

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ОТНОСИТЕЛЬНОГО ПОЛОЖЕНИЯ
В НАВИГАЦИИ ГРУППЫ РОБОТОВ**

Ф. Е. Шнайдер, Д. Вильдермут

Research Establishment for Applied Sciences (FGAN), Wachtberg, Germany

E-mail: schneid1@fgan.de

E-mail: dennis@fgan.de

Представлен новый подход к оценке относительного положения роботов в группе на основе информации от лазерных сканеров. Для получения непрерывно обновляемой оценки положения использован обобщенный фильтр Калмана. Все роботы группы используют эти данные для создания общей системы координат. Представлены результаты эксперимента, в том числе движение группировки как пример приложения.

Введение. В системах из многих роботов возникают две задачи, связанные с позиционированием: первая – робастная оценка собственного положения каждым роботом, и вторая – оценка относительного положения других членов группы.

Первая задача обычно решается с помощью некоторой разновидности метода одновременного определения положения и построения карты SLAM (simultaneous localization and map building). Важным предварительным условием использования этих методов является наличие в окружающей среде хорошо различимых признаков (например, ориентиров).

Вторая задача возникает, когда роботы не имеют общей системы координат, например при недоступности системы GPS. В задаче позиционирования многих роботов спрашивается, можно ли автономному транспортному средству начать движение с неизвестного местоположения и непрерывно оценивать собственную позицию относительно других роботов, основываясь только на информации собственного датчика.

В данной работе представлен подход к решению этой задачи, который основан на использовании информации только от лазерного и одометрического датчиков. Каждый робот группы имеет лазерный сканер. Используя данные сканирования, можно обнаружить в поле зрения движущиеся объекты. Необходимо подчеркнуть, что собственно процесс слежения не является темой данной работы. Мы только используем информацию о расстоянии и угле, предоставленную некоторым заданным алгоритмом слежения.

Оценка положения производится в два этапа. Сначала, базируясь на информации о расстояниях и углах для каждого робота и его наблюдателей, выработывается оценка первоначального положения каждого наблюдателя. Для

осуществления данной задачи используется простой геометрический алгоритм. Затем, начиная с этих оценок, для непрерывной коррекции как положения робота, так и положений и ориентаций его наблюдателей используется обобщенный фильтр Калмана (ОФК) (см., например, [1]).

Если все роботы параллельно выполняют эту оценку положения, то может быть введена общая система координат относительно только самих роботов, которую далее в работе мы называем «относительной» системой координат. Поскольку глобальная информация (например, положение ориентиров или специальных структур в окружающей среде) не используется при этой процедуре, то нет возможности связать такую относительную систему с мировыми координатами, хотя каждому роботу известны положения всех остальных роботов, но неизвестно их точное местоположение относительно окружающей среды. Естественно, данный подход пригоден лишь для некоторых приложений. Тем не менее этого бывает достаточно для многих задач навигации, например при движении в группировке. В качестве заключительного эксперимента представлена треугольная группировка, движущаяся по заданному пути с использованием лишь построенной относительной системы координат.

Задача определения местоположения отдельного робота детально исследована в публикациях [2, 3]. Большинство подходов к реализации метода SLAM может быть грубо классифицировано по применяемым видам обработки данных сенсоров и алгоритмам сопоставления. Один из методов заключается в оценивании положения ориентиров на основе данных и совмещении этих ориентиров для локализации робота на карте. В другой группе методов используются необработанные данные сенсоров и осуществляется сопоставление интенсивности сигналов. Все эти методы способны справляться с некоторым количеством шума в данных сенсора, но в предположении, что окружающие условия практически неизменны во время процесса построения карты.

В последнее время задача расширена до определения местоположения многих роботов [4, 5]. Однако между этими подходами и нашим методом имеется одно важное отличие. Большинство методов применяет карты и/или ориентиры с целью создания глобально совместимой системы координат. Наша цель, напротив, не находить положение в глобальной системе, а поддерживать относительное расположение роботов.

