

УДК 681.513

С.Г. Удовенко, А.Р. Сорокин

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

ГИБРИДНЫЙ МЕТОД ФИЛЬТРАЦИИ В ЗАДАЧАХ ЛОКАЛИЗАЦИИ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ

Статья посвящена разработке гибридного метода локализации автономных мобильных роботов с комбинированным применением процедур фильтрации Калмана и фильтрации Байеса. Предложенный метод позволяет учесть особенности локализации положения робота в условиях наличия и отсутствия алиасинга. Рассмотрена задача оценки вероятности нахождения робота в точках с различными координатами на карте. Это осуществляется с помощью двух процедур, использующих различные типы данных о текущем состоянии робота и параметрах окружающей среды. Вычислительная трудоемкость предлагаемого метода позволяет его реализовать в реальном масштабе времени.

Ключевые слова: мобильный робот, локализация, навигация, фильтр Калмана, фильтр Байеса.

Введение

В последнее время получили развитие методы локализации и навигации автономных мобильных роботов (АМР) и возможность использования в них фильтрации Калмана [1].

Рассмотрим три типа задач локализации различной сложности:

– отслеживание положения, целью которого является оценивание текущего положения (состояния) АМР по проприоцептивным данным (п/п-данным) или по обновляемым перцептивным данным (п-данным), получаемым с помощью датчиков. В случае п/п-данных задача рассматривает перемещение робота и предполагает в общем случае повысить точность текущего оценивания положения АМР при наличии ошибок измерения. В случае п-данных задача состоит в улучшении этой оценки с учетом связи таких данных с окружающей средой. Применение такого подхода является основным для достижения оценок положения, которые могли бы считаться правильным положением робота в реальной среде. Интеграция двух типов данных позволяет комбинировать их преимущества, чтобы лучше оценивать положение робота. На практике, отслеживание положения АР является нетривиальной задачей, так как она основана на использовании начальной оценки положения, которая зачастую определяется внешними источниками. Кроме того, если текущая оценка положения слишком удаляется от реального положения робота, часто невозможно скорректировать ошибку и определить реальное положение робота, что приводит к смещению алгоритма;

– глобальная локализация: определение положения АМР без всякого начального оценивания. Это важно с точки зрения автономии, так как позволяет роботу находить свою начальную позицию в любых условиях без внешнего вмешательства. Такой под-

ход, например, дает возможность отключать питание робота до нужного момента, затем перемещать этот робот в какую-либо точку среды, не беспокоясь о правильной инициализации оценки его положения;

– третий тип локализации: нахождение реального положения робота при наличии смещенной оценки положения. По сравнению с глобальной локализацией этот случай характеризуется дополнительной сложностью, связанной с необходимостью распознавать, является ли оценка текущей позиции правильной. При этом надо решить непростую задачу: разделить случаи, когда п-данные являются зашумленными (без фактического смещения робота), и случаи, когда робот реально сместился.

Методы отслеживания положения и глобальной локализации имеют дуальные свойства. Как отмечено в [2], в контексте метрической карты отслеживание положения является локальным непрерывным методом, который регулярно осуществляет небольшие корректировки оценок положения робота. Такие корректировки основываются на характерных объектах среды (метках) и способах их обнаружения роботом. Идентификация этих объектов упрощается благодаря начальному оцениванию положения, которое позволяет в случае перцептуального алиасинга решить, какой объект появился (из всех возможных объектов, обнаруживаемых п-датчиками).

Напротив, глобальная локализация является глобальным дискретным методом, который время от времени осуществляет корректировки большой амплитуды для оцениваемой позиции. Ее первой задачей до оценивания положения является определение того, каким объектам среды соответствует каждая из перцепций робота.

Целью статьи является разработка гибридного метода локализации АМР с применением процедур фильтрации Калмана и фильтрации Байеса, который

позволяет учитывать особенности локализации положения робота в условиях наличия и отсутствия проприоцептивной информации.

