

ПРИМЕНЕНИЕ ПАРЦИАЛЬНЫХ ФИЛЬТРОВ В АЛГОРИТМЕ НАВИГАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КАРТЫ МЕСТНОСТИ

Представлен вероятностный подход к задаче навигации объекта по карте местности в рамках байесовской теории. Предлагаемое решение использует парциальные фильтры (particle filter), основанные на последовательном методе Монте-Карло. Полученный алгоритм можно адаптировать для портативных автомобильных навигационных систем реального времени, оборудованных GPS или системой счисления. Надежность и точностные характеристики алгоритма были исследованы с использованием данных, полученных при моделировании и в процессе дорожных испытаний в городских условиях.

Введение

Цифровая карта дорожной сети – важный компонент любой автомобильной системы навигации. Используя карту как средство отображения информации, можно легко передавать водителю данные о положении автомобиля. Однако карту можно использовать не только для отображения: база данных карты служит источником информации, с помощью которой можно повысить точность положения объекта, определенного по данным GPS-приемника или системы счисления, корректируемой с использованием спутниковых измерений. Процесс повышения качества навигации за счет более точного позиционирования с использованием карты сводится к согласованию положения объекта с картой местности («map-matching»). Задача такого сопоставления – использовать первичную информацию, содержащуюся в дорожных сетях. Однако использование данных карты автомобильных дорог в рамках стандартной калмановской фильтрации довольно сложно. Это вызвано тем, что данные дорожных карт накладывают ограничения на положения объекта, которые приводят к плотностям распределения, существенно отличным от гауссовских, поэтому их трудно точно описать с помощью стандартных методов.

Существующие алгоритмы согласования положения объекта с картой местности используют: а) полудетерминированный подход, включающий геометрический и топологический алгоритмы [1], б) вероятностный подход [2, 3] и в) подходы на основе нечеткой логики и теории очевидностей (теории Демпстера – Шафера) [8, 9]. Полудетерминированные алгоритмы схожи с алгоритмом, предлагаемым French R.L.[1]. Основное требование этого алгоритма состоит в том, чтобы объект (автомобиль) двигался по заранее известному маршруту. Чтобы определить, движется ли объект по известной дорожной сети, можно проводить различные условные испытания. Существующие полудетерминиро-

Дэвидсон Павел. Магистр наук, научный сотрудник Технического университета г. Тампере, Финляндия.

Колин Юсси Доктор наук, старший научный сотрудник Технического университета г. Тампере.

Такала Ярмо. Профессор Технического университета г. Тампере.

Статья по докладу на XVII Санкт-Петербургской международной конференции по инерциальным навигационным системам.

ванные подходы эффективны при условии, что погрешности определения местоположения не превышают 10-15 м. Такое возможно, например, если GPS-приемники работают на открытом пространстве или в среде со слабой многолучевостью. Однако, если погрешности местоположения увеличиваются, может понадобиться усовершенствование алгоритмов согласования положения объекта с картой местности (далее – согласование с картой).

Применение вероятностного подхода обеспечивает самое надежное решение рассматриваемой задачи. Он лишен основного недостатка полудетерминированных методов: допущения о том, что объект движется по предопределенному маршруту. В вероятностном подходе рассчитываются вероятности движения объекта по разным отрезкам дороги, чтобы выбрать правильный, а затем оценивается местоположение объекта на выбранном участке. Вероятностный подход отличается от полудетерминированного тем, что он не содержит формально выраженного этапа согласования с картой, а также превосходит последний в части робастности и гибкости. Различные версии алгоритма были предложены в работах С.П.Дмитриева и др. [2] и С. Scott [3]. Авторы указывали, что правильное распознавание отрезка дороги, на котором находится объект, – важнейший компонент любого алгоритма оценки, основывающегося на данных карты, так как работа алгоритма согласования с картой может быть ошибочной, если местоположение объекта спроецировано не на ту дорогу. В работе [2] описывается математическая основа решения рассматриваемой проблемы на базе рекуррентного байесовского оценивания и теории нелинейной фильтрации. Авторы [2] также отмечают, что в процессе изменения направления движения объекта апостериорное распределение положения объекта на дороге является негауссовским и для решения задачи необходимо применить методы нелинейной фильтрации.

Существующие алгоритмы согласования с картой неспособны удовлетворить требованиям всех интеллектуальных транспортных систем (ИТС). Например, для обеспечения приоритета автобусного сообщения на перекрестках требуется точность позиционирования на уровне 5 м (95%) [10]. Ни один из существующих алгоритмов не может обеспечить такую точность, особенно в загруженных городских районах. Аналогично для работы телематических приборов, обеспечивающих взимание оплаты с автомобилей, требуется очень надежное позиционирование. Испытания, проведенные в Лондоне и Гааге, показали, что при использовании только GPS-приемников ошибки систем взимания оплаты составили от 1 до 10% [11].

