireless Sensor Networks", Computers & Electrical Engineering, vol. 64, pp. 262–276, Nov. 2017.
- P. Patil and U. Kulkarni, "Analysis of Data Aggregation Techniques in Wireless Sensor Networks", Int. J. of Computational Engineering & Management, vol. 16, pp. 22–27, 2013.
- C. Konstantopoulos, A. Mpiziopoulos, D. Gavalas, and G. Pantziou, "Effective Determination of Mobile Agent Itineraries for Data Aggregation on Sensor Networks", IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, vol. 22, pp. 1679–1693, Dec. 2010.
- S. Sasirekha and S. Swamynathan, "Cluster-Chain Mobile Agent Routing Algorithm for Efficient Data Aggregation in Wireless Sensor Network", J. of Communications and Networks, vol. 19, pp. 392–401, 2017.
- X. J. L. Gan, J. Liu, "Agent-Based, Energy Efficient Routing In Sensor Networks". in Proc. 3rd Int. Conf. on Autonomous Agents and Multi agent Sys. (AAMAS'04), 2004, pp. 472–479.
- S. Hussain, A. W. Matin, and S. Hussain, "Base Station Assisted Hierarchical Cluster-Based Routing", in Int. Conf. on Wireless and Mobile Communications, 2006.
- W.-H. Liao, Y. Kao, and C.-M. Fan, "Data Aggregation In Wireless Sensor Networks Using Ant Colony Algorithm", J. of Network and Computer App., vol. 31, pp. 387–401, Nov. 2008.
- S. S. Dimple Juneja, Kavita Gupta, "Exploiting Mobility of Agents for Data Sharing and Aggregation in a Clustered Mobile Wireless Sensor Networks", J. of Network Communications and Emerging Technologies, 2015.
- M. El Fissaoui, A. Beni-Hssane, and M. Saadi, "Energy Efficient And Fault Tolerant Distributed Algorithm For Data Aggregation In Wireless Sensor Networks", J. of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2018.
- M. L. Puterman, Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming, John Wiley & Son, 2014.
- M. Bendjima and M. Feham, "Multi-Agent System For A Reliable Routing In WSN", in Science And Information Conf. (SAI), 2015, pp. 1412–1419.
- M. Kamarei, A. Patooghy, Z. Shahsavari, and M. Javad Salehi, "Lifetime Expansion in WSNs Using Mobile Data Collector: A Learning Automata Approach", J. of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2018.
- Свами М., Тхуласираман К. Графы, сети и алгоритмы. М.: Мир, 1984. С. 55.
- J. Kaur and G. Kaur, "An Amended Ant Colony Optimization Based Approach For Optimal Route Path Discovery In Wireless Sensor Network," in IEEE Int. Conf. on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM), 2017, pp. 353–357.
- M. Salmani, F. Derakhshan, and M. Parandeh, "An Efficient-Energy Data Gathering Method in Wireless Sensor Networks (EEDGM)," International Journal of Next-Generation Computing, vol. 8, 2017.
- Yousefi, S., Derakhshan, F., & Bokani, A. (2018). Mobile Agents for Route Planning in Internet of Things Using Markov Decision Process. 2018 IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE).

References

- Wildemann, H. (2018). Produktivität durch Industrie 4.0. München: TCW Transfer-Centrum GmbH.
- Kupriyanovskij V.P. i dr. [The development of the transport and logistics sectors of the European Union: open BIM, the Internet of things and cyber-physical systems]. International Journal of Open Information Technologies. 2018. Vol. 6. No. 2. Pp. 54-100. (in Russ.).
- Fajzullin R.V., Hering SH. [Trends in introducing the concept of "Internet of things" for production automation]. *Social'no-ekonomicheskoe upravlenie: teoriya i praktika*. 2018. No. 4. Pp. 154-157. (in Russ.).
- Fajzullin R.V., Hering SH. *Prognozirovaniye strukturnykh sdvigov na osnove samoorganizuyushchihy kart Kohonena* [Prediction of structural shifts based on Kohonen self-organizing maps]. *Iskusstvennyy intellekt v reshenii aktual'nykh social'nykh i ekonomicheskikh problem HKHI veka* Sbornik statej po materialam CHetvertoj vserossijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii, provodimoy v ramkah Permskogo estestvennonauchnogo foruma «Matematika i global'nye vyzovy XXI veka». Permskij gosudarstvennyy nacional'nyy issledovatel'skij universitet. 2019. Pp. 173-178. (in Russ.).
- Internet veshchej v sel'skom hozyajstve (AgricultureIoT / AIoT): mirovoj opyt, kejsy primeneniya i ekonomicheskij effekt*

ot vnedreniya v RF [The Internet of Things in Agriculture (AgricultureIoT / AIoT): world experience, application cases and the economic effect of implementation in the Russian Federation] Analiticheskij otchet. - J'son&PartnersConsulting, 2017 [Elektronnyj resurs]. Available at: <http://json.tv/ict> (in Russ.).

6. Drozhzhinov V. I. i dr. [Smart Cities: Models, Tools, Rankings, and Standards]. International Journal of Open Information Technologies. 2017. Vol. 5. No. 3. (in Russ.).