Фильтрация Калмана в задачах локализации мобильных роботов

Фильтрация Калмана позволяет оценивать состояние системы на основании зашумленного прогнозирования своей эволюции и зашумленных измерений этого состояния [3]. Это рекурсивный оптимальный фильтр, который предполагает, что рассматриваемая система является линейной, а шумы белыми. В задачах локализации АМР состоянием системы являются навигационные параметры позиции робота (в простейшем случае его координаты). При этом прогнозирование эволюции состояния основано на одометрических данных и измерениях, которые позволяют вычислять положение АМР в соответствии с картой. Приведем краткое математическое описание фильтра Калмана (ФК) и затем рассмотрим практический пример. В каждый момент в ФК осуществляется оценка \hat{X}_k значения состояния X_k системы таким образом, что точность такого оценивания можно представить в виде матрицы ковариации P_k (если обозначить шум как случайную переменную N с нулевым средним, а $\hat{X}_k = X_k + N$, то матрица ковариации задается как $P_k = E\{NN^T\} = E\{(X - \hat{X})(X - \hat{X})^T\}$. Как правило, N и X на практике неизвестны, но ФК позволяет непосредственно оценивать P_k).

Эволюцию состояния системы можно описать следующим линейным уравнением:

$$X_{k+1} = AX_k + Bu_k + \varepsilon_1, \quad (1)$$

где A и B – матрицы; u_k – вектор управлений; ε_1 – шум оценивания состояния (с нулевым матожиданием и дисперсией $Q = E\{\varepsilon_1\varepsilon_1^T\}$).

Измерение Y_k , осуществляемое по состоянию системы, задается таким линейным уравнением:

$$Y_k = HX_k + \varepsilon_2, \quad (2)$$

где H – матрица наблюдения; ε_2 – шум измерения (с нулевым математическим ожиданием и дисперсией $P_Y = E\{\varepsilon_2\varepsilon_2^T\}$).

Алгоритм работы ФК в системе локализации АМР приведен на рис. 1. Он предполагает реализацию следующих этапов:

– предсказание текущего состояния X_k^* по ковариации P_k^* на основе модели эволюции, исходя из оценок на предыдущем шаге времени и управлений для текущего шага:

$$X_k^* = A\hat{X}_{k-1} + Bu_k. \quad (3)$$

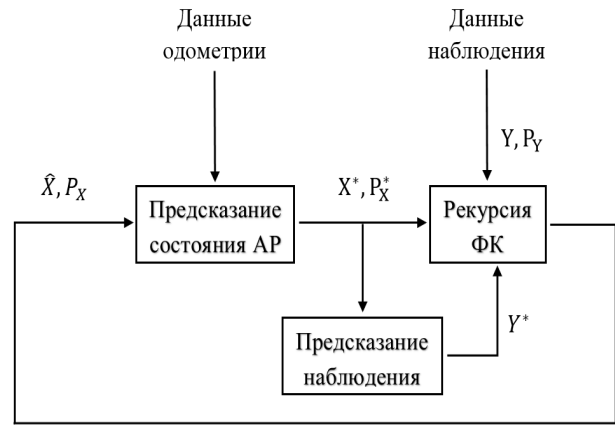


Рис. 1. Схема функционирования ФК в системе локализации АМР

Параллельно осуществляется предикция ковариации по следующей формуле:

$$P_k^* = AP_{k-1}A^T + QBQ^T; \quad (4)$$

– предсказание наблюдения на основании модели наблюдения и оценивания состояния:

$$Y_k^* = HX_k^*; \quad (5)$$

– наблюдение состояния: измеряется Y_k и оценивается шум P_Y ;

– коррекция прогнозируемого состояния с учетом ошибки между прогнозируемым и реализованным наблюдениями:

$$\hat{X}_{k+1} = X_k^* + K(Y_k - Y_k^*), \quad (6)$$

$$\hat{P}_{k+1} = P_k^* - KHP_k^*, \quad (7)$$

где K – коэффициент Калмана, вычисляемый для минимизации ошибки по методу наименьших квадратов (МНК):

$$K = P_k^*H^T (HP_k^*H^T + P_Y)^{-1}. \quad (8)$$

Эти 4 этапа применяются на каждом шаге для переоценки состояния системы.