Задача данной работы заключается в повышении точности позиционирования и надежности автомобильных навигационных систем за счет использования цифровых дорожных карт в дополнение к главной навигационной системе.

В настоящей статье представлен численный подход к решению задачи согласования с картой. Предлагаемое решение основано на рекуррентной реализации статистической обработки сигналов по методу Монте-Карло, так называемой парциальной фильтрации (particle filtering). Главная идея – использовать случайные выборки (также называемые частицами) для представления апостериорной плотности вероятности местоположения объекта в алгоритме оценивания динамического состояния, в котором используется информация дорожной карты. Поскольку парциальные фильтры не имеют ограничений по типу моделей и распределению шума, можно точно смоделировать погрешности измерения скорости и курса.

Преимущества парциального фильтра в данном случае заключаются в том, что он позволяет естественным путем интегрировать данные дорожной карты в алгоритм оценки местоположения объекта, а также в его способности фиксировать многомодовые распределения, характерные для ситуаций, когда существует вероятность того, что пользователь может находиться на других участках дороги. Парциальный фильтр рассматривает несколько возможных участков дороги и может быстро адаптироваться, если начальное предположение о правильной дороге оказалось ошибочным.

В статье представлены результаты моделирования и съема реальных данных в городской среде как с использованием GPS-приемника, так и без него. Измерения были объединены с данными OpenStreetMap (широкодоступная база данных карт) для расчета координат объекта на дороге по мере продвижения по городу. Для оценки точности решения на основе парциального фильтра в качестве эталонного использовалось прецизионное решение от дифференциальной GPS.

Результаты, приведенные в статье, демонстрируют надежность и точность предлагаемого подхода на основе парциального фильтра. Он способен скорректировать большие (до 50 м) ошибки местоположения путем наложения ограничений, определяемых картой. Также показано, что алгоритм согласования с картой на основе парциального фильтра устойчив к ошибкам в заданной карте.

Цифровые карты

Цифровая карта создается путем конвертирования бумажной карты в векторно-закодированную структуру. Дорожную сеть можно представить в виде ее элементов, выраженных в виде векторов в декартовой системе координат. Под элементом понимается существующий объект в реальном мире. В оцифрованной дорожной карте дорожные данные обычно представлены в виде прямых отрезков с конечными точками (узлами) и формами с определенной шириной и длиной. В соответствии с Zhao Y.[4] узлы, отрезки и формы определяются следующим образом:

узел – это точка пересечения или конечная точка улицы; узлы используются для представления перекрестка или тупика;

отрезок – это сегмент дороги между двумя узлами; отрезки используются для представления фрагментов дорог и других элементов;

форма – это определенная группа точек, отображающих изогнутую часть данного отрезка в виде ряда последовательных прямолинейных кусочков. Дорогу любой кривизны можно аппроксимировать с помощью последовательности прямых линий.

В данной работе использована доступная база данных OpenStreetMap [12]. Географические данные в дорожных картах, используемых для навигации (в том числе карты из OpenStreetMap), обычно представлены в виде географических координат. В [7] предлагается рассматривать только ограниченную область, называемую кэшем точек дороги (road cach), вокруг расчетного местоположения. После загрузки кэша точки ломаных линий, описывающих дороги, конвертируются в местную систему отсчета East-North-Up (ENU). Затем выбирается точка отсчета и рассчитывается преобразование координат из системы WGS84 (геоцентрическая, связанная с Землей система отсчета) в ENU. Так как данные по углу возвышения обычно не содержатся в навигационной карте, мы конвертируем точки карты в рабочую систему отсчета, полагая, что все они на-

ходятся на высоте эллипсоида. Поскольку система отсчета ENU связана с ограниченной областью вокруг расчетного местоположения, следует упомянуть, что рабочая система отсчета является временной и действительной только для маленьких областей.

Алгоритм решения задачи

Задача согласования с картой состоит в рекуррентном оценивании местоположения объекта по набору измерений. Вектор состояния включает северную и восточную координаты объекта $x_k = \begin{bmatrix} P_k^N & P_k^E \end{bmatrix}^T$. Индекс k соответствует моменту времени t_k . Допустим, объект движется по дорогам, которые известны из цифровой базы данных. В соответствии с [2], дорожную сеть можно описать неявной нелинейной функцией $\rho^h(x)$ вида

$$R^h = \{x : \rho^h(x) = 0\}, h = 1, M. \quad (1)$$

Для задачи оценивания с помощью согласования с картой дорожную сеть можно аппроксимировать набором отрезков дорог $R_{k,k+1}$, каждый из которых является прямой линией между узлами ξ_k, ξ_{k+1} , удовлетворяющими уравнению (1).