Некоторые авторы ограничиваются собственно группой роботов. В работе [6], например, разрабатывается так называемая система кооперативного определения положения (CPS); подобные идеи можно найти в [7]. Так как целью этих работ является создание и сохранение общей системы координат, то требуется обеспечение высокой точности. Только один робот движется в любой данный момент времени, тогда как другие стоят, функционируя как «временные» ориентиры. Как уже упоминалось, мы рассматриваем относительные координаты, позволяя всем роботам двигаться одновременно. Подход, достаточно схожий с нашим, можно найти в [8, 9]. Главное отличие состоит в том, что мы применяем метод, основанный на использовании фильтра Калмана, тогда как в [8, 9] применяется фильтр, который обычно требует дополнительной вычислительной мощности.

1. Описание алгоритма. Как отмечено во введении, для оценки и корректировки положений робота используется двухшаговый подход. На первой стадии вырабатываются первоначальные оценки состояний наблюдателя, содержащие положение и ориентацию. На втором шаге эти оценки поло-

жений корректируются и вырабатываются коррекции положения самого движущегося робота. На обоих шагах каждый робот должен найти и идентифицировать других, возможно, движущихся роботов в его окружении.

Каждый робот снабжен одометрическим датчиком и лазерным сканером, которые позволяют приблизительно ориентироваться и измерять расстояния до других объектов. С помощью лазерного сканера робот также может обнаружить движущиеся в поле его зрения объекты. Этот процесс слежения обеспечивает информацией о расстоянии и угле, необходимой для процесса оценки положения, относительно других роботов. Сам процесс слежения не является предметом исследования данной работы; более полная информация по этой теме представлена в [10, 11]. В результате процесса слежения получается перечень расстояний и азимутов, описывающий передвижение робота в области наблюдения. Данная информация затем передается всем другим членам группы, т. е. это означает, что каждый робот знает, что «видят» другие роботы.

В последующем описании алгоритма все роботы в группе (включая роботов-наблюдателей) считаются способными передвигаться. Однако этот случай пока реализован лишь при компьютерном моделировании среды со многими роботами и описан в разд. 2.2. Реальные эксперименты, представленные в разд. 2.1, из-за ограничений точности процесса слежения проведены лишь с неподвижными наблюдателями.

1.1. *Начальная оценка положений роботов.* Информация, собранная в процессе слежения (расстояние и азимут), используется для оценки положения наблюдаемых роботов. Из данных наблюдения простым геометрическим путем может быть вычислено положение самого наблюдателя. Это, естественно, дает весьма неточные и зашумленные оценки, но они могут быть использованы в качестве начального допущения для непрерывного процесса фильтрации.

Если робот движется из положения P_{t-1} в положение P_t и наблюдатель оценивает векторы состояния $\langle d_{t-1}, \theta_{t-1} \rangle$ и $\langle d_t, \theta_t \rangle$, содержащие информацию о расстоянии и угле, то может быть вычислено и местоположение самого наблюдателя (рис. 1). Взяв две окружности $K_{t-1}(P_{t-1}, d_{t-1})$ и $K_t(P_t, d_t)$ с

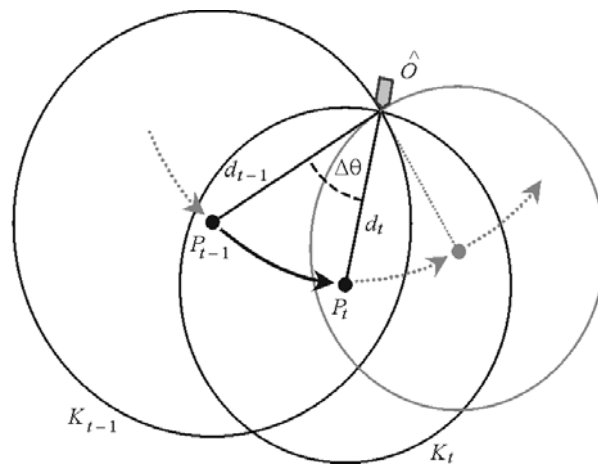


Рис. 1. Перемещение робота из P_{t-1} в P_t с точки зрения наблюдателя \hat{O}

центрами в P_{t-1} и P_t и радиусами d_{t-1} и d_t соответственно, можно вычислить точки их пересечения. Если исключить ошибки из-за неисправностей сенсора, то при ограниченной скорости робота и высокой частоте лазерной выборки всегда существуют две точки пересечения. Так как наблюдатели обладают информацией не только о расстояниях, но и об углах θ_{t-1} и θ_t , разность $\Delta\theta$ этих двух значений может быть использована для принятия решения о том, которая из двух возможных точек пересечения является положением наблюдателя. Этот шаг повторяется несколько раз в начале движения робота; собирается, по меньшей мере, до 25 безошибочных оценок для каждого наблюдателя. Результаты этой стадии применяются в качестве оценок начальных положений других членов группы.