Рассмотрим особенности функционирования такого фильтра на тривиальном примере: случай, когда система описывается скалярной переменной $X = x$ с дисперсией $P_t = \sigma_x^2$.

Если предположить, что наблюдение позволяет непосредственно получить значение состояния $Y_t = y = x$ с дисперсией $P_y = \sigma_y^2$, то коэффициент фильтра запишется следующим образом:

$$K = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}, \quad (9)$$

а уравнение коррекции принимает такой вид:

$$\hat{x} = x^* + \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} (y - x^*) = \frac{\sigma_x^2 y + \sigma_y^2 x^*}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}. \quad (10)$$

Очевидно, что коррекция сводится к нахождению средневзвешенного значения между дисперсией прогнозирования и наблюдением. Это среднее

значение должно быть более значительным к значениям, имеющим наиболее слабую дисперсию (и, следовательно, наиболее надежным).

Таким образом, ФК считает более важными величины с более низкой неопределенностью и им отдает предпочтение при коррекции. На практике дисперсии основаны часто на эмпирических оценках (в частности, в робототехнике на одометрии и значениях датчиков). При этом нужно внимательно относиться к качеству таких оценок, так как рекурсия ФК может к ним сходиться, что может привести к разладке фильтра, если измерения датчиков не столь надежны, как оцениваемая ковариация.

Для рассмотренного выше фильтра предполагалось, что уравнения эволюции и наблюдения являются линейными, что не соблюдается в случае навигации АР. Для применения в нелинейных системах используют расширенный ФК, который линеаризует уравнения с помощью разложения в ряд Тейлора.

Исходя из следующих нелинейных уравнений:

$$X_{k+1} = f(X_k, u_k) + \varepsilon_1, \quad (11)$$

$$Y_k = h(X_k) + \varepsilon_2, \quad (12)$$

можно получить матрицы-якобианы A и H , определяемые как:

$$A_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}; \quad H_{ij} = \frac{\partial h_i}{\partial x_j}. \quad (13)$$

Принцип работы ФК при использовании этих матриц остается прежним, просто исходные уравнения ФК заменяются следующими уравнениями:

$$X_k^* = f(X_k, u_k), \quad (15)$$

$$P_k^* = A \hat{P}_{k-1} A^T + BQB^T, \quad (16)$$

$$Y_k^* = h(X_k), \quad (17)$$

$$K = P_k^* H^T (HP_k^* H^T + P_Y)^{-1}, \quad (18)$$

$$\hat{X}_{k+1} = X_k^* + K(Y_k - Y_k^*), \quad (19)$$

$$\hat{P}_{k+1} = P_k^* - KHP_k^*. \quad (20)$$

Применение ФК для локализации АР при отсутствии алиасинга

Предположим, что можно управлять скоростью перемещения v и вращения ω робота. Оцениваемым состоянием является его положение в пространстве: $X_k = (x, y, \theta)$. Вектором управления является $u_k = (v, \omega)$, а уравнение эволюции системы имеет вид:

$$f(X_k, u_k) = \begin{bmatrix} x + vdt \cos(\theta) \\ y + vdt \sin(\theta) \\ \theta + \omega dt \end{bmatrix}.$$

Кроме того, предположим, что шум, влияющий на это оценивание, является независимым для каждой переменной и пропорциональным скорости:

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_T v & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_T v & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_R \omega \end{bmatrix}.$$

Если датчики позволяют непосредственно измерять положение на карте, то уравнение наблюдения принимает вид:

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix},$$

причем можно оценить постоянный шум для этого измерения:

$$P_Y = \begin{bmatrix} \sigma_0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\theta 0} \end{bmatrix}.$$