7. Runder, J. Interrogation of Patient Smartphone Activity Tracker to Assist Arrhythmia Management / J. Runder [et al.] // Annals of Emergency Medicine. An international journal. 2016. Vol. 68. Iss. 3. P. 292-294.

8. S. Pourroostaei Ardakani, J. Padget, and M. De Vos, "CBA: A Cluster-Based Client/Server Data Aggregation Routing Protocol", Ad Hoc Networks, vol. 50, pp. 68–87, Nov. 2016.

9. G. P. Gupta, M. Misra, and K. Garg, "Towards Scalable And LoadBalanced Mobile Agents-Based Data Aggregation For Wireless Sensor Networks", Computers & Electrical Engineering, vol. 64, pp. 262–276, Nov. 2017.

10. P. Patil and U. Kulkarni, "Analysis of Data Aggregation Techniques in Wireless Sensor Networks", Int. J. of Computational Engineering & Management, vol. 16, pp. 22–27, 2013.

11. C. Konstantopoulos, A. Mpitiopoulos, D. Gavalas, and G. Pantziou, "Effective Determination of Mobile Agent Itineraries for Data Aggregation on Sensor Networks", IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, vol. 22, pp. 1679–1693, Dec. 2010.

12. S. Sasirekha and S. Swamynathan, "Cluster-Chain Mobile Agent Routing Algorithm for Efficient Data Aggregation in Wireless Sensor Network," J. of Communications and Networks, vol. 19, pp. 392–401, 2017.

13. X. J. L. Gan, J. Liu, "Agent-Based, Energy Efficient Routing In Sensor Networks". in Proc. 3rd Int. Conf. on Autonomous Agents and Multi agent Sys. (AAMAS'04), 2004, pp. 472– 479.

14. S. Hussain, A. W. Matin, and S. Hussain, "Base Station Assisted Hierarchical Cluster-Based Routing", in Int. Conf. on Wireless and Mobile Communications, 2006.

15. W.-H. Liao, Y. Kao, and C.-M. Fan, "Data Aggregation In Wireless Sensor Networks Using Ant Colony Algorithm", J. of Network and Computer App., vol. 31, pp. 387–401, Nov. 2008.

16. S. S. Dimple Juneja, Kavita Gupta, "Exploiting Mobility of Agents for Data Sharing and Aggregation in a Clustered Mobile Wireless Sensor Networks", J. of Network Communications and Emerging Technologies, 2015.

17. M. El Fissaoui, A. Beni-Hssane, and M. Saadi, "Energy Efficient And Fault Tolerant Distributed Algorithm For Data Aggregation In Wireless Sensor Networks", J. of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2018.

18. M. L. Puterman, Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming, John Wiley & Son, 2014.

19. M. Bendjima and M. Feham, "Multi-Agent System For A Reliable Routing In WSN", in Science And Information Conf. (SAI), 2015, pp. 1412–1419.

20. M. Kamarei, A. Patooghy, Z. Shahsavari, and M. Javad Salehi, "Lifetime Expansion in WSNs Using Mobile Data Collector: A Learning Automata Approach", J. of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2018.

21. M. Svami, K. Thulasiraman. *Grafi, seti i algoritmy* [Graphs, networks and algorithms]. Moscow, Mir Publ., 1984. P. 55. (in Russ.).

22. J. Kaur and G. Kaur, "An Amended Ant Colony Optimization Based Approach For Optimal Route Path Discovery In Wireless Sensor Network," in IEEE Int. Conf. on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM), 2017, pp. 353–357.

23. M. Salmani, F. Derakhshan, and M. Parandeh, "An Efficient-Energy Data Gathering Method in Wireless Sensor Networks (EEDGM)," International Journal of Next-Generation Computing, vol. 8, 2017.

24. Yousefi, S., Derakhshan, F., & Bokani, A. (2018). Mobile Agents for Route Planning in Internet of Things Using Markov Decision Process. 2018 IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering (SEGE).

The Model of Data Aggregation from Clustered Devices in the Internet of Things

R.V. Faizullin, PhD in Economics, Associate Professor, Kalashnikov ISTU, Izhevsk, Russia

S. Hering, Post-graduate, Kalashnikov ISTU, Izhevsk, Russia

Modern manufacturing systems can contain a lot of elements and links between them. For effective operation of the system it is necessary to rapidly aggregate and process the information of its elements. The paper is aimed at the description of the model of data aggregation from the clustered devices in the Internet of things. The number of the devices influences the complexity of the system operation organization. The data aggregation scheme should be based on the strategy of formation of the information transfer routes. The paper describes the possibility of using mobile agents for data aggregation. The optimization of the agents' routes between the nodes of the Internet of things comes down to developing the Hamiltonian cycle (closed with the start in a particular point) with minimum losses for passing it (time, distance, etc.). To simplify the task it is proposed to clusterize the nodes inside the system. In the event of the necessity to optimize the routes of mobile agents the function is determined in which such parameters as the distance between the system nodes, importance of the aggregated data, nodes energy, etc., are taken into account. At the same time, with the help of equalization coefficients that are set up expertly, it is possible to influence the process of the route planning for mobile agents in the system of the Internet of things taking into consideration the required balance between the indexes of the system productivity. The proposed problem setting allows for using Markov decision process to solve it.

Keywords: mobile agent, data aggregation, Internet of things, Markov decision process, cluster analysis.

Получено: 18.11.19