

Отслеживание мобильных объектов средствами беспроводных сенсорных сетей

Виноградов Геннадий Павлович

НИИ «Центрпрограммсистем»,

Россия, Тверь, wgp272ng@mail.ru

Аннотация. Целью исследования является повышение эффективности алгоритмов отслеживания мобильных объектов (целей CSP) в распределенных сенсорных сетях в составе киберфизических систем на базе организации их взаимодействия с алгоритмами инициализации/маршрутизации. Задача локализации и отслеживания объектов вторжения в защищаемую зону составляет основу системы защиты особо важных объектов. Отслеживание нескольких целей с помощью беспроводной сенсорной сети является актуальной проблемой. Успешное ее решение средствами сенсорных сетей предполагает решение ряда проблем, среди которых следует выделить две основные, определяющие успешную работу сенсорных сетей. Первая – это наличие эффективных методов обмена информацией между локальными узлами, вторая – организация совместной обработки сигналов (CSP) группой узлов на основе собранной информации о состоянии среды в зоне их ответственности в результате наступления некоторых событий. В качестве модельного примера решается задача обнаружения, локализации и отслеживания одной цели в защищаемой зоне. На этом примере рассмотрены основные идеи, лежащие в основе интеграции алгоритмов, а также основные аспекты реализации алгоритмов обнаружения, локализации и отслеживания. Предлагаемые решения учитывают ограничения, связанные с возможностями локальных узлов, сетью в целом и маршрутизацией. Источником данных для предлагаемых алгоритмов являются сигналы от звуковых, сейсмических, тепловых и т.п. сенсоров, у которых мощность сигнала имеет выраженный максимум в зависимости от расстояния от цели и до узла сети. Полученные результаты распространяются на проблему отслеживания множества целей, что предполагает оценку применимости методов идентификации и классификации в условиях, когда наблюдается наложение воспринимаемых сигналов сенсорами. Рассматривается архитектура системы совместной обработки данных в распределенных сенсорных сетях. Предметом рассмотрения являются методы отслеживания множества движущихся объектов в защищаемой зоне. Основные этапы процедуры отслеживания состоят из: обнаружения целей, их классификации, оценок местоположения и прогнозирования траектории передвижения цели. Обсуждаются алгоритмы для решения этих задач.

Ключевые слова: сенсорные сети, обнаружение, локализация, классификация, отслеживание

Цитирование: Виноградов Г.П. Отслеживание мобильных объектов средствами беспроводных сенсорных сетей // Информационные и математические технологии в науке и управлении. – 2022. – № 1 (25). – С. 58-69. – DOI:10.38028/ESI.2022.25.1.005.

Введение. Беспроводные сенсорные сети (БСС) в настоящее время рассматриваются как составная часть киберфизических систем, в которых они осуществляют интерфейс между

физическим миром и информационными технологиями [1-5]. Как правило, узел БСС оснащен датчиками контроля нескольких параметров среды, но имеет ограниченные энергетические и вычислительные ресурсы. Разработка системы защиты территорий и объектов средствами киберфизических систем, использующих сенсорные сети, предполагает решение ряда проблем, требующих значительных вычислительных затрат. Среди них следует выделить две основные. Первая – это создание эффективных методов обмена информацией между локальными узлами при локализации и отслеживании цели, вторая – организация *совместной обработки сигналов* (англ. *CSP*) группой узлов на основе собранной информации о состоянии среды в зоне их ответственности по результатам наступления событий. Их решение связано с необходимостью снижения энергопотребления в сети и повышения живучести системы. Особенно это важно при отслеживании нескольких целей. Возможные подходы и варианты решения отслеживания одной цели рассматривались в [5, 6-16, 17]. В этих работах рассматривались алгоритмы обработки только пространственной одномоментной информации. Мониторинг зоны защиты объектов средствами БСС требует решения задач обнаружения, классификации, идентификации и отслеживания множества целей. Задачи локализации и отслеживания множества целей требуют совместной работы группы узлов. Это означает значительное усложнение задач обработки сигналов в сенсорной сети и повышение энергопотребления [18]. Информация от узлов должна обобщаться и анализироваться в координатах пространства-времени. Это требует достаточно интенсивной работы вычислительных средств, как отдельного узла, так и сети в целом. Известно, что энергопотребление является критическим фактором в беспроводной сенсорной сети. Ограниченное количество энергии, содержащейся в аккумуляторе каждого узла, должно обеспечивать множество функций, таких, как работа датчиков, обработка сигналов на борту и связь с соседними узлами. Экономия энергии предполагает разработку энергоэффективных методов и алгоритмов измерения, обработки сигналов, низкую частоту дискретизации, малое число энергоемких протоколов обмена информацией между узлами. Следовательно, должна быть организована распределенная обработка пространственно-временных сигналов путем организации взаимодействия между узлами, а алгоритм работы CSP должен быть наделен набором следующих функциональностей: 1) *распределенная обработка* – сигналы сенсоров должны после считывания предварительно обрабатываться на отдельных узлах, а не передаваться напрямую по беспроводному каналу; результат обработки должен храниться на локальных узлах и передаваться другим узлам *по запросу* или *после обработки событий*; 2) *обработка по событию* – для экономии энергии каждый узел выполняет только те задачи обработки сигналов, которые имеют отношение к текущему *событию*; при отсутствии события/запроса узел должен переходить в режим «сна», чтобы минимизировать потребление энергии; информация от конкретного узла в пункт управления пересылается только после обработки события “*Определение факта проникновения*” или по запросу, а не автоматически с заданным шагом дискретизации; 3) *агрегирование информации* – для обобщения информации о состоянии защищаемой зоны на основе локальных данных пространственно-временной природы CSP должна выполнять эффективное иерархическое агрегирование информации, тогда низкая пропускная способность сети будет достаточна для передачи информации от отдельных узлов к пункту управления и через него к узлам сети, при отслеживании целей; более высокая пропускная способность потребуется при выполнении задачи классификации целей по данным временных рядов, которыми должны обмениваться соседние узлы сети; 4) *динамическая кластеризация* – в зависимости от характера решаемой задачи, например, локализации объектов вторжения, может потребоваться использование кластеров меньшего размера, чем полученные при