Матрицы-якобианы, соответствующие этим уравнениям и получаемые дифференцированием f и h , принимают следующий вид:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin(\theta) \\ 0 & 1 & \cos(\theta) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Учитывая, что здесь $H = I$, алгоритм расширенного ФК упрощается:

$$X_k^* = f(X_k, u_k);$$

$$P_k^* = A \hat{P}_{k-1} A^T + BQB^T;$$

$$Y_k^* = X_k^*;$$

$$K = P_k^* (P_k^* + P_Y)^{-1};$$

$$\hat{X}_{k+1} = X_k^* + K(Y_k - X_k^*);$$

$$\hat{P}_{k+1} = P_k^* - KP_k^*.$$

Для инициализации алгоритма необходимо знать оценку положения робота:

$$\hat{X}_0 = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \theta_0 \end{bmatrix}; \quad \hat{P}_0 = \begin{bmatrix} \sigma_{x0} & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{y0} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\theta 0} \end{bmatrix},$$

а далее мы применяем рекурсивные уравнения для каждого нового перемещения или каждого нового измерения.

Применение ФК для локализации АР в условиях алиасинга

В случае существенного алиасинга в процессе наблюдения можно получить множество разных значений навигационных параметров. Следовательно, надо среди всех этих значений выбрать значение, соответствующее реальному положению робота, которое затем будет использоваться в рекурсии. Если наблюдения задают измерения положения робота, можно просто выбрать измерение, наиболее близкое к предыдущему. В общем случае предпочтительнее использовать расстояние Махаланобиса,

которое является расстоянием, нормализованным дисперсией. Такая метрика позволяет, например, отдать предпочтение измерению, более удаленному, но менее точному, которое будет иметь в действительности более высокую вероятность большего соответствия предыдущему измерению.

Для двух значений X и Y с ковариациями P_x и P_y , расстояние Махалонобиса составляет:

$$d^2 = \frac{1}{2}(X - Y)^T (P_x + P_y)^{-1}(X - Y), \quad (21)$$

что в скалярном случае соответствует обычному взвешиванию с помощью дисперсий:

$$d^2 = \frac{(x - y)^2}{2(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}.$$

В случае фильтрации Калмана это расстояние используется между предыдущим наблюдением и различными наблюдениями, осуществляемыми в системе:

$$d^2 = \frac{1}{2}(Y^* - Y)^T (P_{Y^*} + P_Y)^{-1}(Y^* - Y) = \frac{1}{2}(HX^* - Y)^T (HP_k^* H^T + P_Y)^{-1}(HX^* - Y).$$

На основе расстояний Махалонобиса между различными наблюдениями и предыдущим наблюдением можно выделить наиболее близкое наблюдение или выбрать порог, который даст возможность определить, соответствует ли хоть одно из наблюдений текущему состоянию. Если одно из наблюдений выше этого порога, оно используется в рекурсии ФК, в противном случае считается, что состояние не может быть измерено и предсказание не корректируется.

Один из недостатков ФК при применении для локализации связан именно с этой фазой его работы. Действительно, в случае неудачного выбора, вызванного плохой предикцией положения АМР или ошибкой датчика, ошибка оценивания положения будет повышаться.

Такой процесс приведет к расходимости ФК и к потере положения робота.

Особенности локализации АМР с учетом начального оценивания

Положение АМР, определяемое с помощью ФК, существенно зависит от его начального оценивания. Это иллюстрируется на примере, приводимом на рис. 2.

