

П. ДЭВИДСОН, М. КИРККО-ЯАККОЛА, Ю. КОЛЛИН, Я. ТАКАЛА

## НАВИГАЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПЛАНОВ ЗДАНИЙ И ДАННЫХ АВТОНОМНЫХ ДАТЧИКОВ

*В статье представлен метод коррекции местоположения и курса навигационной системы с использованием поэтажных планов зданий. Алгоритм включает три этапа: (а) обработка данных автономных датчиков для определения местоположения и курса, (б) коррекция путем согласования с картой, и (в) оценка ошибок навигационной системы. Парциальный фильтр используется для комплексирования данных от навигационного счисления с планом здания. Фильтр Калмана оценивает ошибки счисления по курсу и местоположению. Алгоритм предназначен для навигационных систем объектов, работающих внутри зданий с известными планами этажей, и может быть адаптирован для реализации в навигационных системах реального времени с недорогими МЭМС-гироскопами и датчиками скорости в качестве инструментов счисления. Реальные данные, полученные при испытаниях объекта внутри зданий, продемонстрировали, что предлагаемый алгоритм способен исправлять значительные погрешности положения и курса.*

**Ключевые слова:** навигация, счисление, наземные объекты, гироскопы, фильтр Калмана, парциальные фильтры.

### Введение

Люди легко ориентируются внутри зданий и оценивают свое местоположение, не имея точных знаний о курсе, скорости и других навигационных параметрах. Они полагаются в основном на свои знания о здании. Из этого следует, что поэтажные планы зданий – это источник ценной информации об относительном положении и ориентации относительно здания. Возможно ли применить такую же методологию при автономной навигации внутри здания?

Автономные навигационные системы обычно содержат в своем составе инерциальные датчики и датчики скорости, используемые для вычисления местоположения (далее просто положения) и курса. Однако соответствующие погрешности положения и курса, неограниченно возрастают и скорректировать их можно только при наличии внешних измерений, например от ГНСС, магнито-

---

**Дэвидсон** Павел. Доктор технических наук. Университет ИТМО, кафедра информационно-навигационных систем (С.-Петербург, Россия)

**Киркко-Яаккола** Марти. Доктор технических наук. Финский институт геопространственных исследований. Национальная геодезическая служба (г. Киркконумми).

**Коллин** Юсси. Доктор технических наук. Кафедра компьютерных технологий Технологического университета (г. Тампере, Финляндия).

**Такала** Ярмо. Доктор технических наук. Кафедра компьютерных технологий Технологического университета (г. Тампере, Финляндия)

метров, данным с карты улиц или планов зданий.

Внутри помещений сигналы ГНСС обычно сильно ослабляются, а магнитометры выдают недостоверные показания из-за наличия множества ферромагнитных материалов. Поэтому во многих случаях планы этажей зданий могут служить единственным источником данных о положении и курсе для навигационной системы, работающей внутри здания. Таким образом, навигационное решение, рассчитанное на основе измерений от автономных датчиков, можно скорректировать и улучшить путем наложения дополнительных ограничений на возможные траектории объекта внутри здания.

В данной статье предлагается новый метод для предотвращения неограниченного роста ошибок путем коррекции ошибок положения и курса автономной навигационной системы, работающей в помещении. Метод включает три этапа: *а)* обработка данных автономных датчиков для получения значений положения, скорости и ориентации, *б)* коррекция по методу согласования с картой траектории, рассчитанной системой счисления, и *в)* расчет наиболее точной оценки траектории путем комплексной обработки решений по методу согласования с картой и по методу счисления. В работе предполагается использование минимального набора автономных датчиков, включающего гироскоп и одометр, который позволяет решить рассматриваемую задачу

Предварительные результаты исследования ранее публиковались в работах [1–3]. Отличительная особенность представленного здесь метода состоит в том, что он также способен корректировать положение и курс по данным автономных датчиков. В статье приведены результаты испытаний с реальными цифровыми планами этажей зданий, реальными скоростями изменения курса и путевой скоростью. Измерения местоположения рассчитаны системой счисления объекта. Для коррекции положения и курса объекта, находящегося внутри здания, эти измерения были интегрированы с планом этажа.

### **Аналогичные исследования**

В последние годы активно используется идея о применении геометрии здания для снижения ошибок положения и курса инерциальных навигационных систем, используемых в условиях ухудшенного приема сигналов ГНСС. Все существующие подходы разделяются на две группы: алгоритмы, в явном виде вырабатывающие измерения курса на основе знаний об ориентации зданий; алгоритмы, использующие информацию, содержащуюся в планах этажей зданий, в процессе согласования с картой.

В работах [4, 5] предлагается алгоритм, вырабатывающий курсовые измерения на основе базовых знаний об ориентации здания, в котором находится навигационная система. Решение алгоритма допускает, что большинство зданий имеют прямоугольную планировку, а большинство комнат и коридоров – прямоугольную форму, т.е. ограничивая направление, в котором может двигаться пользователь по зданию в одну из четырех сторон. Недостаток таких методов состоит в том, что в реальности пользователь может двигаться в направлении, отличном от основного направления здания. Таким образом, метод может оказаться неэффективным в следующих случаях [4]: при перемещении по круговым или криволинейным траекториям в течение долгого времени, если геометрия здания не соответствует простой форме, и если внутренние комнаты и коридоры не параллельны внешним стенам.