1.2 Процесс обновления положения при помощи обобщенного фильтра Калмана. Оценка положения, описанная в предыдущем разделе, используется в качестве начального состояния процесса непрерывного обновления и корректировки. Дополнительная информация о положении, получаемая в процессе слежения, обновляет оценки положения роботов и наблюдателей. Обобщенный фильтр Калмана [1] используется для объединения всех различных измерений в одну общую оценку состояния. Обозначим вектор состояния, описывающий всю важную информацию для группы роботов в момент k :

$$x(k) = [p(k) \quad o_1(k) \quad \dots \quad o_n(k)]^T. \quad (1)$$

Здесь $p(k) = [p_x(k) \quad p_y(k)]$ – положение движущегося робота, а $o_i(k) = [o_x^i(k) \quad o_y^i(k) \quad o_\theta^i(k)]$ – положение и ориентация i -го наблюдателя.

Во время движения робота ОФК непрерывно обновляет оценки как самого робота, так и наблюдателей. Таким образом корректируются возможные ошибки в начальных оценках положения o_i . Информация, полученная от одометрических датчиков, используется на шаге предсказания в процедуре ОФК. Пусть

$$u(k+1) = [\Delta p_x(k+1) \quad \Delta p_y(k+1)] \quad (2)$$

– путь робота, пройденный на $(k+1)$ -м шаге. Тогда предсказание состояния можно записать как

$$\hat{x}(k+1) = [p(k) + u(k+1) \quad o_1(k) \quad \dots \quad o_n(k)]^T. \quad (3)$$

Каждый раз, когда один из наблюдателей, скажем i -й, обнаруживает движущегося робота, производится новое измерение $z(k+1) = [d \quad \alpha]^T$ с дальностью d и углом α . Эти измерения затем повторно используются на шаге коррекции ОФК:

$$x(k+1) = \hat{x}(k+1) + K(z(k+1) - h_i(\hat{x}(k+1), 0)), \quad (4)$$

где K обозначает коэффициент передачи фильтра Калмана и функция $h_i(x, v)$ отображает вектор состояния x в измерение z , давая значение v шума текущего измерения.

Для $h_i(x, v)$ используем стандартный метод смешанных координат ОФК, который в нашем случае дает

$$h_i(x, v) = \begin{pmatrix} h_1^i(x, v) \\ h_2^i(x, v) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sqrt{(p_x - o_x^i)^2 + (p_y - o_y^i)^2} + v_d \\ \arctan\left(\frac{p_y - o_y^i}{p_x - o_x^i}\right) - o_\theta^i + v_\theta \end{pmatrix}. \quad (5)$$

В результате $x(k+1)$ содержит как коррекцию положения движущегося робота, так и коррекции положения и ориентации i -го наблюдателя относительно системы координат движущегося робота. Другими словами, начиная с оценок исходного положения, ОФК содержит относительные положения всех наблюдателей на протяжении всего эксперимента.

Очевидно, что весь процесс не требует и не использует никакой информации об окружающей среде. Поэтому полученная система координат не является «глобальной» в том смысле, что она не имеет фиксированного соотношения с мировыми координатами. Мы называем ее относительной системой координат, поскольку она используется только роботами группы и с течением времени может расходиться с абсолютными координатами.

2. Экспериментальное подтверждение. В нашей лаборатории “Experimental Human Multi Robot System” было проведено несколько экспериментов. Эксперимент проходил в пустом холле размером 18×15 м, в котором могли перемещаться один робот B21 и до четырех роботов «Пионер». Все роботы были оснащены одометрическими датчиками, лазерными сканерами SICK и беспроводной локальной сетью.

В качестве наблюдателей в первых экспериментах использовалось до четырех стационарных роботов «Пионер 1», в то время как B21 был отслеживаемой подвижной целью. Он двигался по разным траекториям, включая крест, прямоугольник и другие. На рис. 2 представлен общий план экспериментальной установки. В разд. 2.1 описаны результаты этих экспериментов.