инициализации сети и более высокая частота опроса узлов; шаг дискретизации по времени и пространственным координатам должен либо настраиваться, либо иметь достаточное количество возможных значений.

1. Динамическая кластеризация. Объект проникновения в процессе движения генерирует акустические, сейсмические, тепловые и другие сигналы. Величина уровня мощности воспринимаемого сенсорами сигнала (англ. *RSSI – Received Signal Strength Indicator*) определяется расстоянием “узел-цель”. Спектр сигналов будет иметь максимум при прохождении цели над узлом или в непосредственной близости, и является индивидуальной характеристикой типа цели. Ее следует рассматривать как сигнатуру и использовать при определении типа цели. Этот факт обсуждался в работах [4, 5, 19,17, 20]. Положение узла, фиксирующего максимум сигнала, можно использовать для определения координат цели, а отслеживание объекта равносильно отслеживанию местоположения максимума во времени и пространстве при прохождении целью точек доступа сети. В поле пространственного сигнала движущийся объект может идентифицироваться пиком сигнатуры. Значение сигнала сенсора конкретного узла изменяется при перемещении объекта в зоне ответственности узла и воспринимается широкоэвентально, то есть все узлы, в радиусе восприятия которых находится цель, ее «слышат». Узлы, «слышащие» цель, осуществляют считывание значений спектра сигнала цели в определенные моменты времени при ее движении. Тем самым формируется пространственная и временная выборка поля фактической сигнатуры цели. В этом случае плотность размещения узлов должна быть достаточной для определения зависимости уровня сигнала от расстояния узел-цель. По аналогии, временные ряды значений уровня сигнала от датчиков каждого узла должны формироваться с частотой, соизмеримой со скоростью движения цели. Таким образом, характер изменения поля пространственно-временной сигнатуры и характер запроса определяют требуемую частоту дискретизации в пространстве-времени.

В работе [20] для обеспечения отслеживания цели и эффективной локальной обработки данных в сенсорной сети предложено разделить область проникновения на пространственно-временные ячейки (окна). Их размер зависит от скорости, направления движения цели и от показателя затухания прохождения сигнала в среде. Размер ячейки должен приблизительно соответствовать области, внутри которой в течение некоторого времени спектр считываемой сигнатуры остается практически постоянным и на границах не превышает некоторого порогового значения. Это предполагает учет пространственно-временных координат при анализе, а также динамическую коррекцию размера пространственно-временных ячеек (кластеров) на основе прогнозируемых местоположений, типов целей и показателей их движения. Усреднение пространственно-временного сигнала по узлам в каждой ячейке-кластере позволит уменьшить влияние шума и повысить эффективность алгоритмов локализации, определения типа цели и ее отслеживания, а также уменьшить объем передаваемых данных. В предлагаемом варианте событие «обнаружение цели» будет возникать тогда, когда выход сенсора узла превышает некоторый порог, величина которого регулируется так, чтобы величина частоты ложной тревоги не превышала некоторую норму. Узел передает головному узлу следующие данные: время начала события, при котором выход датчика превышает порог; показание датчика во время прохождения точки входа; значение максимума; время окончания события, когда выход датчика падает ниже порога. Отметим, что в существующих БСС частота дискретизации по времени определяется протоколом и рядом других факторов, таких, как рельеф местности, наличие преград, градиенты температуры и характер сигнала. Шаг дискретизации может превышать 20 секунд для экономии энергии и определяется также требованиями скрытности сети. Таким образом,

возникает проблема нахождения компромисса между сохранением живучести сети и ее эффективностью.

2. Взаимодействие узлов при обнаружении и отслеживании цели. Решение задачи обнаружения, локализации и отслеживания одной цели в распределенной сенсорной сети предполагает взаимодействие между сетевыми протоколами, протоколами маршрутизации и алгоритмами CSP. Маршруты передачи информации сетевыми протоколами в сенсорной сети определяются по минимуму расстояния прохождения сигнала [15, 21], то есть структура сети не ориентирована на обработку событий в локальной области зоны и на распределенную форму решения задач локализации, классификации и отслеживания группы узлов для снижения расхода энергии аккумуляторов. Пространственно-временная коррекция размера ячеек в регионе проникновения защищаемой зоны путем разделения на более мелкие области (пространственные ячейки), в которых выполняется предположение о постоянстве сигнатуры, позволяет исключить эту ситуацию.

