

УДК 004.932.2

ЛОКАЛИЗАЦИЯ БЕСПИЛОТНОГО ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА ВНУТРИ ПОМЕЩЕНИЙ НА ОСНОВЕ ВИЗУАЛЬНЫХ ГЕОМЕТРИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ И ИЗВЕСТНОЙ 3D МОДЕЛИ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ

А.К. Буйвал (*alexbuyval@gmail.com*)

Брянский государственный технический университет, Брянск

Аннотация. В статье приводится описание алгоритма визуальной локализации БПЛА квадроспирального типа внутри помещения на основе сопоставления граней, полученных из изображения с видеокамеры и из смоделированного изображения, полученного на основе известной 3D модели окружающей среды (помещения). В конце статьи приводятся результаты экспериментов на основе моделирования в среде Gazebo.

Ключевые слова: визуальная локализация, фильтр частиц, ROS, Gazebo

Введение

Локализация мобильного робота и в частности БПЛА является часто критически важной функцией, так как позволяет роботу более точно планировать маршрут и принимать решения. Для ряда БПЛА и мобильных роботов, функционирующих вне помещений, основным источником данных о собственном местоположении, как правило, является GPS/ГЛОНАСС приемник. Для роботов же, функционирующих внутри помещений, как известно, использование этого датчика практически невозможно. Как правило, для локализации внутри помещений очень часто используются инерциальные датчики и лазерные дальнометры, которые в свою очередь также обладают недостатками. В частности, лазерные дальнометры на сегодняшний день достаточно дороги, имеют ограниченное пространство действия и являются чувствительными к отражающей способности окружающей среды. Использование же инерциальных датчиков сопряжено с накоплением ошибки локализации и чувствительностью к вибрациям.

Также одним из распространённых подходов в локализации является использование визуальной информации, полученной с камеры робота. Как правило, выделяют визуальную локализацию в подготовленном

помещении (с использованием специальных маркеров, например, как в работе [Яковлев и др., 2014]) и в не подготовленном помещении. Несомненно, использование маркеров значительно упрощает задачу визуальной локализации, но часто подготовка помещения является невозможной. Также количество маркеров и их визуальная доступность напрямую влияют на точность локализации.

Недостатками визуальной локализации являются сложность обработки визуальной информации, частые изменения внешних условий, затрудняющих анализ изображения (изменения освещенности, помехи и т.д.)

В данной статье предлагается использовать визуальную информацию для локализации БПЛА путем сравнения изображения, полученного с камеры, со смоделированным изображением, полученным на основе 3D модели помещения. Несомненно, недостатком данного метода является необходимость в модели помещения, но в то же время часто проще создать такую модель (на основе планов помещения), чем размещать визуальные маркеры внутри помещения.

1 Использование граней как характерных визуальных признаков для задачи локализации

Ключевым моментом в предлагаемом методе визуальной локализации является сравнение и численная оценка схожести 2-х изображений: полученного с камеры и изображения, смоделированного на основе модели помещения. Предполагается, что алгоритм строит ряд гипотез о положении робота в пространстве, затем на основе этих гипотез он моделирует изображения, каждое из которых соответствует изображению которое должен получить робот, если он находится в этой предполагаемой точке. Таким образом, на каждой итерации алгоритма мы сравниваем одно изображение с камеры со множеством смоделированных изображений и определяем степень их схожести.

Для определения степени схожести существует ряд методов:

1. попиксельное сравнение;
2. сравнение на основе общих характеристик изображения (гистограмма, цветовое распределение и т.д.);
3. использование характерных точек;
4. использование характерных линий или других геометрических признаков.

Использование методов №1 и №2 является нецелесообразным, т.к. потребует точной визуальной модели помещения, учитывающей особенности освещенности, текстуры и свойства материалов и массу других факторов. Также эти методы неустойчивы к изменению условий,

например, к изменению освещенности.

Использование метода №3 также является затруднительным, т.к. также потребует учета в модели помещения текстур материалов и элементов интерьера.

Наиболее подходящим для нашей задачи методом сопоставления является использование граней, наблюдаемых в изображениях для их сопоставления. Грани в нашем случае будут образовываться в первую очередь элементами конструкции помещения: стыки стен, потолка и пола, границы окон и дверей и т.д. Такие грани являются достаточно устойчивыми признаками. Они устойчивы во времени, и изменения освещенности в разумных пределах, как правило, не влияет на их восприятие. Для данного метода достаточно учесть в модели помещения основные конструкционные элементы, что существенно упрощает создание 3D модели помещения.