Затем всем роботам было позволено перемещаться. Это было реализовано большей частью в модельной среде. Лишь простой эксперимент был проведен с реальными роботами. В качестве сценария для более сложных модельных экспериментов была выбрана задача построения и движения роботов в группе (разд. 2.2).

2.1. Неподвижные наблюдатели. На рис. 3 приведен пример результатов оценки положения с двумя наблюдателями. Начиная с почти полного соответствия между одометрией и вычисленными положениями, можно четко указать на отклонения в трех других вершинах креста. Неточность угловых одометрических датчиков накапливается примерно до 20 см в левой и 15 см в верхней и правой вершинах и исчезает, когда робот движется обратно к центру креста.

Результаты более интересного примера движения робота приведены на рис. 4. В этом эксперименте четыре наблюдателя расставлены вокруг одного подвижного робота, который перемещается по прямоугольному маршруту. На рис. 4, а показано расхождение между результатами одометрических датчиков и оценками положения. Это типично для автономных транспортных средств, передвигающихся по «замкнутому» пути: из-за проскальзывания колеса и ошибок на повороте реально пройденный путь с каждым циклом все больше отличается от одометрической оценки.

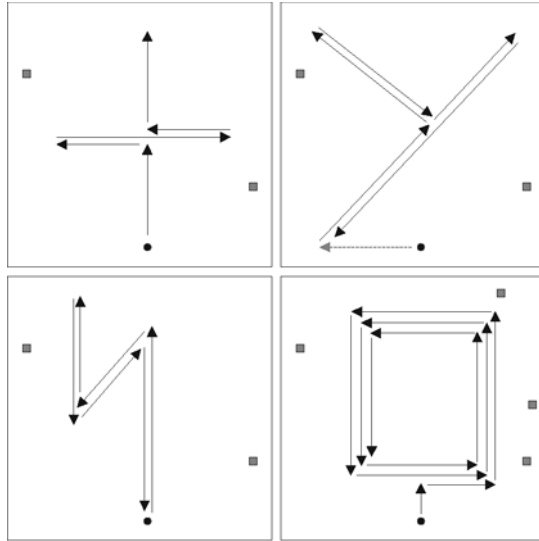


Рис. 2. Некоторые из проведенных экспериментов. Стрелками обозначены пути движения B21, черными точками – расположение наблюдателей

На рис. 4, *b* сравниваются результаты ОФК, основанные на данных, которые получены от наших сенсоров и типового метода глобальной SLAM [2]. На рисунке есть некоторые отрезки пути, где оценки фильтра и алгоритма SLAM совпадают достаточно хорошо. Только на некоторых сегментах видна значительная разница между оценками. Этому может быть несколько причин (кроме тривиальной причины, что SLAM дает неточность, которую можно предотвратить в этом эксперименте). Выпуклость в нижнем правом углу, например, вызвана первоначально неверно оцененным, но затем скорректированным положением нижнего правого наблюдателя. Отклонение в верхней части всех путей также порождено несколькими неточными оценками начального положения. Но так как эти неточные оценки одинаковы для всех верхних наблюдателей, их положения на этот раз не корректируются – вместо этого смещается путь движущегося робота.

Если рассмотреть ошибку в левой нижней части пути, то можно найти ее причину на рис. 4, *c*. На этом рисунке представлены необработанные измерения, полученные четырьмя наблюдателями. В нижнем левом квадранте сосредоточено значительное количество помех и присутствует несколько ошибочных результатов измерений, которые, естественно, создают проблемы для алгоритма фильтрации.

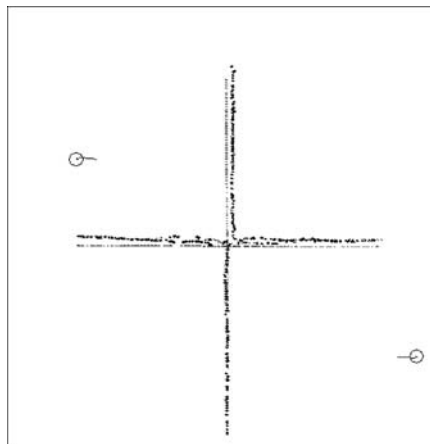


Рис. 3. Пример движения робота при двух наблюдателях. Черные точки – результаты процесса вычисления; серые точки – положения, полученные от одометрических датчиков