Предположим, что состояние можно описать частично наблюдаемыми марковскими цепями с дискретным временем. Далее, состояние x_k зависит от предыдущего состояния x_{k-1} в соответствии с законом теории вероятностей $p(x_k | x_{k-1})$. Задачу можно сформулировать, как оценку последовательности состояний $x_{0:k} = \{x_0, \dots, x_k\}$ на основе серии наблюдений $y_{1:k} = \{y_1, \dots, y_k\}$, соответствующих модели движения $p(x_k | x_{k-1})$, модели измерений $p(y_k | x_k)$ и ограничениям по вектору состояния в виде дорожной сети. Априорная вероятность в момент t_0 , $p(x_0)$ считается известной. Задача состоит в том, чтобы найти «лучшую» траекторию по критерию минимального среднего квадрата ошибки.

Задачу можно решить в рамках байесовской теории оценивания [2]. В соответствии с байесовским подходом апостериорная функция плотности вероятности $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ содержит все имеющиеся статистические данные о векторе состояния x_k на основе данных измерений $y_{1:k}$. Алгоритм выводится из рекуррентного разложения $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ на основе формулы Байеса и формулы полной вероятности [13]

$$p(x_{0:k} | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_{0:k}, y_{1:k-1}) p(x_{0:k} | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} = \frac{p(y_k | x_{0:k}, y_{1:k-1}) p(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k-1}) p(x_{0:k-1} | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})}. \quad (2)$$

Если вероятностная модель переходной плотности описывается марковским процессом первого порядка типа $p(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k-1}) = p(x_k | x_{k-1})$, то расчет $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ можно упростить. Функция вычисляется следующим образом:

$$p(x_{0:k} | y_{1:k}) = \frac{p(y_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{0:k-1} | y_{1:k-1})}{p(y_k | y_{1:k-1})} \propto p(y_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{0:k-1} | y_{1:k-1}). \quad (3)$$

Рекуррентную формулу (3) нельзя вычислить аналитически, но можно считать с помощью последовательной аппроксимации с использованием метода Монте-Карло. В основе применения последовательных методов Монте-Карло лежит идея представления функции плотности вероятности с помощью конечного набора выборочных траекторий (частиц) и их ассоциированных весов $\{x_{0k}^{(i)}, w_k^{(i)}\}$.

Формирование выборок из $p(x_{0k}|y_{1:k})$ выполняется в два этапа: прогноз (экстраполяция) и коррекция [5]. На шаге прогнозирования каждая траектория $x_{0k-1}^{(i)}$ продвигается на один шаг, чтобы получить $\tilde{x}_{0k}^{(i)}$ путем выборки из предполагаемой функции плотности вероятности $p(x_k|x_{k-1}^{(i)})$. На этапе коррекции каждая выборочная траектория ассоциируется с весом, который пропорционален правдоподобию измерений

$$w_k^{(i)} \propto w_{k-1}^{(i)} p(y_k|x_k^{(i)}) \quad (4)$$

Получившийся набор взвешенных траекторий $\{x_{0k}^{(i)}, w_k^{(i)}\}, i=1, \dots, N$, с нормализованными весами обеспечивает приближение к распределению $p(x_{0k}|y_{1:k})$. На основе дискретного приближения апостериорной функции плотности вероятности можно получить оценку «лучшей» траектории на шаге $k+1$. Среднее значение представляет собой аппроксимацию с помощью метода Монте-Карло ожидания апостериорной плотности вероятности, что обеспечивает «лучшую» траекторию по критерию минимума среднего квадрата ошибки.

Переходная априорная плотность вероятности и правдоподобие

Предлагаемая переходная априорная функция плотности вероятности основана на уравнениях счисления

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} P_{k+1}^N \\ P_{k+1}^E \end{bmatrix} = x_k + V_k T_k \begin{bmatrix} \cos \Psi_k \\ \sin \Psi_k \end{bmatrix}. \quad (5)$$

В большинстве случаев аддитивный гауссовский шум с нулевым средним в измерениях скорости и курса может быть хорошим приближением. Тогда частицы просто выбираются из переходной априорной функции плотности вероятности

$$p(x_k|x_{k-1}^{(i)}) = N(x_k; a_k, \Sigma_k). \quad (6)$$

В этой формуле среднее для нормального распределения рассчитывается на основе уравнений счисления (5) с использованием измерений скорости и курса объекта от бортовых датчиков. К измерениям скорости добавляется дополнительный гауссовский шум с нулевым средним для большего расхождения частиц. Стандартное отклонение этого шума Σ_k является одним из расчетных параметров.