Одиночная цель [20]. Пусть область, где фиксируется факт появления цели, имеет вид прямоугольника. Определим на углах этой области четыре ячейки А, В, С и D, и предположим, что цель может войти в контролируемую область через один из четырех углов области, например, через ячейку А. Узлы этой ячейки активируются при обнаружении цели. Активированный узел запускает алгоритм обнаружения спектра уровня сигнала объекта вторжения. Считывание этих данных производится с априорно фиксированной скоростью в зависимости от характеристик вероятной цели. Алгоритм отслеживания цели состоит из следующих пяти шагов:

1. Часть, возможно, все узлы в ячейке А обнаруживают цель. Эти узлы становятся активными узлами, а ячейка А – активным кластером. Активные узлы передают информацию о времени проникновения и результатах измерений спектра сигнала головному узлу в N последовательные моменты времени.
2. В каждый момент времени головные узлы определяют местоположение цели по выходам сенсоров активных узлов. Простейшей оценкой местоположения цели в данный момент является местоположение узла с самым сильным сигналом в этот момент. Могут быть использованы более сложные алгоритмы для локализации цели. Применение сложных алгоритмов локализации будет оправдано только в том случае, если точность определения местоположения цели будет выше, чем расстояние между узлами.
3. Головные узлы используют местоположения цели в N последовательных моментов времени для прогнозирования местоположения цели в M ($< N$) будущие моменты времени.
4. Предсказанные положения цели используются протоколами для активизации или создания новых ячеек, в которые цель, скорее всего, может попасть. Так определяются области из ячеек, в которые цель попадет после того, как покинет текущую активную ячейку. Подмножество этих ячеек активируется протоколами для продолжения обнаружения и отслеживания цели.
5. Как только цель обнаружена в одной из новых ячеек, она обозначается как новая активная ячейка, а узлы в исходной активной ячейке переводятся в состояние сна для экономии энергии.

Шаги 1 – 5 повторяются для новой активной ячейки, и это составляет основу процесса обнаружения и отслеживания одной цели. Для каждой обнаруженной цели передается сообщение, содержащее информацию об отслеживании – местоположение цели, время обнаружения, время прохождения зоны ответственности – передается от текущей активной ячейки в следующую. Аналогичные алгоритмы рассматриваются в [6-8].

Множественные цели. Пусть несколько целей проникают в разные области защищаемой зоны в разные моменты времени, и эти области достаточно разделены пространственно. Это допущение означает, что выходной сигнал датчика спектра конкретного узла будет содержать различимые пики в конкретные моменты, соответствующие сигнатурам разных целей. Тогда может быть использована процедура, описанная выше: для каждой цели иницируется и поддерживается свой трек отслеживания. Если предположение о достаточном разделении положения цели в пространстве и/или времени не соответствует реальности, то в этом случае необходимы алгоритмы классификации, которые используют базу пространственно-временных сигнатур целей. Ее формирование предполагает формирование априорных знаний о типовых сигнатурах для различных классов целей. Использование этих знаний позволяет предложить алгоритм определения типа цели одним узлом (без взаимодействия между узлами) на основе отслеживания сигнатур целей во времени. Узел формирует сегмент временного ряда обнаруженного события и направляет его для классификации в головной узел. Соответствующий алгоритм выполняет обработку, например, с помощью быстрого преобразования Фурье (БПФ), и преобразованный вектор сравнивается с имеющимися в базе и определяется наиболее подходящая сигнатура. Выходные данные классификатора о такой сигнатуре, соответствующей цели, передаются на головные узлы для определения отличий от выходных данных результатов измерения другими узлами. Этапы 1–5 повторяется для создания и поддержания треков для построения и прогнозирования направления и будущего местоположения нескольких классифицированных целей.

3. Алгоритмы обработки сигналов. Обнаружение выполняется путем измерения спектра сигнала цели. Для этого выходной сигнал активных узлов отбирается с заданным шагом. Размер окна и частота дискретизации определяются характеристиками цели, такими как скорость движения сигнатуры, ожидаемая продолжительность ее нахождения в активной ячейке и конкретный способ измерения. Событие обнаруживается, когда выходной сигнал детектора превышает пороговое значение. Выходные параметры узла, которые передаются головным узлам, состоят из: 1) начального времени, когда выход детектора превышает пороговое значение; 2) времени фиксации максимума энергии сигнала (СРА); 3) текущие значения выходного сигнала детектора во время СРА; 4) времени ухода, когда выход детектора узла падает ниже порогового значения.