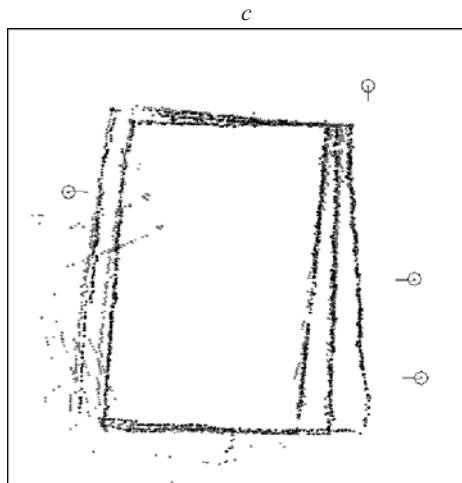
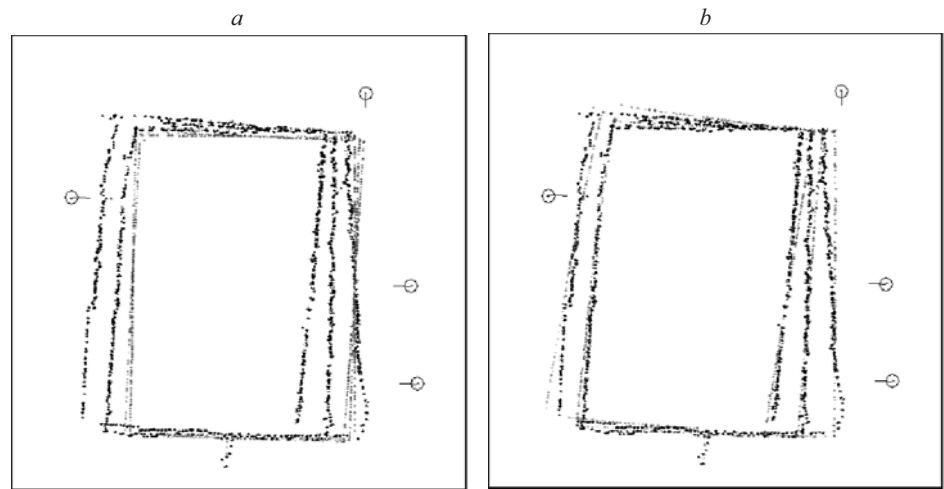
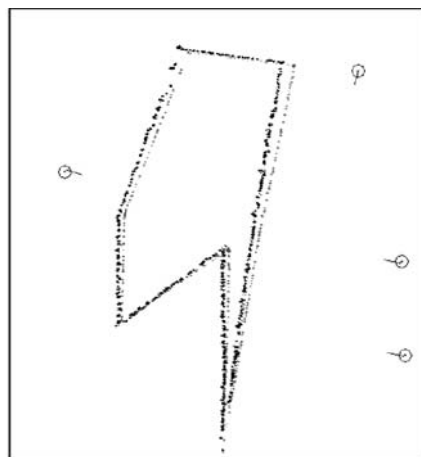


Рис. 4. Движение робота по прямоугольному маршруту при наличии четырех наблюдателей. Черные точки на рисунке – результат фильтрации; серые точки: положения, полученные от одометрических датчиков (а), результат вычисления методом SLAM (b), измеренные положения (с)

Наконец, на рис. 5 представлен пример относительности всего процесса оценивания положения. На рисунке вновь сравниваются результаты ОФК с информацией о положении, полученной с помощью алгоритма SLAM. Четыре наблюдателя следят за движением робота В21. Результатом является прецизионная оценка положения робота В21, а также положений четырех наблюдателей, но каждое положение отличается от фактического, полученного методом SLAM. (Вместо использования метода SLAM можно измерять положения В21 вручную, но это, естественно, исказит отсчеты лазерного измерителя наблюдателя.)



Хотя расстояние и азимут между наблюдателем и каждым положением В21 оцениваются точно, фактически полученная относительная система

Рис. 5. Пример отклонения системы координат в эксперименте с четырьмя наблюдателями (обозначения точек такие же, как на рис. 4, b)

координат повернута примерно на 2° против часовой стрелки вокруг некоторой виртуальной точки, расположенной в нижней части рисунка.