Следует отметить, что предлагаемая модель системы имеет два режима работы: объект движется по *прямым* или по *изогнутым* фрагментам дороги. Переключение между двумя этими режимами выполняется на основе анализа скорости изменения курса объекта от датчиков.

В первом режиме работы частицы перемещаются с использованием только скоростной информации от бортовых датчиков (одометры, GPS-приемники и

т.д.). Полагается, что курс i -й частицы совпадает с направлением отрезка дороги, где расположена частица, и известен из карты

$$\psi_k^{(i)} = \psi_{seg}^{(i)}. \quad (7)$$

Такая модель гарантирует, что частицы всегда остаются на дороге. Однако различные частицы могут смещаться на разных отрезках дороги. Отрезок дороги, на котором находится больше частиц, выбирается как наиболее вероятный для расположения на нем объекта. Если частицы смещаются на правильном отрезке дороги, то боковое отклонение оценки местоположения можно значительно снизить путем простой перпендикулярной проекции засечек координат на выбранный отрезок. Также оценку местоположения объекта можно рассчитать, как взвешенное среднее координат всех частиц данного отрезка.

Во втором режиме работы при повороте объекта требуется знать его курс и скорость; модель перемещения частиц можно описать уравнениями числения (5), где курс объекта ψ_k определяется гироскопом, GPS-приемником или с помощью дифференциальной одометрии. Идентификация отрезков дороги (согласование с картой) на этом этапе не производится. При повороте движение объекта и перемещение частиц происходит так, как показано на рис. 1.

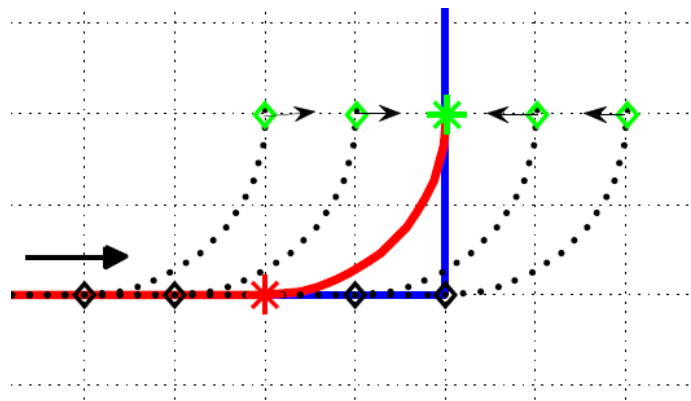


Рис. 1. Истинная траектория объекта во время поворота показана сплошной линией, различные частицы – пунктирными линиями.

Звездочки обозначают истинное местоположение объекта до и после поворота, ромбы – местоположение частиц до и после поворота. Направление движения показано большой стрелкой

Траекториям присущи следующие важные особенности, которые позволяют снизить линейное отклонение при оценивании местоположения объекта после поворота:

- объект и частицы начинают поворот одновременно, так как момент поворота определяется устройствами измерения угловой скорости, например гироскопом;
- объект и частицы заканчивают поворот одновременно;
- если в качестве датчиков системы числения используются гироскоп и одометр, накопление ошибок местоположения в течение поворота незначительно, поэтому все траектории практически параллельны, они образуются путем параллельного переноса истинной траектории вдоль горизонтального участка дороги;

- в идеальном случае, когда перемещение частиц при повороте происходит без ошибок, в конце поворота частицы будут находиться на линии, параллельной участку дороги, где начался поворот. Применяв перпендикулярную проекцию координат частиц на выбранный участок дороги, можно исключить линейное отклонение оценки местоположения объекта, накопленное до поворота.

Заметим, что такой подход к исключению линейного отклонения может использоваться только в случае, когда угол поворота не равен 90° . Другими словами, он подходит для всех изогнутых дорог. Однако в реальности, вследствие ошибок местоположения, накопленных при повороте, будет наблюдаться остаточное линейное отклонение оценки местоположения объекта после поворота. Величина этой погрешности зависит от качества датчиков системы счисления и кривизны поворота. Для участков дороги малой кривизны уменьшение линейного отклонения незначительно.