Для локализации цели выходной сигнал узла фиксируется и передается в моменты времени в пределах времени начала проникновения и ухода цели из зоны узла. Определение местоположения цели в последовательные моменты времени может быть реализовано различными алгоритмами, описанными в [5, 12, 17, 19, 22, 23]. Задачи минимизации расхода энергии сети предполагают использование простых алгоритмов оценки местоположения цели в конкретный момент времени с помощью измерений спектра в нескольких (*четырёх и более*) узлах. Например, использование алгоритмов, основанных на оценке временной задержки сигнала, требует применения точной временной синхронизации узлов по времени и дорогого оборудования. Применение алгоритмов, основанных на использовании нейронных сетей, предполагает: а) измерение уровня сигнала от всех доступных по уровню сигнала точек доступа, называемых опорными; б) создание математической модели позиционирования; в) обучения модели [12]. Поддержание работоспособности устройств на основе данного метода требует значительных затрат. Методы когерентной локализации, например, метод формирования луча [3], требуют допущений о плоской волны. Такие предположения часто нарушаются в сенсорных сетях; например, цели могут находиться довольно близко к узлам во время опроса. Альтернативные методы, которые устраняют такие требования, также могут быть использованы, но предполагают необходимость

получения дополнительной статистической информации [5, 13, 23]. Ряд алгоритмов классификации предполагает передачу больших объемов данных о временных рядах от локальных узлов кластера к головному, что приводит к потреблению слишком большого количества энергии. Это делает их реализацию проблематичной.

Известен алгоритм локализации цели, основанный на измерении уровня сигнала, излучаемого целью, и на предположении об экспоненциальном затухании уровня сигнала с расстоянием от цели: $y_i(t) = \frac{s(t)}{\|r(t) - r_i\|^\alpha}$, где $y_i(t)$ – это значение уровня сигнала, считываемое i -м датчиком, $r(t)$ обозначает неизвестные координаты цели с относительно известного репера, r_i -координаты i -го датчика, $s(t)$ – уровень сигнала цели, α – показатель степени затухания, который предполагается известным (или его можно оценить экспериментально [24]). Доказано, что при отсутствии шума четыре и более окружности, определенные на показаниях 4-х или более датчиков, пересекаются в одной точке. Для измерений с шумом для надежности может использоваться более $n-1$ показаний, а неизвестное местоположение цели $r(t)$ определено методом наименьших квадратов:

$$J(x, y) = \sum_{i=1}^m \|(x - o_{i,x})^2 + (y - o_{i,y})^2 - \rho_i^2\|^2,$$

где (x, y) являются неизвестными координатами цели, $o_{i,x}$, $o_{i,y}$ - координаты i -го узла, а ρ_i - радиус окружности, связанный с i -м соотношением. Например, на основе 6-ти показаний датчиков можно построить семейство окружностей, внутри которых, возможно, находится цель. Три различные точки, в которых пересекаются 3 из 6 окружностей, будут указывать на местоположение цели. Точность оценок положения зависит от точности, с которой могут быть измерены координаты узлов и показатель затухания.

На основе данных о местоположении целей в различные моменты времени можно построить, с использованием метода наименьших квадратов, модель для прогнозирования их будущих местоположений [6, 25]. Для одной движущейся цели достаточно точное отслеживание может быть достигнуто с помощью линейной или полиномиальной модели. При наличии нескольких целей отслеживания такой метод определения траектории движения целей может приводить к необходимости нахождения решения системы одновременных уравнений. В реальных условиях решение проблемы локализации и отслеживания целей будут осложнять вариабельность константы затухания, зависимость уровня сигнала от направления движения и наложения сигналов от различных целей.

4. Классификация целей. Прежде всего, следует отметить, что использование спектра уровня сигналов в качестве сигнатур цели является оправданным для классификации, так как они значительно отличаются для разных классов целей. Сигнатуры строятся на основе временных рядов измерений в пределах интервала между временем начала фиксации и ухода цели. Точность классификации повышается за счет того, что каждый узел пространственно-временной ячейки определяет тип цели, используя данные, фиксируемые собственными сенсорами. Это позволяет реализовать алгоритмы совместной классификации. Для повышения точности классификации измеренные пространственно-временные сигнатуры, соответствующие нескольким модальностям, таким как акустические и сейсмические, могут быть объединены для повышения эффективности [10]. Однако этот прием вызывает значительную нагрузку на сеть, связанную с необходимостью передачи в головные узлы кластера данных временных рядов с используемыми модальностями от нескольких узлов ячейки. Как будет показано ниже, изменчивость временных сигнатур для конкретного класса целей создает серьезную проблему при разработке классификатора. В общем случае, требуется некоторое априорное знание характеристик сигнатур для различных классов целей [10]. Сформулируем задачу классификации в общем виде. Задача классификации в