В работах [6, 7] представлен метод «эвристического снижения дрейфа» (Heuristic Drift Reduction, HDR). В данном методе учитывается тот факт, что многие улицы и коридоры хотя бы частично имеют прямолинейную форму [6]. В любой момент времени метод HDR оценивает вероятность того, что пользователь идет по прямой; если такая вероятность высока, вносится поправка в выходные данные гироскопа, что снизит дрейф, если пользователь действительно шел по прямой линии. Если алгоритм оценивает, что пользователь идет не по прямой линии, метод HDR далее не работает. Ограничение метода HDR состоит в том, что при движении не по прямой линии метод сможет заметить это и приостановить работу [7]. В течение этого времени происходит накопление дрейфа гироскопа, и интегрирование скорости поворота приводит к появлению ошибок курса. Затем при возврате к прямолинейному движению предотвращается появление новых курсовых ошибок, но ошибки, накопленные при перерыве в работе метода, остаются в системе и уже не могут быть устранены. Таким образом, метод HDR значительно снижает курсовые ошибки, вызванные дрейфом, но неспособен полностью предотвратить неограниченный рост курсовых ошибок.

В работе [8] проанализированы недостатки алгоритма HDR, которые могут даже привести к ухудшению качества навигационного решения, если алгоритм используется при работе в зданиях сложной формы с криволинейными коридорами, невыровненными относительно прямоугольной схемы, или при наличии больших открытых площадок. Авторы предложили метод улучшенного эвристического сокращения дрейфа (Heuristic Drift Elimination, iHDE), который включает блок анализа движения, вычленяющий прямолинейные отрезки траекторий, и адаптивный онлайн-алгоритм оценки достоверности для коррекции курса.

Другой известный метод, использующий информацию, содержащуюся в планах этажей зданий, называется метод согласования с картой (map-matching). Изначально он был разработан для навигации по улицам при допущении, что объект движется по дороге и что действует неголономное ограничение. В случае навигации в помещении движение объекта не связано с конкретным направлением, но ограничено стенами здания. Трудности использования метода согласования с картой в помещении связаны с тем, что траектория объектов в помещении не всегда совпадает с геометрией картографических данных.

Топологический метод согласования с картой для навигации в помещении был предложен в работах [9, 10]. Так же, как в уличной разновидности метода, в топологических алгоритмах для навигации в помещениях план здания представлен в виде совокупности звеньев и узлов, состоящей из следующих элементов: коридор, вестибюль, дорожка между зданиями, комната, лестница, лифт, дверь. Для нужд навигации все объекты представлены в виде соединенных точек или звеньев. Модель на основе звеньев и узлов можно получить из плана этажа здания в программе AUTOCAD.

В сравнении с другими методами, самое надежное решение проблемы согласования с картой дает вероятностный подход. Изначально вероятностный подход к сличению с картой был разработан для автомобильной навигации с картами улиц в [11] и позже в [3, 12]. Варианты вероятностного метода согласования с картой для помещений, основанные на парциальной фильтрации (particle filters), разработаны в [13–18]. В этих алгоритмах используется набор случайных выборок (частиц) для представления апостериорной плотности неизвестного положения в рамках динамического оценивания состояния с применением данных плана этажа. Частицы распределяются по цифровому плану здания, в кото-

ром стены представляют непреодолимые преграды, и дают аппроксимацию функции плотности распределения вероятности положения пользователя. Если частица сталкивается со стеной, она исключается из моделирования Монте-Карло.

В данном приложении, применение парциального фильтра – это наиболее естественный и интуитивно понятный путь включить данные из плана здания в оценку положения; на каждую частицу налагается прямое ограничение, как в работах [13–16]. Вышеуказанные подходы имеют одну общую черту, а именно, включение ограничений, связанных со зданиями. Различие состоит в вычислении априорной и апостериорной оценок. Для вычисления переходной априорной оценки используются данные от инерциальных датчиков. Основное преимущество применения парциального фильтра в данной ситуации состоит в том, что он позволяет легко включить данные из плана здания в оценку положения за счет наложения прямого ограничения на каждую частицу. Другое преимущество состоит в возможности работы с мультимодальными распределениями, которые характерны для случаев, где пользователь находится в неопределенной части здания. За счет рассмотрения множества возможностей, парциальный фильтр способен быстро возвращаться к исходному положению, если начальное приближение на правильной траектории оказывается неверным.

В [19] для назначения частицам весовых коэффициентов в парциальном фильтре предлагается использовать угловую функцию распределения плотности вероятности. В данной работе, ограничение на пересечение стен было не единственным ограничением. Во-первых, частицам присваивался весовой коэффициент в зависимости от их направления относительно модели углового движения, выведенной из полной карты здания. Во-вторых, частицы, которые пересекали стены, автоматически лишались весовых коэффициентов в модели. По утверждению авторов, использование весовых коэффициентов в зависимости от направления частиц дает лучшие результаты, чем присвоение всем частицам одинаковых весов, особенно при работе с несколькими группами частиц. Однако этот метод хорошо работает только при небольших расстояниях между стенами. На открытых площадках или при использовании карт без ограничений внутренних стен качество работы метода снижается.

В работах [15, 20] предлагается включить курс в вектор состояния парциального фильтра (фильтра частиц) и выполнять все операции счисления внутри фильтра. Однако отсутствие сохраненной траектории пользователя (или как минимум последних нескольких минут траектории) делает невозможным проверку достоверности решения. Если решение, рассчитанное фильтром, неверно, это невозможно определить. В нашем случае, поскольку численное решение рассчитывается и сохраняется отдельно, есть возможность определить некорректность комбинированного навигационного решения. Также в нашем случае точность оценки курса выше. Но, поскольку в данных работах нет данных о точности курса, мы не смогли это подтвердить.