Веса частиц обновляются по рекуррентной формуле (3). В этой формуле $p(y_k | x_k^{(i)})$ – правдоподобие, которое рассчитывается для каждой частицы на основе близости засечки координат и частицы, а также разницы между измеренным курсом объекта и курсом, ассоциированным с частицей. Правдоподобие рассчитывается по формуле

$$p(y_k | x_k^{(i)}) \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{(\Psi_{seg}^{(i)} - \Psi_{meas})^2}{\sigma_{hdg}^2} + \frac{\|x_k^{(i)} - x_{meas}\|^2}{\sigma_{pos}^2} \right) \right\}, \quad (8)$$

где Ψ_{seg}^i – курс отрезков, на которых в данный момент находится частица, Ψ_{meas} – измеренный курс объекта, σ_{hdg}^2 – дисперсия измерения курса, x_k^i – координата i -й частицы, x_{meas} – измеренное местоположение объекта, σ_{pos}^2 – дисперсия измерения местоположения. Если на каждом этапе коррекции проводится повторная выборка, соотношение (4) упрощается

$$w_k^{(i)} \propto p(y_k | x_k^{(i)}). \quad (9)$$

Численное моделирование, натурные испытания и полученные результаты

В статье представлены результаты моделирования и измерения реальных данных в городских условиях. Начнем с результатов моделирования. Чтобы продемонстрировать эффективность предлагаемого алгоритма, были смоделированы дорожная сеть, траектория объекта и измерения местоположения (рис. 2). Полагается, что объект движется по дороге и его курс совпадает с курсом текущего отрезка дороги при движении по прямым участкам. Также допускаем, что местность равнинная, и не требуется оценивать высоту. Дорожная сеть состоит из параллельных линий. Однако это не значит, что предлагаемый алгоритм может работать только для дорожных сетей, где все повороты производятся под прямым углом. Допущение о параллельных дорогах и прямых углах поворота не делается. Алгоритм способен работать с дорогами любой формы, и его легко можно адаптировать к произвольным углам поворота.

Для наглядности отметка соответствующего измерения соединена с отметкой истинного местоположения пунктирной линией, а с оценкой местоположения – сплошной линией.

Скорость относительно Земли и курс измеряются бортовыми датчиками, например GPS-приемником, и искажены шумом измерения со стандартным отклонением 1 м/с и 1° соответственно. Погрешности измерения местоположения включают комбинацию постоянного смещения и случайного шума с суммарной СКО порядка 40 м. Такие большие ошибки местоположения связаны с работой GPS-приемника в городской среде с высокой многолучевостью.

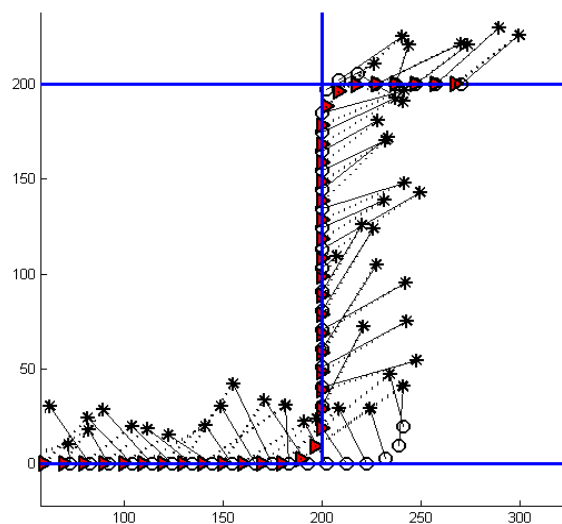


Рис. 2. Результаты моделирования. Треугольники обозначают истинное положение объекта, круги – оценки местоположения, звездочки – измерения местоположения. Для каждого момента времени соответствующие звездочка, треугольник и круг соединены

Эффективность парциального фильтра оценивалась при движении объекта по траектории, включающей несколько пересечений с левыми и правыми поворотами. Часть траектории показана на рис. 2. Результаты моделирования даются по 200 частицам. Как видно из графика, боковое отклонение снижено до уровня погрешности цифровой карты, которая в западноевропейских странах обычно составляет 2-5 м. Линейное отклонение снижается после поворота объекта на перекрестках. Например, перед вторым перекрестком линейное отклонение было порядка 10 м, а после поворота снизилось примерно до 1 м. Перемещение частиц на отрезках дороги до и после поворота показано на рис. 3. До поворота отклонение оценки местоположения от истинного значения составило 10 м, стандартное отклонение – 4 м. На гистограмме горизонтальная ось обозначает отклонение частиц от истинного местоположения в метрах. После поворота отклонение от истинного местоположения составило менее 1 м, стандартное отклонение – 2 м.