2 Использование фильтра частиц для локализации робота

Для обработки данных о схожести изображений, а также данных с других доступных датчиков предлагается использовать алгоритм локализации, основанный на множестве частиц (гипотез о местоположении робота) – фильтр частиц (particle filter). Данный метод широко известен и хорошо зарекомендовал себя в подобных задачах. Преимуществом этого метода является то, что он позволяет использовать множество гипотез, а также нелинейные модели как самой системы, так и нелинейные модели показаний датчиков.

2.1 Структура состояния системы и модель предсказания

Для описания положения БПЛА в системе координат помещения используется следующий вектор состояния:

$$X_t = (x_t, y_t, z_t, \alpha_t, \beta_t, \gamma_t)^T \in R^6,$$

где x_t, y_t, z_t – пространственные координаты, $\alpha_t, \beta_t, \gamma_t$ – крен, тангаж и рысканье соответственно.

Использование всех компонентов данного вектора состояния для формирования группы гипотез (частиц) является практически трудно осуществимым, т.к. количество возможных гипотез, которые необходимо оценить, слишком высоко.

Для снижения размерности задачи в данной работе предлагается использовать данные с других датчиков БПЛА. В частности, крен и тангаж являются прямо наблюдаемыми параметрами с помощью инерциального датчика (IMU). Также в данной работе принято, что угол рысканья тоже является наблюдаемой величиной за счет использования гироскопа и компаса. Хотя стоит отметить, что использование компаса

внутри помещений достаточно неэффективно. Помимо этого, будем использовать ультразвуковой дальномер для прямого наблюдения высоты полета. Для помещений это оправдано, т.к. высота полета редко превышает 4-5 метров.

Таким образом, при формировании гипотез о положении робота мы варьируем только компоненты x_t, y_t .

Модель предсказания в этом случае выглядит следующим образом:

$$X_{t+\Delta t} = X_t + \Delta t (\dot{x}_t, \dot{y}_t, 0, 0, 0, 0)^T,$$

где Δt – приращение времени, \dot{x}_t, \dot{y}_t – пространственные скорости.

Пространственные скорости являются также прямо наблюдаемыми за счет использования IMU датчика и датчика визуальной одометрии. Единственно, необходимо преобразовать пространственные скорости из системы координат робота в рабочую систему координат.

2.2. Измерительная модель фильтра частиц

Для того, чтобы оценить вероятность каждой гипотезы (частицы) необходимо оценить близость границ, полученных из изображения с камеры, к границам, полученным из смоделированного изображения, соответствующего гипотезе.

Существуют различные методы подобной оценки. В работе [Nuske, 2009] были исследованы 3 метода:

1. Метод Klein и Murray [Klein, 2006]. Вероятность гипотезы в данном методе оценивается на основе отношения количества совпадающих пикселей на гранях изображения с общим количеством. Недостатком данного метода является то, что не учитывается количество найденных граней. Т.е., например, все совпадающие точки могут принадлежать одной грани, которая может быть ошибочной.
2. Модифицированный метод Klein и Murray [Nuske, 2008], который также оценивает отношения совпадающих пикселей, но оценивает их в разрезе каждой грани. После чего объединяет вероятности для каждой грани в общую вероятность. Данная модификация позволяет усилить влияние коротких граней (например, контуров окон) на конечный результат и улучшить локализацию.
3. Метод ближайшей грани. Предыдущие два метода имеют серьезный недостаток, который заключается в том, что учитываются только совпадающие на гранях пиксели. Т.о. если грани одного и того же конструктивного элемента на изображении с камеры и на смоделированном изображении не совпадают, но проходят близко друг к другу, то это не будет учитываться в конечной вероятности. В данном методе предлагается оценивать близость смоделированной грани к грани на изображении с

камеры с помощью набора нормалей, построенных от смоделированной грани. В работе [Nuske, 2009] показана эффективность данного метода по сравнению с предыдущими для колесного робота.

В связи с выше изложенным, в данной работе мы опираемся на метод ближайшей грани.