Алгоритмы на основе парциальных фильтров активно используются в локализации мобильных роботов [21–26]. В большинстве алгоритмов предполагается, что входные данные для модели движения поступают от автономных датчиков (одометры, гироскопы и т.д.) – так называемая одометрическая модель движения. В модели измерения используются средства обзора окружающей обстановки, обеспечивающие два вида данных: дальномерные данные (лазеры и сонары) и измерения по ориентирам (измеряется расстояние и/или пеленг до некоторой фиксированной точки, чье положение известно, например с карты). На-

сколько известно авторам, алгоритмов, которые бы использовали для локализации мобильных роботов только автономные датчики и карты без применения средств обзора окружающей обстановки, не существует.

Предлагаемый подход основан на комплексировании данных автономных датчиков и карт зданий без использования внешних сигналов или заранее установленной инфраструктуры. Алгоритм способен корректировать накопленные ошибки положения и курса, и при оптимальной планировке здания навигация может продолжаться в течение длительного времени. В алгоритме отсутствуют недостатки вышеописанных алгоритмов [4–7], где предполагалось, что пользователь движется в «главном направлении» здания и что здание имеет прямоугольную планировку. Алгоритм может работать с любыми зданиями без ограничений на движения пользователя. Еще одно преимущество в сравнении с алгоритмом, описанным в работе [8], состоит в отсутствии этапа явного принятия решения о траектории пользователя, что усиливает робастность алгоритма.

### **Комплексирование планов зданий и навигационных данных**

В данном разделе описан алгоритм комбинирования навигационных данных и планов этажей зданий. Алгоритм обеспечивает оценку ошибок положения и курса, вырабатываемых навигационной системой. В подразделе «Парциальная фильтрация и сличение с картой» приведена краткая характеристика алгоритма согласования с картой, который является неотъемлемой частью предлагаемого подхода.

### ***Мотивация***

Предлагаемый алгоритм обеспечивает точный механизм коррекции накопления ошибок численного положения и курса. Идея алгоритма основана на том, что движение объекта в помещении ограничено стенами. Если траектория достаточно длинная и включает повороты, она будет уникальной и ее можно будет идентифицировать среди других траекторий-кандидатов. Данные о положении и курсе, извлеченные из этой траектории, обычно имеют более высокую точность, чем численные данные, так как они не подвержены накоплению ошибок, свойственному навигационным алгоритмам на основе счисления. Различные свойства ошибок и слабая корреляция между этими двумя навигационными решениями объясняется тем фактом, что планы этажей зданий представляют собой новый источник информации, а алгоритм согласования с картой включает нелинейные операции.

В нашем случае курс объекта совпадает с путевым углом. Поэтому далее мы будем использовать термин «курс». Хотя в некоторых приложениях, например навигация объектов при недействующей неголономной поправке, курс (heading) может отличаться от направления движения (course), и для представления ориентации траектории и вычисления счисления следует использовать термин «направление».

Пример типичного численного решения для навигации объекта в помещении показан на рис. 1 (*сплошная жирная линия*). Видно, что линия решения не совпадает с коридорами карты-подложки в силу смещения курса примерно на  $10^\circ$ . Точность выработки положения в этом решении была значительно улучшена после применения алгоритма согласования с картой, в основном за счет сокращения ошибки курса; оценки положения, выработанные с помощью этого алгоритма, показаны крестиками. Пример демонстрирует, насколько алгоритм

счисления с картой способен повышать точность численного навигационного решения. Однако численное решение обладает большей гладкостью, чем решение с использованием карты, для которого характерны более значительные кратковременные колебания. Таким образом, наилучшую оценку траектории можно получить путем комплексирования двух этих решений. Поскольку ошибки в двух оценках дополняют друг друга, в качестве алгоритма комплексирования можно использовать, например, фильтр Калмана.

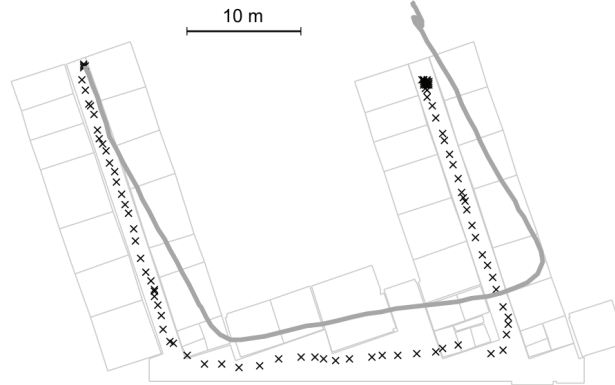


Рис. 1. Численное решение (*жирная линия*) и оценка положения с помощью алгоритма согласования с картой (*крестики*)

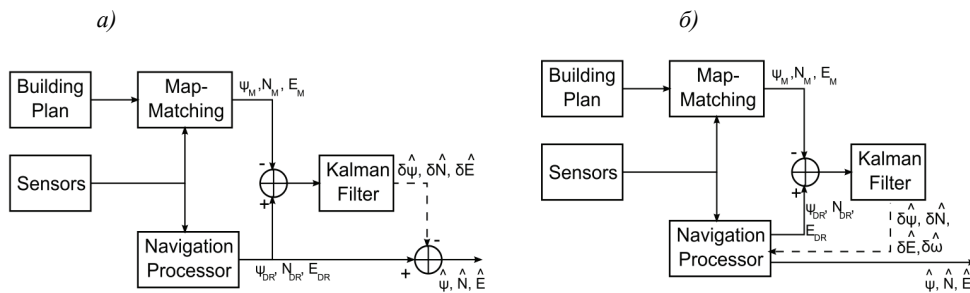


Рис. 2. Блок-схемы двух конфигураций алгоритма:

- а) Упреждающая коррекция положения и курса;
  - б) возврат поправок в навигационный процессор
- Building plan – план здания, Map-matching – согласование с картой, sensors – датчики, Kalman filter – ФК, navigation processor – навигационный процессор

### Алгоритм комплексирования

Вычисления счисления основаны на показаниях автономных датчиков: датчика положения колеса (одометра) и гироскопа для измерений скорости изменения курса. Положение и курс объекта рассчитываются по следующим уравнениям:

$$\begin{bmatrix} N_{k+1} \\ E_{k+1} \\ \psi_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} N_k \\ E_k \\ \psi_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_k \cos \psi_k \\ L_k \sin \psi_k \\ \Delta \psi_k \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $N_k$ ,  $E_k$  и  $\psi_k$  – координаты объекта в северном и восточном направлениях и курс,  $L_k$  – расстояние, пройденное с момента  $t_k$  до  $t_{k+1}$ ,  $\Delta\psi_k$  – изменение курса объекта в течение этого времени. Предполагается, что пройденное расстояние и скорость изменения курса вычисляются по измерениям одометра и гироскопа, которые доступны в дискретные моменты времени  $t_k$ .

Блок-схема предлагаемого навигационного алгоритма показана на рис. 2, а. На схеме  $N$  и  $E$  – координаты в северном и восточном направлениях,  $\psi$  – курс; нижние индексы  $M$  и  $DR$  относятся к значениям, полученным методом согласования с картой и счисления;  $\delta\psi$ ,  $\delta N$ ,  $\delta E$  – оценки ошибок численных курса и положения, рассчитанные фильтром Калмана. Навигационное решение корректируется по вычисленным оценкам ошибок положения и курса.

Предлагаемый алгоритм состоит из следующих этапов. Сначала происходит обработка данных автономных датчиков для расчета положения и курса объекта. Затем применяется алгоритм согласования с картой; мы использовали алгоритм на основе парциального фильтра, описанный в следующем разделе. После применения алгоритма согласования с картой точность движения по траектории повышается по сравнению с изначальным численным решением благодаря учету ограничений в перемещениях объекта, связанных с наличием стен в здании. Затем значения положения и курса, полученные методом сличения с картой, сравниваются со значениями, рассчитанными системой счисления: вычисляется разница между соответствующими параметрами. Эта разница используется в фильтре Калмана в качестве измерения.

При большой продолжительности автономной навигации навигационные параметры системы счисления также можно скорректировать. В данной конфигурации оценки ошибок счисления  $\delta\psi$ ,  $\delta N$ ,  $\delta E$ , а также оценка смещения нуля гироскопа  $\delta\omega$  вычисляются фильтром Калмана и поступают обратно в навигационный вычислитель, чтобы скомпенсировать ошибки измерений гироскопов, (см. рис. 2, б). Частота, с которой производится коррекция, зависит не только от точности датчиков, но и от планировки здания. Например, длинные узкие коридоры накладывают значительные ограничения на курс и обеспечивают более точное решение по алгоритму согласования с картой. В нашем случае влияние ошибок одометра на навигационное решение пренебрежимо мало в сравнении с влиянием ошибок гироскопов, поэтому для коррекции данных одометра не используются оценки его ошибок.

В системе реализован фильтр Калмана, вектор состояния которого включает ошибки численных координат в северном и восточном направлениях, ошибки путевой скорости и курса, а также дрейф гироскопа и ошибки масштабного коэффициента одометра. Модель системы аппроксимируется линеаризованными уравнениями ошибок для навигационных систем счисления на основе датчиков скорости и курсовых гироскопов, выраженных в непрерывном времени

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \delta N \\ \delta E \\ \delta V \\ \delta S \\ \delta\psi \\ \delta\omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cos\psi & 0 & -V \sin\psi & 0 \\ 0 & 0 & \sin\psi & 0 & V \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & V & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1/\tau_g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta N \\ \delta E \\ \delta V \\ \delta S \\ \delta\psi \\ \delta\omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ n_g \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где  $V$  – скорость объекта;  $\delta V$  – ошибка расчетной скорости,  $\delta S$  – ошибка масштабного коэффициента одометра;  $\delta\psi$  – ошибка курса;  $\tau_g$  – время корреляции смещения нуля гироскопа,  $n_g$  – случайная переменная с нулевым средним и дисперсией, соответствующей нестабильности гироскопа.

Оценки ошибок положения и курса рассчитываются по методу счисления и согласования с картой:

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta N \\ \delta E \\ \delta V \\ \delta S \\ \delta\psi \\ \delta\omega \end{bmatrix} + \mathbf{v}, \quad (3)$$

где  $\mathbf{v}$  – белый гауссовский шум измерения с нулевым средним и известной ковариацией, который необязательно постоянен, так как точность согласования с картой зависит от местной геометрии здания.

Хотя представленный алгоритм основан на применении двухмерной навигационной системы счисления, его можно модифицировать и для других типов навигационных систем, например для ИНС с 6-ю степенями свободы.

