

## ПОДХОДЫ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ ВИЗУАЛЬНОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ В ПОМЕЩЕНИИ

Одной из существенных проблем современности является проблема определения местонахождения в различных ситуациях. Решение этой проблемы в условиях закрытого помещения, как правило, осложняется многими факторами. В настоящей работе обсуждаются классические методы решения этой задачи, а также предлагается альтернативный метод решения с использованием алгоритмов поиска по образцу.

**Ключевые слова:** навигация в помещении, метод поиска по образцу, панорамные изображения, геометрия катадиопрических систем.

### Введение

Задача определения местоположения в пространстве является одной из важнейших классических проблем в различных областях прикладной и теоретической науки. Решение этой задачи с древних времен было необычайно важно для успешной прокладки маршрутов и ориентирования на местности. Простейшие способы определения местонахождения были изобретены мореплавателями. Они начали ориентироваться по солнцу и звездам, используя тот факт, что Полярная звезда всегда указывает направление на север, а солнце перемещается с востока на запад. В современных условиях человеку все чаще и чаще приходится сталкиваться, в частности, с проблемами навигации в помещениях. Незнакомые здания, пещеры, поиск нужного отдела в гипермаркете, ориентирование в метро незнакомого города – все это примеры ситуаций, когда ориентирование человека затруднено. Проблема позиционирования в помещении актуальна также при разработке мобильных роботов. Необходимо отметить, что задача навигации в помещениях, как правило, осложнена полной или частичной неработоспособностью привычных систем навигации типа GPS/ГЛОНАСС.

Создание и развертывание локальных систем позиционирования, основанных на ретрансляции спутниковых сигналов или излучении иных сигналов для соответствующих приемников, зачастую является экономически неэффективным. В этой связи обретают новую силу подходы к решению задачи определения местоположения с использованием визуальных данных, что определяет актуальность работы.

Методы позиционирования принято разделять на три класса: *геометрические, тополо-*

*гические и гибридные.* Геометрические методы обычно используют двумерную карту помещения и предполагают высокоточное отслеживание перемещений по отношению к системе координат карты. Топологический подход предполагает использование связанного графа в качестве карты. Определение положения сводится к определению соответствующей вершины графа. Гибридные методы комбинируют ранее описанные подходы [6].

Ведущую роль в системах визуального определения местоположения играют геометрические методы, основанные в общем случае на *выделении ориентиров* или *сопоставлении с картой*. При выделении ориентиров обычно используют конкретные естественные или искусственные особенности анализируемого окружения. В частности, рассматривают силуэты дверей, окон, мебели в помещении или расположение источников освещения. Искусственные особенности могут быть представлены специально окрашенными или имеющими характерную форму метками, которые легко выделить из общей картины. Однако снабдить анализируемое помещение соответствующими метками не всегда представляется возможным и методы, основанные на выделении естественных особенностей, пользуются большей популярностью.

Алгоритмы сопоставления с картой используют различные датчики (внешние и внутренние) для анализа местоположения. Данные, полученные с таких датчиков, в той или иной степени искажены шумом. Обладая информацией о причине шумов, мы способны смоделировать вносимые в показания искажения, а для того, чтобы избавиться от их последствий, можем использовать различные способы фильтрации.

### Фильтры Калмана

Одними из наиболее часто применяющихся фильтров шума являются фильтры Калмана [4]. Чтобы понять, как работает эта технология, представим процесс наблюдения за движущимся объектом, причем наблюдение осложнено какими-либо помехами. Это может быть наблюдение звезд или спутников сквозь облака, точка на экране радара или просто полет птицы среди крон деревьев. Можно заметить краткие промежуточные этапы движения и попытаться угадать, где сейчас находится объект и где он появится в следующий раз. Во всех этих случаях осуществляется попытка оценить показатели состояния физической системы (например, положение и скорость) на основе зашумленных результатов наблюдений во времени. Эту задачу можно также сформулировать как вероятностный логический вывод во временной вероятностной модели, где модель перехода описывает физические основы движения, а модель восприятия описывает процесс измерения.