машинном обучении – это задача отнесения объекта к одному из заранее определенных классов на основании данных его признаков, то есть классификатор сопоставляет каждый вектор x элементу $\omega \in \Omega$ таким образом, чтобы вероятность неправильной классификации – вероятность того, что метка классификатора отличается от истинной метки – была бы сведена к минимуму. Для достижения этой минимальной вероятности ошибок оптимальный классификатор использует решающее правило вида: x имеет метку ω_i , если $p(\omega_i|x) > p(\omega_j|x)$ для всех $j \neq i$, $\omega_i, \omega_j \in \Omega$. Практически оценку апостериорной вероятности $p(\omega_i|x)$ получить достаточно очень сложно. Вместо этого вводят дискриминантную функцию $g_i(x)$, для которой справедливо: неравенство $g_i(x) > g_j(x)$ имеет место, если $p(\omega_i|x) > p(\omega_j|x)$ для $j \neq i$, и для всех x . Тогда минимальная ошибка классификация может быть получена по правилу: принять, что x имеет метку ω_i , если $g_i(x) > g_j(x)$ для $j \neq i$. Минимальная вероятность неправильной классификации известна, как ошибка Байеса, а классификатор минимальной ошибки известен как классификатор Байеса или классификатор максимальной апостериорной вероятности (МАР). Ниже будут кратко рассмотрены три классификатора, которые требуют минимальной вычислительной работы и по характеристикам приближаются к классификатору Байеса: классификатор k -ближайших соседей (kNN), классификатор максимального правдоподобия (МП), и классификатор машины опорных векторов (SVM).

4.1. Классификатор k -ближайших соседей (kNN). Это самый простой классификатор. Классификатор kNN использует набор объектов, для которых заранее определены классы или данные в виде набора прототипов $\{p_k\}$. На этапе тестирования вычисляется расстояние между каждым тестовым вектором и каждым прототипом, и определяются k векторов прототипов, наиболее близких к тестовому вектору. Метки классов этих k -ближайших векторов-прототипов затем объединяются с использованием большинства голосов или какого-либо другого метода для определения метки класса тестового вектора. Когда $k = 1$, классификатор kNN называется классификатором ближайшего соседа. В [26] показано, что асимптотически (по числу обучающих векторов) вероятность неправильной классификации классификатора ближайшего соседа приближается к удвоенной (оптимальной) ошибке Байеса. Следовательно, оценка эффективности этого классификатора может быть использована в качестве базовой для оценки производительности других классификаторов, но по мере увеличения числа прототипов классификатор kNN начинает требовать для работы достаточно много памяти и вычислительной мощности.

4.2. Классификатор максимального правдоподобия. Это наиболее универсальный из «классических» методов классификации с обучением, поскольку позволяет не только разделять классы с различными типами функций плотности распределения признаков, но и минимизировать в среднем ошибки классификации. Приемлемым приближением следует считать, что распределение обучающих векторов соответствует смеси функций плотности распределения Гаусса. Это позволяет на основе известных результатов определить

$$p(x|\omega_i) \rightarrow G_i(x|\theta_i) = \sum_k |\Lambda_{ik}|^{-N/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - m_{ik})^T \Lambda_{ik}^{-1}(x - m_{ik})\right),$$

где $\theta_i = [m_{i1}, \dots, m_{ip}, \Lambda_{i1}, \dots, \Lambda_{ip}]$ – параметры средней и ковариационной матрицы плотностей смеси P , соответствующих классу ω_i . Эти параметры модели могут быть идентифицированы путем применения соответствующего алгоритма кластеризации, такого, как алгоритм k -средних [26], к обучающим векторам каждого класса. Дискриминантная функция теперь вычисляется как $g_i(x) = G_i(x|\theta_i)p(\omega_i)$, где априорная вероятность $p(\omega_i)$ аппроксимируется относительным числом обучающих векторов в классе i .

4.3. Классификатор машины опорных векторов (SVM). Основная идея метода заключается в построении гиперплоскости, разделяющей объекты выборки оптимальным способом. Алгоритм работает в предположении, что чем больше расстояние (зазор) между разделяющей гиперплоскостью и объектами разделяемых классов, тем меньше будет средняя ошибка классификатора.

Все активные узлы в ячейке отправляют данные временных рядов, соответствующие обнаруженному событию, в головной узел. Головной узел обрабатывает данные временных рядов для классификации цели. Согласованная во времени обработка будет возможна, если известны и используются относительные временные интервалы различных временных рядов, например, в алгоритмах оценки пеленга на основе времени прибытия [9]. Аналогично, пространственно-временная обработка может быть возможна, если известны и используются относительные местоположения узлов. Например, в таких случаях может быть эффективно реализовано распределенное пространственное формирование луча для локализации целей, а также для подавления помех от нежелательных целей.

Доплеровские эффекты – это основная причина изменчивости сигналов. Они могут быть явно выявлены и оценены с помощью подхода, описанного в [22]. Показано, что влияние доплеровских эффектов на сигнатуру цели для m -го класса может быть смоделировано, как реализация стационарного процесса с нулевым средним значением, модулируемого изменяющейся во времени мгновенной частотой $f(\theta_m)$ с параметризованным вектором $\theta_m = [\alpha_m v_m d_m]$. Тогда классификатор осуществляет операции следующим образом: сначала для каждой гипотезы получают оценку ML доплеровских параметров $\widehat{\theta}_m$, а затем функции апостериорной плотности вероятности, соответствующие этим оценкам $p(\omega m | x, \widehat{\theta}_m)$, используются для выбора между классами. Такой подход, основанный на GLRT, требует “выравнивания” данных с некоторой фиксированной частотой на этапе обучения, что может быть сделано различными способами [4]. Выровненные данные затем могут быть использованы для обучения любого из трех классификаторов. Очевидно, что такие алгоритмы требуют больших вычислительных затрат.