### Парциальная фильтрация и согласование с картой

Алгоритм согласования с картой – неотъемлемая часть предлагаемой концепции. Ограничение оцененной траектории пользователя планом этажа здания приводит к появлению негауссовских и возможно мультимодальных распределений, при которых малоэффективны попытки применения обычного фильтра Калмана или его нелинейных вариантов [27]. В настоящей работе используется байесовский фильтр, основанный на методе Монте-Карло [28], называемый парциальным фильтром или фильтром частиц. Эта приближенная методика очень эффективна для расчета апостериорных значений в частично наблюдаемых марковских цепях с дискретным временем. Применение данного алгоритма в локализации мобильных роботов показано в работе [23].

Задача байесовского фильтра заключается в рекуррентном нахождении апостериорного распределения  $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ , т.е. условного распределения состояний  $x$  в моменты времени  $0, 1, \dots, k$  при наличии серии наблюдений  $y_1, \dots, y_k$ . Для случая колесного мобильного робота обычно можно предположить, что состояние описывается дискретным марковским процессом. Другими словами, состояние на шаге  $t_k$  зависит от предыдущего состояния в момент  $t_{k-1}$  в соответствии с вероятностной моделью  $p(x_k | x_{k-1})$ . В нашем случае состояние марковской цепи состоит из координат объекта в северном и восточном направлениях и курса:  $x_k = [N_k \ E_k \ \psi_k]^T$ . Нижний индекс  $k$  означает момент времени  $t_k$ . Чтобы получить переходную плотность запишем функцию  $f$  в виде:

$$\begin{bmatrix} N_k \\ E_k \\ \psi_k \end{bmatrix} = f \left( \begin{bmatrix} N_{k-1} \\ E_{k-1} \\ \psi_{k-1} \end{bmatrix}, L_{k-1}, \Delta\psi_{k-1} \right) = \begin{bmatrix} N_{k-1} \\ E_{k-1} \\ \psi_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_{k-1} \cos\psi_{k-1} \\ L_{k-1} \sin\psi_{k-1} \\ \Delta\psi_{k-1} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

В этом уравнении  $L_{k-1}$  и  $\Delta\psi_{k-1}$  рассчитываются с помощью измерений одо-

метров и гироскопов. Будем рассматривать эти измерения как управляющий входной сигнал и обозначим их:  $u_{k-1} = [L_{k-1} \Delta \Psi_{k-1}]$ . Переходная плотность в цепи Маркова может быть аппроксимирована следующим уравнением:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) = \mathcal{N}(f(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, u_{k-1}), \Sigma_{k-1}). \quad (5)$$

В данной формуле стандартное отклонение  $\Sigma_{k-1}$  приближенно соответствует ошибкам измерений датчиков. Однако  $\Sigma_{k-1}$  может превышать шум измерений в силу следующих причин: а) ошибки измерения часто отличаются от широкополосного шума (дрейф гироскопа или ошибка одометра), б) модель движения также должна включать неопределенность, вызванную приближенной природой алгоритма парциального фильтра [23].

В частично наблюдаемых марковских цепях измерить все состояние не представляется возможным. Обычно доступна только стохастическая проекция истинного состояния. В случае автономной навигации мобильного робота без средств обзора окружающей обстановки датчиков ограничения по карте – это единственное внешнее измерение, связанное с траекторией робота. Это измерение отражает тот факт, что объект не может пересекать стены здания. В предлагаемом алгоритме согласования с картой данные карты включаются в присвоение весов частицам на этапе коррекции, где вероятность бинарного измерения  $p(y_k | \mathbf{x}_k^{(i)})$ :

$$p(y_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) = \begin{cases} 0, & \text{если между } x_{k-1}^{(i)} \text{ и } x_k^{(i)} \text{ есть стенка,} \\ 1 & \text{– в противном случае.} \end{cases}$$

Другими словами, частицы, которые пересекают стенки, исключаются из рассмотрения. Альтернативный вариант состоит в том, чтобы принять вероятность частиц, пересекающих стенки, за небольшое положительное число, которое можно учитывать, например возможные ошибки в карте. Однако в испытаниях, проводимых в рамках данного исследования, принята нулевая вероятность таких частиц.

Эту задачу можно сформулировать как оценку последовательности состояний  $x_{0...k} = \{x_0, \dots, x_k\}$  в частично наблюдаемой дискретной марковской цепи при наличии плана здания, а также модели движения  $p(x_k | x_{k-1})$  и модели измерения  $p(y_k | x_k)$ . Априорная вероятность при  $t_0$ ,  $p(x_0)$  считается известной. Задача состоит в том, чтобы найти наилучшую траекторию по критерию минимальной среднеквадратической ошибки. Информация о нахождении в той или иной комнате появляется в результате сопоставления оцененного местоположения с картой. Требуемое апостериорное распределение вероятности может быть выражено по байесовскому закону

$$p(\mathbf{x}_{0...k} | y_{1...k}) = \frac{p(y_k | \mathbf{x}_{0...k}, y_{1...k-1}) p(\mathbf{x}_{0...k} | y_{1...k-1})}{p(y_k | y_{1...k-1})} \propto p(y_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{0...k-1} | y_{1...k-1}). \quad (7)$$

Поскольку распределение в (7) не может быть определено в конечном виде в общем нелинейном и негауссовском случае, парциальный фильтр может аппроксимировать его с помощью облака частиц. Каждая  $i$ -я частица является вероятным вектором состояния  $x^{(i)}$  и имеет вес  $w^{(i)} \in [0, 1]$ , и каждая частица распространяется по методу, аналогичному фильтрам калмановского типа.

*Этап прогноза.* Частицы проецируются на следующий временной этап путем выборки из распределения, которое мы выбираем в качестве переходной модели  $p(x_k | x_{k-1})$ .