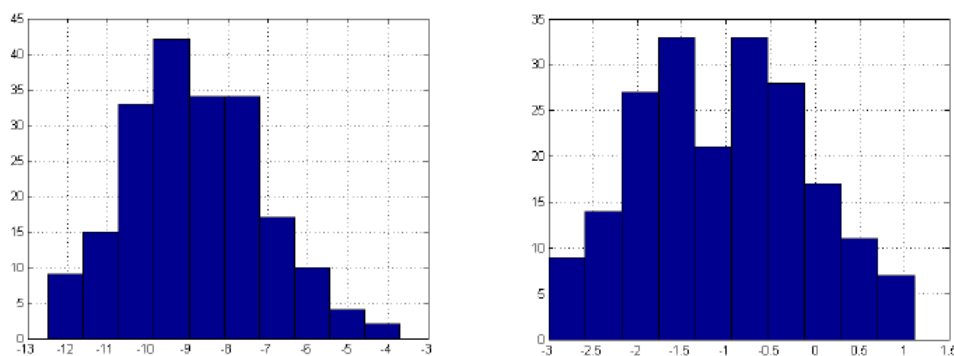


Рис. 3. Перемещение частиц на отрезке дороги до и после поворота

Данный пример показывает, что алгоритм согласования с картой на основе парциального фильтра способен значительно улучшить качество позиционирования за счет снижения линейного и бокового отклонения. Боковое отклонение можно исключить, когда объект не поворачивает. В этом случае, если отрезок дороги определен верно, местоположение объекта, рассчитанное GPS-приемником или другой навигационной системой, можно скорректировать, спроецировав его на выбранный участок дороги, так как известно, что объект находится на этом отрезке, но это не помогает справиться с линейным отклонением, которое можно скомпенсировать только тогда, когда объект поворачивает на пересечениях или движется по изогнутым дорогам. Тогда парциальный фильтр переключается на второй режим работы, в котором курс объекта измеряется бортовым датчиком. После поворота качество оценки местоположения объекта значительно повышается за счет снижения линейного отклонения до уровня ниже 1 м.

Предложенный алгоритм прошел испытания с использованием реальных цифровых карт и данных об изменении курса и путевой скорости. Для измерения скорости изменения курса использовался недорогой микромеханический гироскоп VTI Technologies SCC1300 [15]. Данные о скорости были получены от стандартного датчика скорости, установленного в автомобиле, с помощью стандартизированного цифрового порта связи и интерфейса системы бортовой диагностики. Точность алгоритма в части определения местоположения анализировалась с использованием местоположения объекта от высокоточного приемника дифференциальной GPS с функцией слежения за фазой несущей. Следует отметить, что система GPS не использовалась для навигации, хотя большую часть времени сигналы GPS были доступны. Задача испытаний состояла в том, чтобы показать, что недорогая навигационная система с использованием счисления с картой способна обеспечивать длительную точную навигацию без использования данных GPS.

Пример работы алгоритма согласования с картой при повороте показан на рис. 4. Квадратами на рисунке показано развитие исходного нескорректированного счислимого решения.

Решение выдавалось с частотой 1 Гц, и последний квадратик соответствует оцененному в текущий момент местоположению объекта. Ромбом обозначено истинное местоположение объекта по данным высокоточного приемника дифференциальной GPS. Черные точки – частицы, чье взвешенное среднее местоположение обозначено звездочкой. Во время поворота координаты частиц не проецируются на дорожную сеть, и частицы перемещаются с использованием данных о скорости и курсе от бортовых датчиков по следующей формуле

$$x_{k+1}^{(i)} = x_k^{(i)} + V_k^{(i)} T_k \begin{bmatrix} \cos \psi_k^{(i)} \\ \sin \psi_k^{(i)} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

где индекс i соответствует i -й выборке траектории (частицы), ($i=1, \dots, N$ – количество частиц). $V_k^{(i)}$ выбирается исходя из нормального распределения $V_k^{(i)} = \mathcal{N}(V_k; \hat{V}_k, \Sigma_k)$, где $\hat{V}_k$ – измеренная или оцененная скорость, Σ_k – стандартное отклонение белого гауссовского шума. Этот шум добавляется

для обеспечения большего расхождения частиц. Стандартное отклонение шума Σ_k является одним из расчетных параметров. На последнем графике показан момент, когда поворот завершен и снова выполняется согласование с картой.