2.2 *Подвижные наблюдатели.* Затем предложенный подход был применен в ситуации с подвижными наблюдателями. На рис. 6 представлен один из основных экспериментов с одним движущимся роботом и четырьмя наблюдателями. Как можно видеть, на рис. 6, *a* наблюдатели остаются неподвижными во время начала движения В21. Через некоторое время два из четырех наблюдателей начинают двигаться (рис. 6, *b*) и, как ожидалось, процесс локализации продолжается, вырабатывая состоятельную информацию о положении. При анализе этой и некоторых подобных экспериментальных установок оказывается трудно вычислить качество и точность получающейся относительной системы координат, используя только данные из реальной окружающей обстановки. Чтобы иметь точные данные о положении всех роботов на «земле» (ground truth) и получать воспроизводимые результаты, в следующих экспериментах использовалась наша моделирующая система [12].

В качестве более реалистического примера применения, подходящего для метода относительной локализации, была выбрана задача построения и сохранения конфигурации группировки роботов. Задача состояла в построении группировки треугольной формы, один из роботов в которой играл роль лидера (его путь отмечен черными точками). Затем роботы приводились в движение, при этом они как можно меньше нарушали заданную группировку и совершали несколько поворотов на 90° . Для построения и поддержания группировки роботов использован метод потенциального поля, описанный в [13, 14].

Чтобы применить предложенный подход определения относительного положения, два робота-преследователя исполняют роль вышеупомянутых стационарных наблюдателей. Поскольку ОФК обновляет информацию о положении не только наблюдаемого лидера, но и наблюдателей, получаемая система координат может использоваться для поддержания собранной группировки.

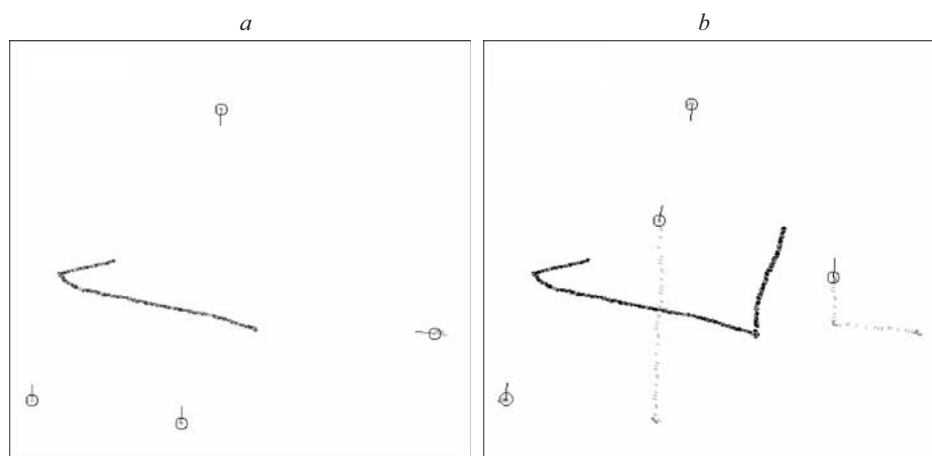


Рис. 6. Пример движения робота при четырех наблюдателях: до (*a*) и после (*b*) того, как два из них начали движение (обозначения точек такие же, как на рис. 4, *c*)