Заключение. В статье представлены соображения, которые можно положить в основу разработки системы отслеживания нескольких целей средствами сенсорной сети. Основные компоненты системы включают обнаружение событий, оценку, прогнозирование местоположения и классификацию целей. На примере отслеживания одной цели и измерениях акустического или сейсмического сигналов от цели такая задача может быть решена. Определение типа и отслеживание нескольких целей одновременно требуют развития простых алгоритмов классификации. Спектры уровней сигналов от целей могут быть использованы для достаточно точного определения типа цели. Влияние ряда факторов, включая доплеровские эффекты, приводят к значительному искажению спектров сигналов, что создает серьезную проблему при определении типа цели. Это предполагает формирование базы сигнатур для классификации, например, колесных и гусеничных транспортных средств и сравнение на этой основе эффективности алгоритмов классификации. Алгоритмы, представленные в статье, представляют собой только один из подходов решения сложной проблемы отслеживания нескольких целей беспроводной сетью датчиков. В заключение, следует отметить, что распределенные беспроводные сенсорные сети превращаются в мощную технологию для дистанционного управления и мониторинга в различных предметных областях.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Акулдиз И.Ф. Беспроводные сенсорные сети: обзор /И.Ф. Акулдиз. – URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128601003024>. Дата обращения: 09.01.2021.
2. A.R. Al-Ali, Ragini Gupta, Ahmad Al Nabulsi Cyber physical systems role in manufacturing technologies. AIP Conference Proceedings 1957, 2018, URL: <https://aip.scitation.org/doi/pdf/10.1063/1.5034337>.
3. L. P. Clare, G. J. Pottie, and J. R. Agre Self-Organizing Distributed Sensor Networks. Proc. SPIE, vol. 3713, April 199, pp. 229-238.
4. M. Chu, H. Haussecker, F. Zhao Scalable Information-Driven Sensor Querying and Routing for Ad Hoc Heterogeneous Sensor Networks. International Journal on High Performance Computing Applications, Special issue on Sensor Networks, 2002.
5. E. N. Onggosanusi, A. M. Sayeed, B. D. Van Veen Canonical Space-Time Processing for Wireless Communications. IEEE Trans. Commun., pp. 1669-1680, Oct. 2000.
6. R. Brooks, C. Griffin, and D. S. Friedlander Self-Organized distributed sensor network entity tracking. International Journal of High Performance Computing Applications, Special Issue on Sensor Networks, 2002.
7. R. Brooks and C. Griffin Traffic model evaluation of ad hoc target tracking algorithms. International Journal of High Performance Computing Applications, Special Issue on Sensor Networks, 2002.
8. J. C. Chen, R. E. Hudson, and K. Yao A Maximum likelihood parametric approach to source localization. Proc. ICASSP'2001, Salt Lake City, UT, 2001, pp. 1043-1046.
9. L. M. Kaplan, Q. Le, and P. Molnar Maximum likelihood methods for bearings-only target localization. Proc. ICASSP'2001, Salt Lake City, UT, 2001, pp. 554-557.
10. P. W. Boettcher and G. A. Shaw A Distributed Time-Difference of Arrival Algorithm for Acoustic Bearing Estimation. Proc. 4th International Conf. on Information Fusion, vol. 1, Montreal, August 2001.
11. A. M. Sayeed and D. L. Jones Optimal Detection Using Bilinear Time-Frequency and Time-Scale Representations. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 43, no. 12, pp. 2872-2883, December, 1995.
12. K. Yao, R. E. Hudson, C. W. Reed, D. Chen, and F. Lorenzelli Blind Beamforming on a Randomly Distributed Sensor Array System. IEEE Journal on Selected Areas in Communications. Special Issue on Signal Processing for Wireless Communications, vol. 16, no. 8, pp. 1555-1567, Oct. 1998.
13. E.A. Lee, S.A. Seshia A cyber-physical systems approach. Introduction to embedded systems, 2011
14. J. F. Scholl, J. R. Agre, L. P. Clare, and M. C. Gill A Low Power Impulse Signal Classifier Using the Haar Wavelet Transform. Proc. SPIE, vol. 3577, Nov. 1998, pp. 136-145.
15. J.M. Hsua, C.C. Chenb, C.C. Li POOT: An efficient object tracking strategy based on short-term optimistic predictions for face-structured sensor networks. Elsevier International Journal of Computers and Mathematics with Applications, vol. 63, issue 2, pp.391-406; 2012.
16. Paulo Tabuada Cyber-physical systems: Position paper. University of California at Los Angeles, 2010.
17. Рева И.А., Богданов А.А., Малахова Е.А. Применение точек доступа WI-Fi для регистрации движения на объекте / И.А. Рева, А.А. Богданов, Е.А. Малахова // Системы анализа и обработки данных, 2017. — № 3 (68). с. 104–125.