В рассматриваемом методе выполняются последовательно следующие этапы:

1. Выделение границ на изображении, полученном с камеры.
2. Нахождение прямых в выделенных границах с помощью преобразования Хафа. Полученные прямые используются как исходные данные для вычисления вероятности каждой частицы.
3. Рендеринг изображения согласно вектору состояния частицы.
4. Выделение границ на полученном изображении.
5. Нахождение прямых в выделенных границах с помощью преобразования Хафа.
6. На каждой прямой формируется набор точек с постоянным шагом. Из каждой точки строится нормаль некой предельной длины. Если эта нормаль пересекается с какой-либо прямой из полученных на основе изображения с камеры, то длина такой нормали учитывается в общем весе рассматриваемой прямой по следующей формуле:

$$g(d) = \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

где d – длина нормали, σ – параметр определяющий вес нормали в зависимости от длины нормали (позволяет либо усиливать влияние длинных нормалей, либо уменьшать).

7. Для каждой прямой вычисляется общий вес путем суммирования всех весов нормалей по следующей формуле:

$$l = \frac{\sum_{i=0}^S g(d_i)}{S}, \quad (2)$$

где S – общее количество прямых в смоделированном изображении.

8. Вычисляется итоговая вероятность гипотезы на основе объединения весов каждой линии по следующей формуле:

$$W = \alpha \cdot \exp\left(k \frac{\sum_{n=0}^m l_n}{m}\right), \quad (3)$$

где m – количество прямых, α, k – параметры учета веса прямых в итоговом результате.

Результат работы описанного алгоритма представлен на рис 1. На данном рисунке показан результат рендеринга изображения на модели простого помещения в позиции, соответствующей определенной гипотезе. Зеленым цветом показаны прямые, которые были найдены на смоделированном изображении, красными кружками обозначены точки,

на которых формируются нормали. Синими линиями показаны прямые, полученные из изображения с камеры. В ситуациях, когда алгоритм смог построить нормаль, не превышающую максимальную длину, изображены красные отрезки.

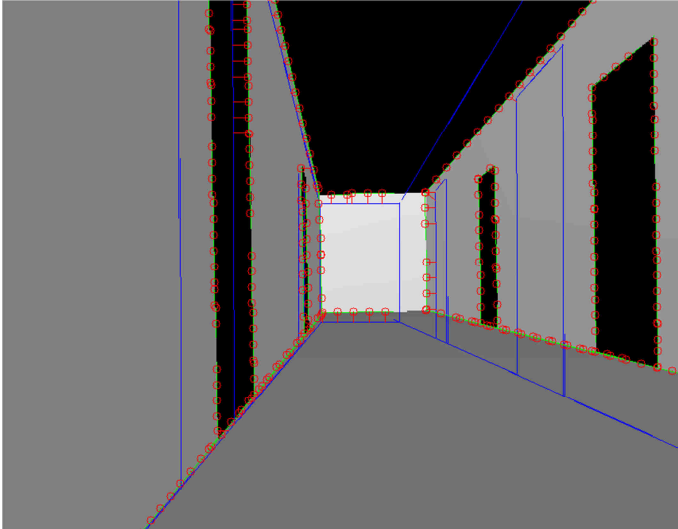


Рис. 1 Иллюстрация оценки вероятности частицы

Результат расчета веса для представленной на рис. 1 частицы, согласно формулам (1), (2), (3), равен 3.86. При этом были использованы следующие параметры: максимальная длина нормали $d_{max} = 20$, $\alpha = 3$, $k = 1$.

3 Испытание алгоритма в системе моделирования Gazebo

Для проверки работоспособности алгоритма была разработана подсистема на базе комплекса ROS. Ключевыми частями (узлами) разработанной подсистемы являются узел рендеринга изображений и узел локализации, основанный на фильтре частиц.

В качестве модели БПЛА использовалась модель квадрокоптера AR.Drone, которая по программному интерфейсу является идентичной реальному квадрокоптеру.

В качестве модели помещения, использовалась простая модель комнаты с 4 дверьми, представленная рис. 2.