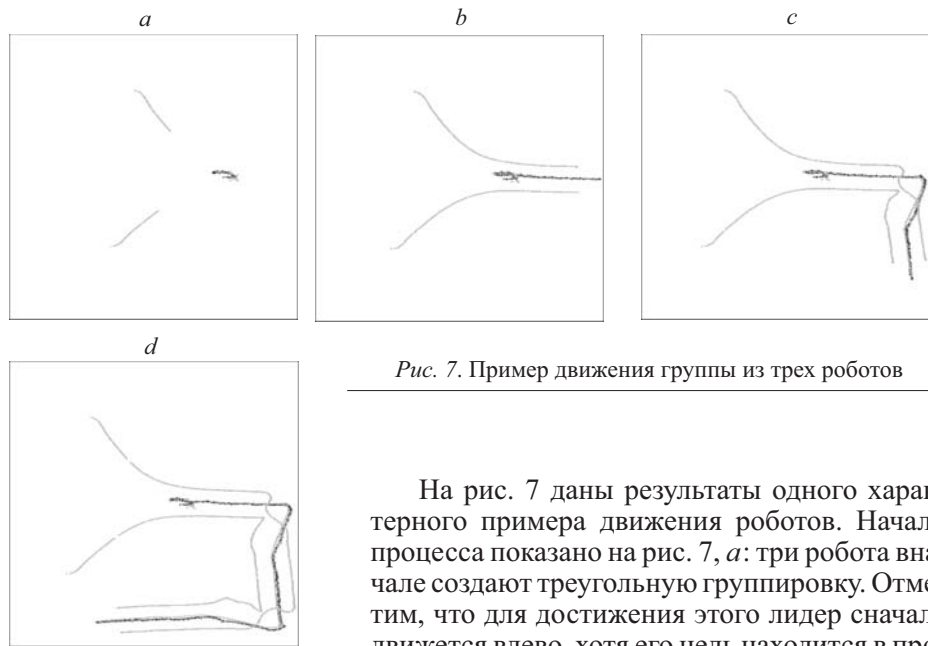


Рис. 7. Пример движения группы из трех роботов

На рис. 7 даны результаты одного характерного примера движения роботов. Начало процесса показано на рис. 7, *a*: три робота вначале создают треугольную группировку. Отметим, что для достижения этого лидер сначала движется влево, хотя его цель находится в противоположном направлении.

На этапе поддержания группировки (рис. 7, *b*) роботы начинают двигаться, пытаясь сохранить группировку. В двух промежуточных пунктах (рис. 7, *c*, *d*) группировка должна повернуть на 90° по часовой стрелке, что, естественно, вызывает некоторые временные возмущения. Но она успешно возвращается к требуемому треугольному виду. Эксперименты с другими формами, особенно допускающими взаимное перекрытие роботов, являются предметом текущей работы.

Заключение. В работе представлен новый подход к задаче введения и сохранения общей системы координат для группы роботов. Лазерный дальномер в сочетании с процессом слежения использован для вычисления относительных положений каждого из роботов. Эти данные являются входными для обобщенного фильтра Калмана, корректирующего информацию о положении и ориентации. Такой процесс, исполняемый для каждого робота группы, создает и поддерживает так называемую общую относительную систему координат для всех роботов группы.

Проведены первые опыты с реальными роботами, и получены обнадеживающие результаты. Пока наблюдатели неподвижны, процесс слежения выдает состоятельную информацию о положении всех наблюдаемых роботов. Предварительно алгоритм был протестирован с использованием реальных роботов и более сложных сценариев в нашей среде моделирования, а затем – в ситуации с движущимися наблюдателями.

Возможно несколько направлений дальнейших исследований. Первое и, вероятно, наиболее важное – провести реальный эксперимент с подвижными наблюдателями. Поскольку в настоящее время для достижения этой цели точность процесса слежения представляется неудовлетворительной, ведутся работы над собственным алгоритмом слежения за объектом с использованием лазера (см., например, [15, 16]).

Кроме того, ведется работа по сравнению текущей реализации ОФК с другими методами фильтрации, например так называемым фильтром Калма-

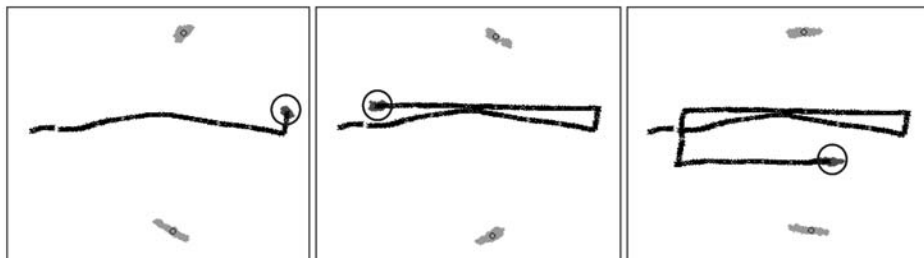


Рис. 8. Использование Particle Filter вместо представленного метода ОФК

на с преобразованием измерений (СМКФ) и одной из разновидностей последовательного метода Монте-Карло – фильтром частиц (Particle Filter (PF)). С помощью фильтра СМКФ делается попытка избежать ряда вычислительных проблем и проблем с устойчивостью, возникающих из-за нелинейности в смешанных координатах ОФК, когда результаты, полученные в процессе слежения и представленные в полярных координатах, нужно ввести в общую декартову систему координат. СМКФ является строго линейным фильтром Калмана с некоторой особой компенсацией смещения [1]. Предполагается улучшить результаты путем введения этих изменений в используемый фильтр Калмана.