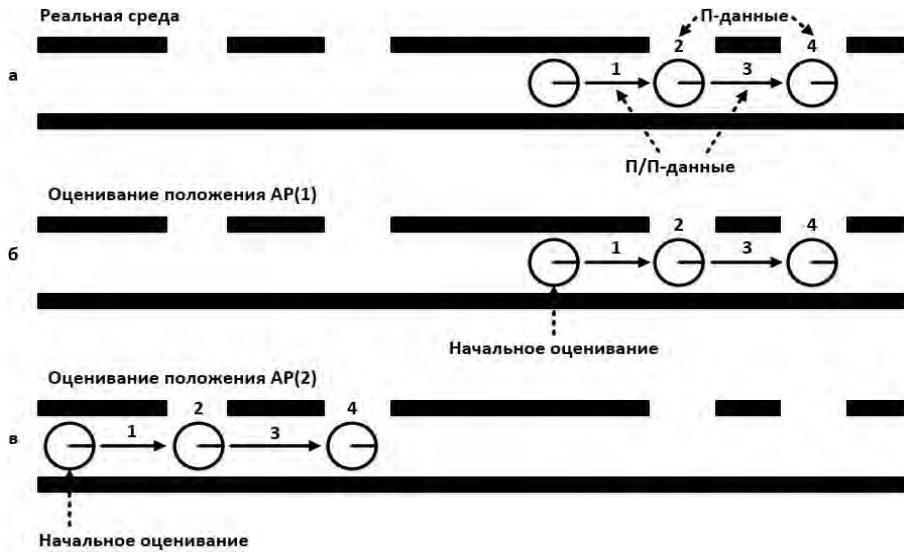


Рис. 2. Пример локализации АМР без учета п/п-данных

Здесь робот способен оценивать свое положение в коридоре (1 и 3), в котором он определяет двери (2 и 4) без способности их распознать индивидуально (часть а). Система локализации должна оценивать положение АР, объединяя эти данные. Если начальная оценка положения близка к правильному положению, то система локализации будет способна точно оценить реальное положение робота (часть б). Если же начальная оценка положения АР слишком далека от правильного положения, то система формирует оценку положения, которая является лишь локально оптимальной и не соответствует реальному положению робота (часть в).

Учет различных гипотез позволяет определить положение на карте, которая в общем случае является наилучшим по данным, полученным роботом.

Это иллюстрируется на примере, приводимом на рис. 3. В этом примере робот способен оценивать свое положение в коридоре (2), в котором он определяет двери (1 и 3) без способности их распознать индивидуально (часть а). Нахождение двери без всякого предварительного оценивания позиции позволяет просто сформировать множество гипотез по положению, которые могли бы соответствовать этому нахождению. На этой стадии невозможно решить, какая из гипотез является правильной (часть б).

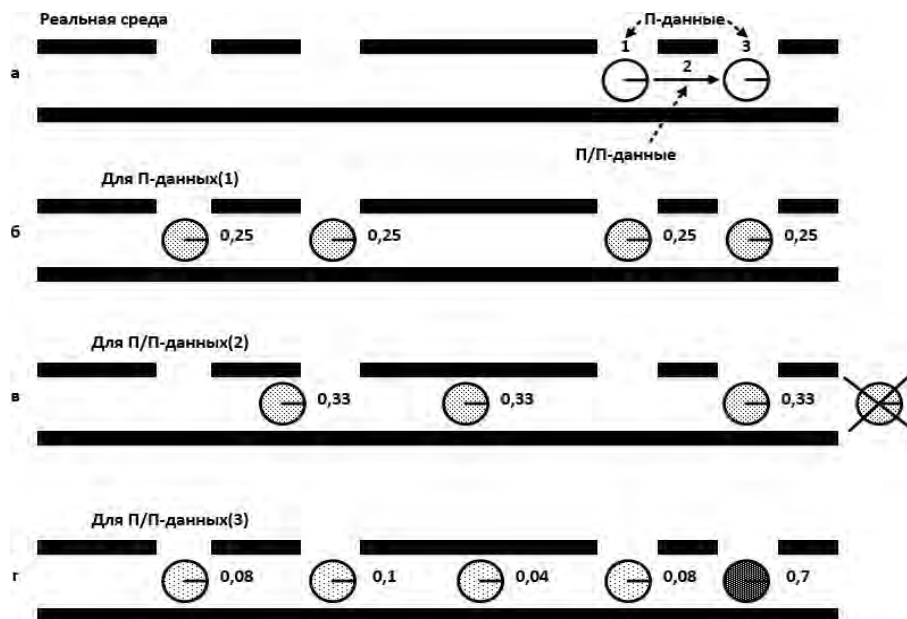


Рис. 3. Пример локализации АМР с учетом п/п-данных

Интеграция проприоцептивных данных позволяет определить положение для каждой из гипотез, но не позволяет их различать (часть в). Новые п-данные позволяют оценивать относительную значимость каждой из гипотез, выделяя наиболее значимые, позиция которых соответствует текущим перцепциям (часть г). Наиболее значимая гипотеза соответствует позиции, которая считается наиболее предпочтительной для данных, собранных к текущему моменту времени роботом.