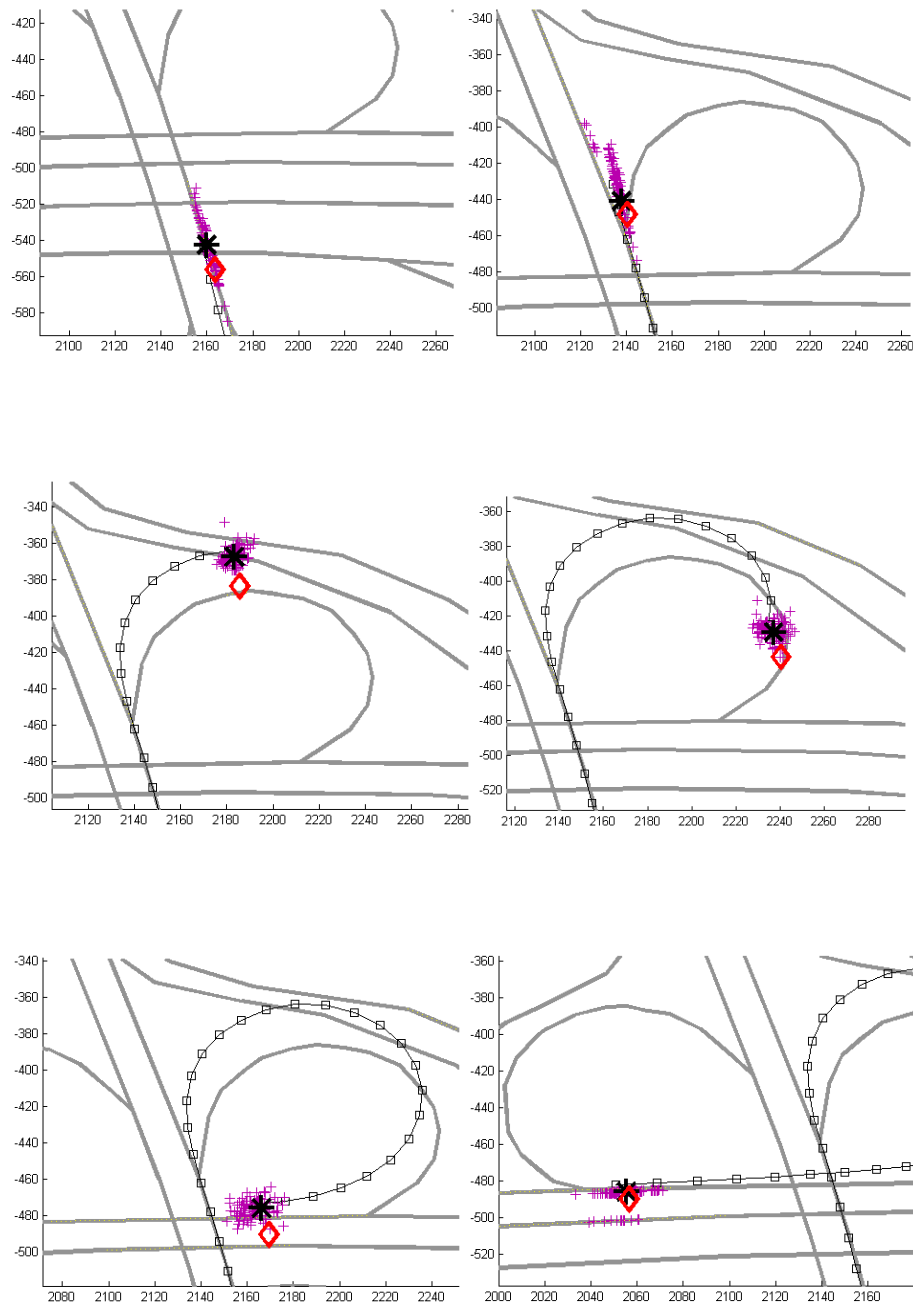


Рис. 4. Работа алгоритма в автомобильных испытаниях при использовании только данных о скорости от одометра и данных о курсе от гироскопа. Данные GPS не использовались. Истинное местоположение объекта показано ромбом. Развитие числимой траектории показано квадратиками. Звездочкой обозначено оцененное местоположение

Данный пример демонстрирует, что до поворота линейное отклонение при использовании алгоритма составило около 25 м. После поворота оно не превышало 5 м. Счислимое решение было откорректировано после поворота, и его погрешность составила менее 10 м. Затем к исходному счислимому решению добавляется рассчитанное смещение местоположения до следующего смещения. Откорректированное счислимое решение будет использоваться в качестве измерения местоположения при выполнении коррекции координат частиц.

Выводы

В статье показано, что вероятностный алгоритм согласования с картой способен точно отображать местоположение объекта на цифровой дорожной карте. Продемонстрировано, как предлагаемый алгоритм может улучшить точность работы автомобильных навигационных систем. Это приобретает особую важность в городах, где точность определения координат с помощью GPS ухудшается вследствие многолучевого распространения волн или пропаданий сигнала спутника, а расчет местоположения производится на основе данных датчиков системы счисления. При работе навигационной системы счисления с применением предлагаемого алгоритма появляется возможность ограничивать погрешности местоположения, в то время как при обычном счислении их рост неограничен. На примерах показано, что точность оценки местоположения при использовании предложенного алгоритма составляет порядка 2-5 м, без использования алгоритма – десятки метров.