18. Xu Yingqi, Winter Julian, Lee Wang-Chien Prediction-based strategies for energy saving in object tracking sensor networks. Proceedings - 2004 IEEE International Conference on Mobile Data Management, 346- 357, 10.1109/MDM.2004.1263084.
19. Волков А.Н., Сиверс М.А., Сухов В.А. Позиционирование в сетях Wi-Fi / А.Н. Волков, М.А. Сиверс, В.А. Сухов // Вестник связи, 2010.
20. Dan Li, Kerry D. Wong, Yu H. Hu, Akbar M. Sayeed. Detection, Classification and Tracking of Targets in Distributed Sensor Networks, URL: <http://www.ecce.wisc.edu/~sensit>, accessed: 09.01.2021.
21. Кучерявый А.Е., Прокофьев А.В., Кучерявый Е.А. Самоорганизующиеся сети / А.Е. Кучерявый, А.В. Прокофьев, Е.А. Кучерявый. – СПб.:Любавич, 2011. – 312 с.
22. Н. V. Poor. An Introduction to Signal Detection and Estimation. Springer Verlag, 1988.
23. C. W. Reed, R. Hudson, and K. Yao Direct Joint Source Localization and Propagation Speed Estimation. Proc. IEEE ICASSP, March 1999, pp. 1169-1172.
24. Martin Mikusz Towards an understanding of cyber-physical systems as industrial software-product-service systems. Conference paper in Procedia CIRP, 2014.
25. Виноградов Г.П., Емцев А.С., Федотов И.С. Беспроводные сенсорные сети в защищаемых зонах / Г.П. Виноградов, А.С. Емцев, И.С. Федотов // Известия ЮФУ. Технические науки, 2021. – №1. – с. 19–30.
26. Виноградов Г.П., Мальков А.А. Модели поиска структур данных на основе конкуренции и кооперации / Г.П. Виноградов, А.А. Мальков // Сб. трудов “Управление большими системами”. М.: ИПУ РАН, 2008. – Вып. 22. – С. 98-110

Виноградов Геннадий Павлович, д.т.н., профессор, зав. лабораторией

«Интеллектуальные системы», НИИ «Центрпрограммсистем», wgp272ng@mail.ru, г. Тверь, Россия, пр. Н. Корыткова, 3а

UDC 007.52:004.896:004:942

doi:10.38028/ESI.2022.25.1.005

Tracking mobile objects using wireless sensor networks

Gennady P. Vinogradov

Research Institute Centerprogramsystems,

Russia, Tver, wgp272ng@mail.ru

Abstract. The aim of the study is to improve the efficiency of the functioning of mobile object tracking algorithms (CSP targets) in distributed sensor networks as part of cyber-physical systems based on the organization of their interaction with initialization/routing algorithms. The task of localizing and tracking objects of intrusion into the protected zone is the basis of the protection system for critical objects. Tracking multiple targets with a wireless sensor network is a hot topic. Its successful solution by means of sensor networks involves solving a number of problems, among which there are two main ones that determine the successful operation of sensor networks. The first is the availability of effective methods of information exchange between local nodes, the second is the organization of joint signal processing (CSP) by a group of nodes based on the collected information about the state of the environment in their area of responsibility as a result of the occurrence of certain events.

The problem of detection, localization and tracking of one target in the protected zone is accepted as a model example. This example discusses the main ideas underlying the integration of algorithms, as well as the main aspects of the implementation of detection, localization and tracking algorithms. The proposed solutions take into account the limitations associated with the capabilities of local nodes, the network as a whole and routing. The source of data for the proposed algorithms are signals from sound, seismic, thermal, etc. sensors, in which the signal power has a pronounced maximum depending on the distance from the target to the network node. The results obtained extend to the problem of tracking multiple targets, which involves assessing the applicability of identification and classification methods in conditions where there is an overlap of perceived signals by sensors. The architecture of a system for joint data processing in distributed sensor networks is considered. The subject of consideration are methods for tracking a plurality of moving objects in a protected area. The main steps in the tracking procedure consist of: target detection, target classification, location estimates, and target movement trajectory prediction. Algorithms for solving these problems are discussed.

Keywords: sensor networks, detection, localization; classification, tracking

REFERENCES

1. Akuldiz I.F. Besprovodnyye sensornyye seti: obzor [Wireless sensor networks: a review], URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128601003024>, accessed: 09.01.2021.
2. A.R. Al-Ali, Ragini Gupta, Ahmad Al Nabulsi Cyber physical systems role in manufacturing technologies. AIP Conference Proceedings 1957, 2018, URL: <https://aip.scitation.org/doi/pdf/10.1063/1.5034337>.
3. L. P. Clare, G. J. Pottie, and J. R. Agre Self-Organizing Distributed Sensor Networks. Proc. SPIE, vol. 3713, April 199, pp. 229-238.
4. M. Chu, H. Haussecker, F. Zhao Scalable Information-Driven Sensor Querying and Routing for Ad Hoc Heterogeneous Sensor Networks. International Journal on High Performance Computing Applications, Special issue on Sensor Networks, 2002.
5. E. N. Onggosanusi, A. M. Sayeed, B. D. Van Veen Canonical Space-Time Processing for Wireless Communications. IEEE Trans. Commun., pp. 1669-1680, Oct. 2000.
6. R. Brooks, C. Griffin, and D. S. Friedlander Self-Organized distributed sensor network entity tracking. International Journal of High Performance Computing Applications, Special Issue on Sensor Networks, 2002.
7. R. Brooks and C. Griffin Traffic model evaluation of ad hoc target tracking algorithms. International Journal of High Performance Computing Applications, Special Issue on Sensor Networks, 2002.
8. J. C. Chen, R. E. Hudson, and K. Yao A Maximum likelihood parametric approach to source localization. Proc. ICASSP'2001, Salt Lake City, UT, 2001, pp. 1043-1046.
9. L. M. Kaplan, Q. Le, and P. Molnar Maximum likelihood methods for bearings-only target localization. Proc. ICASSP'2001, Salt Lake City, UT, 2001, pp. 554-557.
10. P. W. Boettcher and G. A. Shaw A Distributed Time-Difference of Arrival Algorithm for Acoustic Bearing Estimation. Proc. 4th International Conf. on Information Fusion, vol. 1, Montreal, August 2001.
11. A. M. Sayeed and D. L. Jones Optimal Detection Using Bilinear Time-Frequency and Time-Scale Representations. IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 43, no. 12, pp. 2872-2883, December, 1995.