*Этап коррекции.* Происходит обновление весов

$$w_k^{(i)} \propto w_{k-1}^{(i)} p(y_k | x_k^{(i)}). \quad (8)$$

Уравнение (8) выражается в виде пропорции, а не равенства, так как мы нормализуем веса по сумме 1; таким образом, можно напрямую определить, например, математическое ожидание и ковариацию апостериорного распределения. Частота коррекции по карте после каждого выявленного шага составляет ~1-2 Гц. Поскольку карта помещения может включать тысячи отрезков стен, для эффективного поиска стен, находящихся близко от конкретной частицы, требуется сохранение карты в хорошо организованной структуре данных.

При оценке апостериорного распределения описанным выше способом, возможно, будет обнаружено совсем немного образцов с ненулевым весом (а может быть, их не будет вовсе). Во-первых, это требует вычислительных затрат, а во-вторых, фильтр прекращает работу, если все образцы имеют нулевой вес. Данной проблемы – назовем ее *вырождение* – можно избежать путем перевыборки. Традиционно перевыборка производится в том случае, если фактическое количество частиц меньше предустановленного порога [29]

$$N_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^{(i)})^2}, \quad (9)$$

где  $N$  – общее число частиц.

Следует отметить, что если никаких других поправок, кроме поправок по карте (6), не применяется,  $N_{\text{eff}}$  соответствует количеству частиц с ненулевым весом, если изначальные частицы имеют одинаковый вес.

При перевыборке создается новый набор частиц, выбранных из дискретного распределения, определенного старым набором частиц и их весами. В итоге все веса становятся равными  $1/N$ . Новый набор частиц представляет то же распределение, что и предыдущий набор, но использует все  $N$  частиц. Разработаны различные методы формирования новых частиц [28, 30, 31]; в этом исследовании используется полиномиальная перевыборка.

### Результаты эксплуатационных испытаний

Предлагаемый навигационный алгоритм прошел испытания с использованием реальных цифровых планов зданий и реальных данных о скорости изменения курса и путевой скорости. Объект испытаний – четырехколесная тележка [32], которую перемещали по офисному зданию. Изменения курса тележки измерялись с помощью МЭМС-гироскопа с уходом нуля  $15^\circ/\text{ч}$  [33], а скорость – двумя одометрами, подключенными к специальным измерительным колесам и установленными с помощью подпружиненных рычагов для обеспечения постоянного контакта с полом без проскальзывания. Работали оба датчика положения, но результаты, представленные в статье, рассчитывались по данным только одного датчика.

В процессе испытаний продемонстрировано, как можно оценить исходную

ошибку курса системы счисления и скорректировать ее с помощью предложенного алгоритма. Испытательный маршрут показан на рис. 3.



Рис. 3. Счисленное решение (*жирная линия*) и траектория, скорректированная с помощью фильтра Калмана (*тонкая линия*). Решение с использованием фильтра Калмана «возвращается» обратно в систему счисления (*штриховая зона*)

Изначальная ошибка курса  $10^\circ$  специально добавлялась к рассчитанному счисленному навигационному решению (*жирная линия* на рис. 3). Испытание начинается со стационарного периода  $\sim 38$  с, в течение которого оценка курса невозможна. Затем тележка начинает движение, и начинается оценка курса. Оценка ошибок выработки курса показана на рис. 4, б. Видно, что примерно через 20 с после начала движения тележки происходит совпадение оценки ошибки курса, выработанной фильтром Калмана, с реальной ошибкой на уровне  $10^\circ$ . После прохождения переходного времени неопределенность ошибки оценки курса не превышала  $1^\circ$ . Качество оценивания зависит от планировки здания и траектории объекта, которые задают границы точности оценки ошибок положения и курса. Точность положения (абсолютная ошибка, ограниченная в рамках испытания), измеренная в этом испытании, составила менее 1,5 м, а СКО горизонтального положения показана на рис. 4, а. Оценка траектории объекта рассчитывается путем коррекции счисленного решения с помощью поправок, выработанных в фильтре Калмана (см. рис. 3 (*тонкая линия*)).

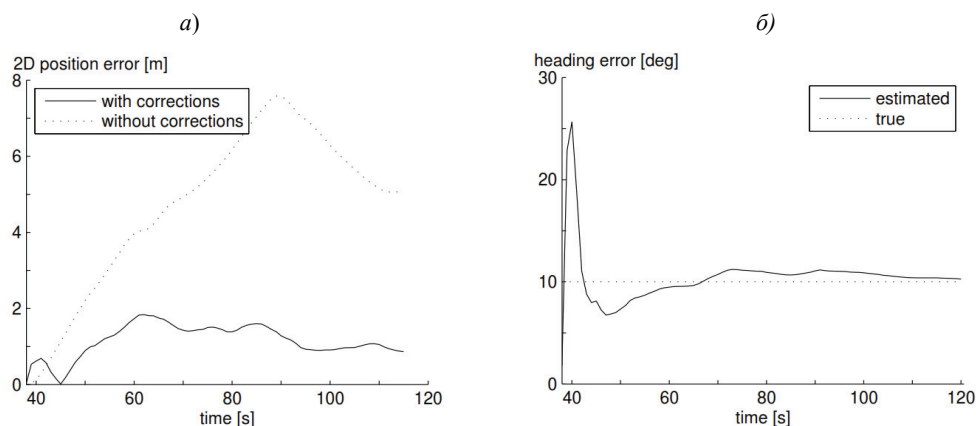


Рис. 4. Работа предлагаемого алгоритма при эксплуатационных испытаниях: СКО горизонтального положения (а); оценка ошибки курса (б)

В течение первой минуты движения объекта фильтр Калмана только оценивал некоторые параметры, включая ошибки положения и курса операций счисления, но не корректировал ошибки. Однако можно откорректировать численное решение путем удаления смещений положения и курса (см. рис. 3). Если автономная навигация продолжается в течение долгого времени, коррекция численных вычислений может быть проведена повторно, если накопленные ошибки достигают больших значений, а коррекция по карте может повысить точность навигации. Таким образом можно ограничивать рост ошибок положения.