Байесовская фильтрация в задачах локализации мобильных роботов

Методы мультигипотезной локализации могут также использовать фильтрацию Байеса (ФБ) [4]. ФБ позволяет объединить два типа информации (одометрию и п-данные), но в общем случае не ведет к единственной гипотезе положения. Различные гипотезы здесь представляются распределением вероятности присутствия робота в наборе возможных положений на карте.

Такое представление позволяет рассматривать каждое из положений на карте как возможное положение робота, вероятность которого оценивается. Рассмотрим подход, позволяющий определить искомое распределение вероятности. ФБ объединяет набор методов оценивания состояния, использующих вероятности и, в частности, закон Байеса:

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)}, \quad (22)$$

где X – положение АМР; Y – перцепция среды.

Этот закон позволяет оценить вероятность положений $P(X|Y)$, на основе знания перцепции. Для соответствующих расчетов необходимо знать $P(Y|X)$ – вероятность перцепции определения позиции, которая может быть вычислена с помощью

карты среды и модели используемого датчика. Мы также должны знать оценку глобальной вероятности положения $P(X)$, имеющего эту перцепцию, и глобальную вероятность $P(Y)$ этой перцепции. В ФБ эта формула используется в рекурсивном варианте и $P(X)$ является предыдущей оценкой вероятности положения.

В уравнении (22) $P(X)$ и $P(X|Y)$ – априорная и апостериорная вероятности соответственно. Это уравнение позволяет получить простые количественные оценки: $P(Y|X)$ и $P(X|Y)$.

Величину $P(Y|X)$ можно получить, зная карту, а также модель датчика и положения, при этом можно легко предвидеть измерения, которые должны быть получены датчиком. $P(X|Y)$, в свою очередь, является результатом диагностики, сложным для оценивания, так как перцепция Y не позволяет просто определить уникальное положение, а может соответствовать многим его значениям, в частности, в случае алиасинга.

Рассмотрим, как закон Байеса может помочь в определении вероятности положения в функции п-данных. Для локализации АР надо отслеживать также эффект смещения по распределению вероятностей. Это просто сделать с помощью следующего уравнения, отражающего закон маргинальных вероятностей:

$$P(X|U) = \sum_{X'} P(X|U, X')P(X'). \quad (23)$$

В этом уравнении $P(X|U, X')$ является моделью отклонения робота, которая задает вероятность положения X , если робот осуществляет действие U в положении X' .

Эта модель зависит только от робота и часто соответствует стандартной модели одометрии. Ап-

риорная вероятность $P(X')$, является результатом оценивания на предыдущем этапе.

Для локализации АМР необходимо оценить его положение по нескольким смещениям и нескольким наблюдениям: $P(x_k | u_1, y_2, \dots, u_{k-1}, y_k)$. Чтобы реализовать рекурсивные вычисления, используем гипотезу Маркова: предполагается, что перцепции зависят только от текущего состояния и что положения после перемещения зависят только от предыдущего положения.

На рис. 4 приведена схема, отражающая связи между сигналами процессы локализации АМР на основании последовательности п-данных и перемещений.

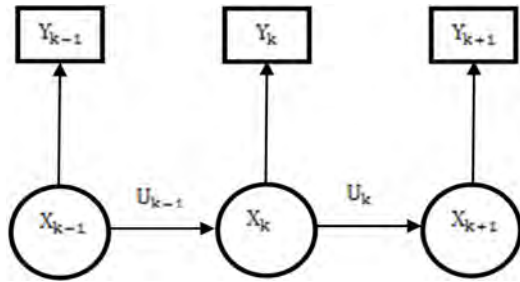


Рис. 4. Связи между сигналами ФБ в задаче локализации

Таким образом, байесовский фильтр позволяет оценить рекурсивно состояние системы на основании оценки ее эволюции и измерений для этого состояния. Чтобы применить такую фильтрацию, надо иметь следующие элементы, которые известны и которые могут быть определены по моделям робота, датчиков и среды:

- модель наблюдения (датчик) $P(y | x_i)$, которая дает для заданной позиции вероятность измерения y ;
- модель эволюции (действия) $P(x | u, x')$, которая определяет вероятность того, что робот попадет в x при воздействии u в положении x' ;
- последовательность управлений и положений $u_1, u_2, \dots, u_{k-1}, u_k$;
- начальная оценка положения $P_0(x)$, которая может быть единообразной в случае глобальной локализации или гауссовским распределением, если мы знаем начальное положение робота.

Фильтр позволяет оценить положение в функции измеряемых данных: $P(x_k | u_1, y_2, \dots, u_{k-1}, y_k)$, которую мы в дальнейшем будем обозначать $P_1(x_k)$. Рекурсивное уравнение позволяет оценивать $P_1(x_k)$ в функции $P_1(x_{k-1})$. Эта функция может быть представлена по-разному для рассмотренных выше законов:

$$P_1(x_k) = P(x_k | u_1, y_2, \dots, u_{k-1}, y_k);$$

$$P_2(x_k) = \eta P(y_k | x_k, u_1, y_2, \dots, u_{k-1}) P(x_k | u_1, y_2, \dots, u_{k-1});$$

$$P_3(x_k) = \eta P(y_k | x_k) P(x_k | u_1, y_2, \dots, u_{k-1}).$$

Очевидно, оценивание состояния с помощью БФ связано с применением байесовской рекурсии для перцепции y_k и перемещения u_{k-1} .

Байесовский фильтр лежит в основе многих разных подходов, которые различаются способом распределения вероятностей $P_1(x_k)$. Фильтр Калмана, например, соответствует имплементации этого фильтра с гассовскими распределениями вероятностей и линейными моделями. ФК с мультигипотезами соответствует такому представлению в форме суммы гауссианов.

Алгоритмическая реализация процедур фильтрации в дискретном времени

Для применения ФК в дискретном времени необходимо выбрать способ представления распределения вероятностей. Один из таких способов состоит в дискретизации среды и задании для каждой дискретной позиции вероятности, аппроксимирующей величину непрерывного распределения. Этот подход можно использовать одновременно с топологическими картами, где ядра применяются как возможные положения [3] и метрическими картами, для которых можно дискретизировать набор положений [4].

Для любой выбранной дискретизации алгоритм остается одним и тем же. Речь идет об оценке вероятности $P_1(x_i)$, соответствующей нахождению робота в состоянии x_i на карте. Это осуществляется с помощью двух разных процедур, по которым объединяются перцепции или п/п-данные (алгоритмы 1 и 2, приведенные ниже). Для перцепции, используем алгоритм 1. Вероятности $P(y | x_i)$ формируются или по метрической модели датчика (с дискретной сеткой), или модели, сравнивающей п-данные с данными из памяти для ядер топологической карты. Для выбора варианта перемещения (управления) используем алгоритм 2.

Алгоритм 1. Процедура пересчета оценки положения ($P_1(x_i), y$);

- 1: $\eta = 0$
- 2: for all x_i do
- 3: $P_1'(x_i) = P_1(y | x_i) P_1(x_i)$
- 4: $\eta = \eta + P_1'(x_i)$
- 5: end for
- 6: for all x_i do
- 7: $P_1'(x_i) = P_1'(x_i) / \eta$
- 8: end for
- 9: Return $P_1'(x_i)$

Алгоритм 2. Процедура пересчета управлений ($P_1(x_i, u)$);

1: for all x_i do

2: $P_1'(x_i) = \sum_{x_t} P(x_i | u, x_k) P_1'(x_t)$

3: end for

4: Return $P_1'(x_i)$

Практическое применение этого алгоритма приводит к использованию квадратической функции числа состояний, что осложняет вычисления. Однако, вероятностная модель смещения $P(x | u, x')$ определяется величиной смещения при удалении от положения, которое должно быть для управления и начиная с состояния x' . При этом алгоритм будет линейным относительно числа состояний на карте.