Эффективность работы предложенного алгоритма согласования с картой на основе парциального фильтра ограничивается следующими факторами:

- частота поворотов. При более частых поворотах точность повышается;
- погрешность местоположения в цифровой дорожной сети. В западноевропейских странах она обычно не превышает 5 м.
- неопределенность положения объекта на дороге. Перекресток определяется по средней линии, но реально положение объекта может быть немного иным;
- погрешности датчиков скорости движения и скорости изменения курса, которые ограничивают точность оценки линейного отклонения при поворотах.

Эффективность парциального фильтра можно повысить, изменяя следующие параметры: помехи определения скорости относительно Земли, дисперсию оценки местоположения и курса. Увеличение помех в скорости относительно Земли обеспечивает лучшее расхождение частиц. Дисперсия оценки координат места и курса должна соответствовать погрешностям измерения этих параметров бортовыми датчиками. Если для измерения курса используются данные GPS, погрешности определения курса могут быть очень значительными при поворотах и при низкой скорости объекта. Эти факторы также ограничивают точность оценки линейного отклонения.

В настоящее время предлагаемый алгоритм реализован в среде Matlab для постобработки реальных данных испытаний или смоделированных данных. Несмотря на то, что алгоритм испытывался в автономном режиме, его можно легко адаптировать для работы в реальном времени в переносных навигационных устройствах, так как объем вычислений соответствует возможностям современных процессоров обработки сигналов.

В будущем возможно исследование случаев, когда автомобиль уходит с дорожной сети. Алгоритм может быть доработан для применения в пешеходных навигационных системах.

ЛИТЕРАТУРА

1. **French, R.L.**, Land vehicle navigation and tracking // *Global Positioning System: Theory and Applications*, vol. 2, pp. 275-301, 1996.
2. **Dmitriev, S., Stepanov, O., Rivkin, B., Koshaev, D.**, Optimal map-matching for car navigation system, in *Proc. of 6th International Conference on Integrated Navigation Systems*, St. Petersburg 1999.
3. **Scott, C.**, Improved GPS positioning for motor vehicles through map matching, in *Proc. of ION GPS-94*, Salt Lake City, UT, 1994, pp. 1019-1028.
4. **Zhao, Y.**, *Vehicle Location and Navigation System* // Artech House, pp. 83-103, 1997.
5. **Arulampalam, M. S., Maskell, S., Gordon, N., and Clapp, T.**, A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking // *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, Feb. 2002.
6. **Gustafsson, F., Gunnarsson, F., Bergman, N., Forssell, U., Jansson, J., Karlsson, R., and Nordlund, P.-J.**, Particle filters for positioning, navigation, and tracking // *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, Feb. 2002.
7. **Fouque, C., Bonnifait, P., and Bétaille, D.**, Enhancement of global vehicle localization using navigable road maps and dead-reckoning, in *Proc. of ION Position, Location and Navigation Symposium*, 2008.
8. **Syed, S. and Cannon, M.E.**, Fuzzy logic-based map matching algorithm for vehicle navigation system in urban canyons," in *Proc. ION National Technical Meeting*, San Diego, CA, Jan. 26-28, 2004.
9. **Kim, S. and Kim, J.-H.**, Adaptive fuzzy-network-based C-measure map-matching algorithm for car navigation system, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 48, no. 2, Apr. 2001.
10. **Quddus, M.A., Ochieng, W.Y., Zhao, L., Noland, R.B.**, A general map matching algorithm for transport telematics applications // *GPS Solutions*, vol. 7, no. 3, pp. 157-167, 2003.
11. **Grush, B.**, Road tolling isn't navigation, *European Journal of Navigation*, vol. 6, no 1, Feb. 2008.
12. **OpenStreetMap**, <http://www.openstreetmap.org/>
13. **Doucet A., Godsill S., and Andrieu C.**, On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering // *Statistics and Computing* (2000) 10, pp. 197–208.

Abstract. This article presents the numerical approach to map-matching problem. The proposed solution is based on sequential Monte Carlo method, so called particle filtering. This algorithm can be adapted for implementation on real-time portable car navigation systems equipped with GPS or dead reckoning sensors. The algorithm reliability and accuracy performance was investigated using simulated data and data from real-world driving tests in urban environment.