### **Выводы**

В статье показано, как поправки, рассчитанные на основании согласования с картой, могут улучшить работу автономной навигационной системы счисления путем смещения исходных ошибок, а также накопленных ошибок системы счисления. Предлагаемый метод можно применить к объектам, работающим в помещении.

Использование только автономных датчиков и планов зданий делает процесс определения местоположения полностью автономным и дает многообещающие результаты. Допущение о наличии карт зданий оправдано, так как в настоящее время во многих странах составление цифровых планов этажей зданий обязательно для важных зданий инфраструктуры, а в будущем они будут составляться для большинства зданий. Пожарные, спасательные и полицейские службы имеют доступ к этим данным в реальном времени.

Алгоритм согласования с картой позволяет вырабатывать псевдоизмерения положения и курса по планам этажей здания, в котором работает навигационная система. Пользуясь этими псевдоизмерениями, фильтр Калмана рассчитывает ошибки в значениях положения и курса, выработанных системой счисления. Затем эти поправки положения и курса удерживаются на постоянном уровне и используются для коррекции численного решения до следующего пересчета (обычно через 40–60 с). При наличии данных о планировке здания и движении объекта можно удерживать ошибки положения и курса на низком уровне в течение долгого периода времени.

В представленных примерах начальная ошибка курса  $10^\circ$  была оценена с точностью  $\sim 1-1,5^\circ$  через 30 с после применения алгоритма оценки курса. Ошибка положения не превысила 2 м при испытаниях, где были применены поправки. Этот уровень ошибок положения и скорости сохраняется, если объект продолжает движение по тому же зданию, а поправки к численному решению продолжают периодически поступать.

Качество работы предлагаемого навигационного алгоритма зависит от следующих факторов:

- траектории объекта – длинный маршрут, проходящий через различные комнаты здания, повышает точность оценки положения;
- размера комнат и ширины коридоров здания – чем меньше размеры, тем большей точности можно достичь;
- исходных ошибок положения и курса системы счисления – большие ошибки могут привести к сбою работы алгоритма согласования с картой;
- качества гироскопов и датчиков путевой скорости.

В сравнении с другими подходами комплексирования данных ИИБ и курса при перемещении по зданию [4–8, 20], предлагаемый метод *работает* и в зданиях со сложной планировкой; *допускает перемещение* по круговым или криволинейным маршрутам; *обеспечивает коррекцию* как ошибок курса, так и ошибок положения.

### Благодарности

Авторы благодарят Олли Пеккалина и Елену Леппакоски за сбор данных испытаний.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Davidson, P., Collin, J., and Takala, J. Map-aided autonomous pedestrian navigation system,” in Proc. 18th Int. Conf. Integrated Navigation Systems, St. Petersburg, Russia, May 2011, pp. 314–318.
2. Davidson, P., Collin, J., and Takala, J. Application of particle filters for indoor positioning using floor plans, in Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS), 2010. IEEE, 2010, pp. 1–4.
3. Davidson, P., Collin, J., and Takala, J. Application of particle filters to a map-matching algorithm,” Gyroscopy and Navigation, vol. 2, no. 4, pp. 285–292, 2011.
4. Abdulrahim, K., Hide, C., Moore, T., and Hill, C. Integrating low cost IMU with building heading in indoor pedestrian navigation, J. Global Positioning Systems, vol. 10, no. 1, pp. 30–38, 2011.
5. Abdulrahim, K., Hide, C., Moore, T., and Hill, C. Aiding low cost inertial navigation with building heading for pedestrian navigation, Journal of Navigation, vol. 64, no. 2, pp. 219–233, 2011.
6. Borenstein, J., Ojeda, L., and Kwanmuang, S. Heuristic reduction of gyro drift for personnel tracking systems, Journal of Navigation, vol. 62, no. 01, pp. 41–58, 2009.
7. Borenstein, J. and Ojeda, L. Heuristic drift elimination for personnel tracking systems, Journal of Navigation, vol. 63, no. 4, pp. 591–606, 2010.
8. Jiménez, A., Seco, F., Zampella, F., Prieto, J., and Guevara, J. Improved heuristic drift elimination (iHDE) for pedestrian navigation in complex buildings, in Proc. Int. Conf. Indoor Positioning and Indoor Navigation, Guimarães, Portugal. IEEE, Sep. 2011.
9. Gilliéron, P., Büchel, D., Spassov, I., and Merminod, B. Indoor navigation performance analysis, in Proc. of the European Navigation Conference GNSS, 2004, 2004.
10. Spassov, I. Algorithms for map-aided autonomous indoor pedestrian positioning and navigation, Ph.D. dissertation, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL), Switzerland, 2007.
11. Дмитриев С.П., Степанов О.А., Ривкин Б.С., Кошаев Д.А., Чанг Д. Оптимальное решение задачи автомобильной навигации с использованием карты дорог. Гироскопия и навигация, 2000. № 2 (29). С. 57-68.
12. Davidson, P., Collin, J., Raquet, J., and Takala, J. Application of particle filters for vehicle positioning using road maps, in Proc. 23<sup>rd</sup> ION GNSS, Portland, OR, Sep. 2010, pp. 1653–1661.
13. Klepal, M., Beauregard, S. et al. A backtracking particle filter for fusing building plans with PDR displacement estimates, in Proc. 5<sup>th</sup> Workshop on Positioning, Navigation and Communication, WPNC’08, Hannover, Germany. IEEE, Mar. 2008, pp. 207–212.
14. Beauregard S. Omnidirectional pedestrian navigation for first responders, in Proc. 4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication, WPNC’07, Hannover, Germany. IEEE, Mar. 2007, pp. 33–36.
15. Woodman, O. and Harle, R. Pedestrian localisation for indoor environments, in Proc. of UbiComp’08, September 21-24, 2008, Seoul, Korea, 2008.
16. Ascher, C., Kessler, C., Weis, R., and Trommer, G. Multi-floor map matching in indoor environments for mobile platforms, in Proc. Of Int. Conf. on Indoor Positioning and Indoor Navigation, Nov 13-15, 2012, Sydney, Australia, 2012.
17. Krach, B. and Robertson, P. Integration of foot-mounted inertial sensors into a bayesian location estimation framework, in Proc. 5<sup>th</sup> Workshop on Positioning, Navigation and Communication, WPNC’08, Hannover, Germany. IEEE, Mar. 2008, pp. 55–61.
18. Khider, M., Kaiser, S., Robertson, P., and Angermann, M. The effect of maps-enhanced novel movement models on pedestrian navigation performance, in Proc. 12th European Navigation Conference, Apr. 22-28, Toulouse, France, 2008.
19. Kaiser, S., Khider, M., and Robertson, P. A human motion model based on maps for navigation systems, EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, no. 2011:60, 2011.