Выводы

Топологические методы являются достаточно простыми в применении, так как они основаны, главным образом, на сравнении п-данных. Однако, для достижения робастности эта процедура должна быть выполнена тщательно и может оказаться сложной.

Дискретная локализация только на основе п-данных является сложной в случае нетривиальной среды. Учет мультигипотез (п/п-данных) для такой задачи позволяет улучшить робастность довольно простым способом. Топологические карты, однако, обеспечивают относительно неточную локализацию и требуют наличия эффективных сенсорно-моторных устройств для перемещений.

Среди метрических методов ФК получил наибольшее распространение, но он может быть связан с трудностями настройки и обеспечения сходимости. Применение мульти-ФК позволяет существенно улучшить результат, но приводит к дополнительным сложностям при реализации.

Рассмотренные процедуры фильтрации были использованы в системе локализации и навигации

мобильного робота-транспортёра при работе в закрытых помещениях, описание которого приведено в [3].

Вычислительная трудоемкость предложенного метода позволяет его реализовать в реальном масштабе времени, что подтверждается результатами тестового моделирования.

Перспективным представляется развитие предложенного подхода для комбинированного управления АМР в случае, когда топологическая карта содержит как закрытые участки, так и участки, где доступным становится улучшение качества навигации с применением спутниковых систем.

Список литературы

1. Ермолов И.Л. Автономность мобильных роботов, ее сравнительные меры и пути повышения / И.Л. Ермолов // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2008. – № 6. – С. 23-28.
2. Negenborn R. Robot Localization and Kalman Filters: On finding your position in a noisy world / R. Negenborn. – Utrecht: Utrecht university, 2003. – 156 p.
3. Забегаев А.Н. Адаптация фильтра Калмана для использования с локальной и глобальной системой навигации / А.Н. Забегаев, В.Е. Павловский // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. – 2010. – №82. – 24 с.
4. Удовенко С.Г. Адаптивное управление стохастическими процессами с использованием рандомизированных стратегий / С.Г. Удовенко, А.А. Шамраев // Вестник Херсонского национального технического университета. – Херсон: ХГТУ, 2013. – №1(46). – С. 280-283.
5. Рустинов В.А. Система локализации и планирования пути мобильных агентов в зданиях / В.А. Рустинов, А.Р. Сорокин, И.А. Тавадзе, Б.В. Шеховцов // Сборник научных статей «Информатика, математическое моделирование, экономика» – Т.1. – Смоленск, Смоленский филиал РУК. – 2014. – С. 199-204.

Поступила в редколлегию 28.08.2015

Рецензент: д-р техн. наук, проф. О.Г. Руденко, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

ГІБРИДНИЙ МЕТОД ФІЛЬТРАЦІЇ В ЗАДАЧАХ ЛОКАЛІЗАЦІЇ МОБІЛЬНИХ РОБОТІВ

С.Г. Удовенко, А.Р. Сорокін

Роботу присвячено розробці модифікованого метода фільтрації в задачах локалізації автономних мобільних роботів. В запропонованих процедурах використано фільтри Калмана та Байєса. Застосування наведеного підходу дозволяє враховувати специфічні особливості локалізації та навігації роботів за умов наявності або відсутності пропріоцептивної інформації.

Ключові слова: мобільний робот, локалізація, навігація, фільтр Кальмана, фільтр Байєса.

HYBRID METHOD OF FILTRATION IN THE TASKS OF LOCALIZATION OF MOBILE ROBOTS

S.G. Udovenko, A.R. Sorokin

The given work is devoted to development of the modified method of filtration in the tasks of localization of autonomous mobile robots. The filters of Kalman and Bayes are used in the offered procedures. Application the presented approach over allows to take into account the specific features of localization and navigation of robots in the conditions of presence or absence of proprioceptive information.

Keywords: mobot, localization, navigation, filter of Kalman, filter of Bayes.