12. K. Yao, R. E. Hudson, C. W. Reed, D. Chen, and F. Lorenzelli Blind Beamforming on a Randomly Distributed Sensor Array System. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications. Special Issue on Signal Processing for Wireless Communications*, vol. 16, no. 8, pp. 1555-1567, Oct. 1998.
13. E.A. Lee, S.A. Seshia A cyber-physical systems approach. *Introduction to embedded systems*, 2011
14. J. F. Scholl, J. R. Agre, L. P. Clare, and M. C. Gill A Low Power Impulse Signal Classifier Using the Haar Wavelet Transform. *Proc. SPIE*, vol. 3577, Nov. 1998, pp. 136-145.
15. J.M. Hsua, C.C. Chenb, C.C. Li POOT: An efficient object tracking strategy based on short-term optimistic predictions for face-structured sensor networks. *Elsevier International Journal of Computers and Mathematics with Applications*, vol. 63, issue 2, pp.391-406; 2012.
16. Paulo Tabuada *Cyber-physical systems: Position paper*. University of California at Los Angeles, 2010.
17. Reva I.A., Bogdanov A.A., Malakhova Ye.A. *Primeneniye tochek dostupa WI-Fi dlya registratsii dvizheniya na ob'yekte [Application of WI-Fi access points for motion registration at the facility]. Sistemy analiza i obrabotki dannykh [Systems of data analysis and processing]*. 2017, no. 3 (68), pp. 104–125.
18. Xu Yingqi, Winter Julian, Lee Wang-Chien Prediction-based strategies for energy saving in object tracking sensor networks. *Proceedings - 2004 IEEE International Conference on Mobile Data Management*, 346- 357, 10.1109/MDM.2004.1263084.
19. Volkov A.N., Sivers M.A., Sukhov V.A. *Pozitsionirovaniye v setyakh Wi-Fi [Positioning in Wi-Fi networks]. Vestnik svyazi [Communication Bulletin]*, 2010.
20. Dan Li, Kerry D. Wong, Yu H. Hu, Akbar M. Sayeed. *Detection, Classification and Tracking of Targets in Distributed Sensor Networks*, URL: <http://www.ecce.wisc.edu/~sensit>, accessed: 09.01.2021.
21. Kucheryavyy A.Ye., Prokof'yev A.V., Kucheryavyy Ye.A. *Samoorganizuyushchiyesya seti [Self-organizing networks]*. SPb.:Lyubavich, 2011, 312 p
22. H. V. Poor. *An Introduction to Signal Detection and Estimation*. Springer Verlag, 1988.
23. C. W. Reed, R. Hudson, and K. Yao Direct Joint Source Localization and Propagation Speed Estimation. *Proc. IEEE ICASSP*, March 1999, pp. 1169-1172.
24. Martin Mikusz *Towards an understanding of cyber-physical systems as industrial software-product-service systems*. Conference paper in *Procedia CIRP*, 2014.
25. Vinogradov G.P., Yemtsev A.S., Fedotov I.S. *Besprovodnyye sensornyye seti v zashchishcha-yemykh zonakh [Wireless sensor networks in protected areas]. Izvestiya YUFU. Tekhnicheskoye nauchnoye izdaniye*, 2021, no. 1, pp. 19-30.
26. Vinogradov G.P., Mal'kov A.A. *Modeli poiska struktur dannykh na osnove konkurentsii i kooperatsii [Search models for data structures based on competition and cooperation]*. *Sb. trudov "Upravleniye bol'shimi sistemami"*. M.: IPU RAN, 2008, Issue. 22, pp. 98-110.

Gennady P. Vinogradov, *Doctor of Technical Sciences, Professor, Head. Laboratory "Intelligent Systems", Research Institute "Tsentraprogrammsistem", wgp272ng@mail.ru, Tver, Russia, N. Korytkov Ave., 3a*

Статья поступила в редакцию 18.03.2022; одобрена после рецензирования 28.03.2022; принята к публикации 31.03.2022.

The article was submitted 03.18.2022; approved after reviewing 03.28.2022; accepted for publication 03.31.2022.