Есть две основные причины для применения PF при вычислении оценок состояния. Во-первых, так как подобный подход использовался ранее другими исследователями [8, 9], можно сравнить результаты в отношении состоятельности и точности. Во вторых, хотя фильтр требует большой вычислительной мощности, он может позволить лучше справиться со специфическими проблемами ОФК, основными из которых являются: необходимость более высокой точности при оценке начального состояния и трудность, возникающая, когда один или более роботов отделяются от других на длительный период времени. В этих случаях должен быть рассмотрен подход, способный обрабатывать многомодовые распределения вероятности. На рис. 8 представлены некоторые предварительные результаты применения PF. Два наблюдателя (отмечены серыми фрагментами) следят за движущимся по лаборатории В21 (отмечен фрагментами в кружках). Форма распределения частиц наблюдателей корректно отражает тот факт, что при лазерном слежении неопределенность информации по углу больше, чем неопределенность информации по расстоянию. В настоящее время мы оцениваем различные эвристики, касающиеся числа частиц, особенно на начальном шаге и во время взаимного перекрытия.

Авторы выражают благодарность М. Moors из Боннского университета за идеи и комментарии по тематике определения относительного положения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Bar-Shalom Y., Li X.-R.** Estimation and Tracking: Principles, Techniques and Software. Artech House, 1993.
2. **Dissanayake G., Durrant-Whyte H., Bailey T.** A computationally efficient solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem // Workshop on Mobile Robot Navigation and Mapping. San Francisco, USA, 2000.

3. **Gutmann J.-S., Konolige K.** Incremental mapping of large cyclic environments // Proc. of the IEEE Intern. Symp. on Computational Intelligence in Robotics and Automation. Monterey, USA, 1999.
4. **Burgard W., Moors M., Fox D. et al.** Collaborative multi-robot exploration // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. San Francisco, 2000.
5. **Ioannis M., Rekleitis I., Dudek G., Milios E.** Multi-robot cooperative localization: a study of trade-offs between efficiency and accuracy // IEEE /RSJ Intern. Conf. on Intelligent Robots and Systems. Lausanne, Switzerland, 2002.
6. **Kurazume R., Nagata S.** Cooperative positioning with multiple robots // Proc. of the 11th IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. San Diego, USA, 1994.
7. **Rekleitis I. M., Dudek G., Milios E. E.** Reducing odometry error through cooperating robots during the exploration of an unknown world // Proc. of the 5th IASTED Intern. Conf. on Robotics and Manufacturing. Cancun, Mexico, 1997.
8. **Howard A., Mataric M. J., Sukhatme G. S.** Localization for mobile robot teams using maximum likelihood estimation // Proc. of the IEEE/RSJ Intern. Conf. on Intelligent Robots and Systems. Lausanne, Switzerland, 2002.
9. **Howard A., Mataric M. J., Sukhatme G. S.** Putting the 'I' in 'Team': an ego-centric approach to cooperative localization // Proc. of the Intern. Conf. on Robotics and Automation. Taipei, Taiwan, 2003.
10. **Schulz D., Burgard W., Fox D., Cremers A. B.** Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. Seoul, Korea, 2001.
11. **Wang C.-C., Thorpe C.** Simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. Washington, USA, 2002.
12. **Schneider F. E., Wildermuth D.** Simulation von mehrrobotersystemen // 13. Fachgespräch Autonome Mobile Systeme. Stuttgart, Germany, 1997.
13. **Schneider F. E., Wildermuth D.** Motion coordination for formations of multiple mobile robots // Proc. of the 3rd Intern. Conf. on Field and Service Robotics. Helsinki, Finland, 2001.
14. **Schneider F. E., Wildermuth D.** A potential field based approach to multi robot formation navigation // Proc. of the 1st European Conf. on Mobile Robots. Warsaw, Poland, 2003.
15. **Kräußling A., Schneider F. E., Wildermuth D.** Tracking of two crossing targets using a viterbi based algorithm // 1st Intern. Conf. on Informatics in Control, Automation and Robotics. Setúbal, Portugal, 2004.
16. **Kräußling A., Schneider F. E., Wildermuth D.** A switching algorithm for tracking extended targets // 2nd Intern. Conf. on Informatics in Control, Automation and Robotics. Barcelona, Spain, 2005.

Поступила в редакцию 30 сентября 2005 г.