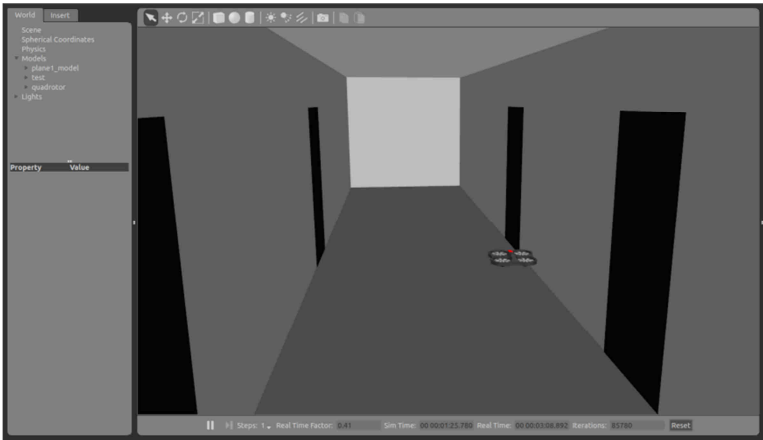


Рис. 2 Модель помещения и квадрокоптера в среде Gazebo

В ходе эксперимента управление моделью квадрокоптера выполнялось с клавиатуры. При этом количество частиц, которые использовал фильтр равнялось 50. На рис. 3 и 4 представлены результаты моделирования в виде графиков значений пространственных координат x_t, y_t соответственно.

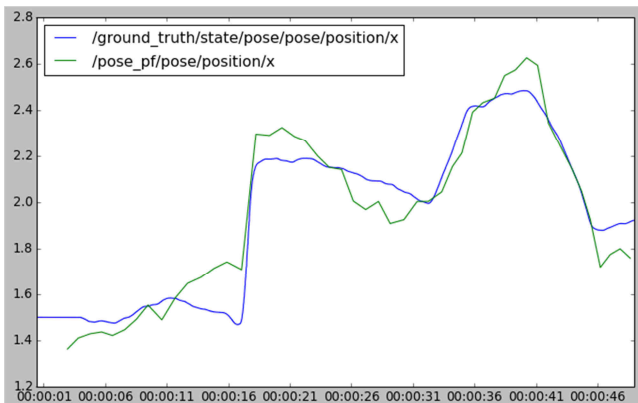


Рис. 3 Результаты эксперимента для координаты x

На обоих графиках представлено по два значения. Одно значение (обозначено синим цветом) показывает реальное положение робота, взятое из среды моделирования Gazebo. Второе значение (обозначено зеленым цветом) показывает результат локализации.

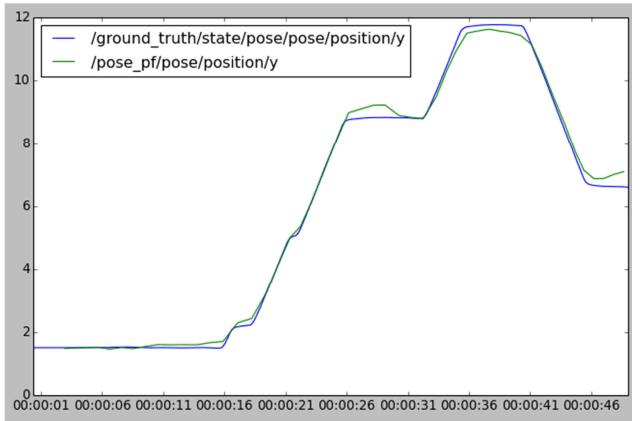


Рис. 4 Результаты эксперимента для координаты y

Как видно из результатов, ошибка локализации, как правило, не превышает 0.3 м и в основном связана с невысокой частотой работы и небольшим количеством частиц.

4 Направления дальнейших исследований

В дальнейшей работе планируется исследовать зависимость между количеством частиц и точностью локализации. Несомненно, чем больше количество частиц мы используем в фильтре, тем точнее результат. Но в данном методе измерительная модель фильтра является достаточно вычислительно сложной. В связи с этим необходимо определить оптимальное количество частиц, которое обеспечит приемлемую ошибку локализации и достаточную частоту вычислений.

Список литературы

- [Яковлев и др., 2014] Яковлев К.С., Хитьков В.В., Логинов М.И., Петров А.В. Система навигации группы БЛА на основе маркеров // Ж-л Робототехника и техническая кибернетика. 2014 №5(4), стр. 44-48
- [Nuske, 2008] Nuske, S., Roberts, J., & Wyeth, G. (2008, May). Outdoor visual localization in industrial building environments. // IEEE International Conference on Robotics and Automation, Pasadena, CA., 2008, 544-550
- [Nuske, 2009] Nuske, S., Roberts, J., & Wyeth, G. Robust outdoor visual localization using a three-dimensional-edge map // Journal of Field Robotics. 2009 №26(9), 728-756.
- [Klein, 2006] Klein, G., & Murray, D. Full-3D edge tracking with a particle filter // In British Machine Vision Conference. 2006. Edinburgh, UK.