20. **Pinchin, J., Hide, C., and Moore, T.** A particle filter approach to indoor navigation using a foot mounted inertial navigation system and heuristic heading information, in Proc. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2012 Int. Conf. on. IEEE, 2012, pp. 1–10.
21. **Dellaert, F., Fox, D., Burgard, W., and Thrun, S.** Monte carlo localization for mobile robots, in IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA99), May 1999.
22. **Gustafsson, F., Gunnarsson, F., Bergman, N., Forsell, U., Jansson, J., Karlsson, R., and Nordlund, P.-J.** Particle filters for positioning, navigation, and tracking, Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 50, no. 2, pp. 425–437, Feb 2002.
23. **Thrun, S., Burgard, W., and Fox, D.** Probabilistic Robotics. MIT Press, 2005.
24. **Zhou, H. and Sakane, S.** Sensor planning for mobile robot localization—a hierarchical approach using a bayesian network and a particle filter, Robotics, IEEE Transactions on, vol. 24, no. 2, pp. 481–487, 2008.
25. **Maaref, H. and Barret, C.** Sensor-based navigation of a mobile robot in an indoor environment, Robotics and Autonomous systems, vol. 38, no. 1, pp. 1–18, 2002.
26. **Zhuang, Y., Wang, K., Wang, W., and Hu, H.** A hybrid sensing approach to mobile robot localization in complex indoor environments, Int. J. of Robotics and Automation, vol. 27, no. 2, p. 198, 2012.
27. **Perälä, T. and Ali-Löytty, S.** Kalman-type positioning filters with floor plan information, in Proc. 6th Int. Conf. Advances in Mobile Computing & Multimedia, Nov. 2008, pp. 350–355.
28. **Gordon, N. J., Salmond, D. J., and Smith, A. F. M.** Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation, IEE Proc. Radar Signal Process., vol. 140, no. 2, pp. 107–113, Apr. 1993.
29. **Ristic, B., Arulampalam, S. and Gordon, N.** Beyond the Kalman filter: Particle filters for tracking applications. Artech House Publishers, 2004.
30. **Kitagawa, G.** Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models, J. Comput. Graph. Statist., vol. 5, no. 1, pp. 1–25, Mar. 1996.
31. **Liu J., S. and Chen, R.** Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems, J. Am. Statist. Assoc., vol. 93, no. 443, pp. 1032–1044, Sep. 1998.
32. **Pekkalin, O., Leppäkoski, H., Hautamäki, J., Collin, J., and Takala, J.** Reference for indoor location systems using gyroscope and quadrature incremental encoder, in Proc. 23rd ION GNSS, Portland, OR, Sep. 2010, pp. 1192–1197.
33. **Murata Electronics.** SCR1100 Gyroscopes, <http://www.murataemems.fi/products/gyroscopes/scr1100-gyroscopes>, <http://www.murataemems.fi/products/gyroscopes/scr1100-gyroscopes>, 2014, [Online; accessed].

**Abstract.** This paper presents an approach to navigation system’s position and heading correction using building floor plans. The algorithm includes three steps: autonomous sensors data processing to obtain position and heading, map- matching correction, and navigation system errors estimation. A particle filter is used to incorporate the building plan information and a Kalman filter estimates the dead reckoning error states. This algorithm was designed for vehicle navigation systems operating inside buildings with known floor plans and can be adapted for implementation on real-time navigation systems using low-cost MEMS gyroscope and speed sensor as dead reckoning instruments. The real-world data collected from the vehicle indoor tests has shown that the proposed algorithm is able to correct significant errors in dead reckoning position and heading by applying the map constraints.

**Key words:** Navigation, dead reckoning, land vehicles, gyroscopes, Kalman filters, particle filters

Материал поступил 04.08.14