Очевидно, что для определения состояния системы требуется несколько непрерывных переменных. Например, траектория полета может быть задана с помощью координат в пространстве и вектора скорости в каждый момент времени. Будем пользоваться линейным гауссовым распределением для определения плотности условных вероятностей. В таком случае каждое следующее состояние линейно зависит от текущего состояния с учетом гауссова шума. Рассмотрим, например, координату  $X$ , игнорируя на данный момент все другие координаты. Допустим, что интервал между наблюдениями равен  $\Delta$ , и предположим, что объект движется с постоянной скоростью; в таком случае данные о смене положения определяются с помощью уравнения перехода:

$$X_{t+\Delta} = X_t + \dot{X} \Delta.$$

Введем гауссов шум и получим линейную гауссову модель перехода:

$$P\left(X_{t+\Delta} = x_{t+\Delta} \mid X_t = x_t, \dot{X}_t = \dot{x}_t\right) = N\left(x_t + \dot{x}_t \Delta, \sigma\right)(x_{t+\Delta}).$$

Задачу фильтрации можно решить при помощи простой рекурсивной формулы:

$$\begin{aligned} P(X_{t+1} \mid e_{1:t+1}) &= P(X_{t+1} \mid e_{1:t}, e_{t+1}) \\ &= \alpha \cdot P(e_{t+1} \mid X_{t+1}, e_{1:t}) P(X_{t+1} \mid e_{1:t}) \\ &= \alpha \cdot P(e_{t+1} \mid X_{t+1}) P(X_{t+1} \mid e_{1:t}). \end{aligned}$$

Такой процесс часто называют рекурсивной оценкой. Соответствующее вычисление может рассматриваться как фактически состоящее из двух частей: прежде всего распределение вероятностей для текущего состояния проектируется вперед от  $t$  к  $t+1$ , затем оно обновляется с использованием нового свидетельства  $e_{t+1}$ . В данном случае  $\alpha$  представляет собой нормализующую константу, используемую для того, чтобы вероятности в сумме составляли единицу. Второй терм представляет одношаговое предсказание следующего состояния, а первый терм обновляет его новым свидетельством.

Перечислим требуемые свойства, соответствующие процессу двухэтапного вычисления результатов фильтрации с помощью рекурсивного уравнения:

1) если текущее распределение  $P(X_{t+1} \mid e_{1:t})$  является гауссовым, а модель перехода  $P(X_{t+1} \mid x_t)$  – линейной гауссовой, то распределение, прогнозируемое на один шаг вперед, которое задается с помощью следующего уравнения, также представляет собой гауссово распределение:

$$P(X_{t+1} \mid e_{1:t}) = \int_{x_t} P(X_{t+1} \mid x_t) P(x_t \mid e_{1:t}) dx_t;$$

2) если прогнозируемое распределение  $P(X_{t+1} \mid e_{1:t})$  является гауссовым, а модель восприятия  $P(e_{t+1} \mid X_{t+1})$  – линейной гауссовой, то после обусловливания вероятности на основании нового свидетельства следующее обновленное распределение также является гауссовым:

$$P(X_{t+1} \mid e_{1:t+1}) = \alpha P(e_{t+1} \mid X_{t+1}) P(X_{t+1} \mid e_{1:t}).$$

Таким образом, оператор Forward байесовской сети для калмановской фильтрации принимает на входе гауссово прямое сообщение  $f_{1:t}$ , заданное с помощью среднего  $\mu_t$  и матрицы ковариации  $\Sigma_t$ , и вырабатывает новое многомерное гауссово прямое сообщение  $f_{1:t+1}$ , заданное с помощью среднего  $\mu_{t+1}$  и матрицы ковариации  $\Sigma_{t+1}$ . Итак, начиная с гауссова априорного сообщения  $f_{1:0} = P(X_0) = N(\mu_0, \Sigma_0)$  и проводя фильтрацию с помощью линейной гауссовой модели, мы можем получить гауссово распределение вероятностей состояний для любых временных срезов.

### Метод поиска по образцу

Упомянутые алгоритмы в общем случае отличаются слабой устойчивостью в так называемых «сложных окружениях»: в условиях бы-

строغو перемещения объектов – частей окружения (люди, машины и пр.), изменения освещения и так далее. Разработка устойчивого алгоритма визуального определения местоположения является сложной задачей.

Для решения поставленной задачи мы предлагаем свести ее к задаче сравнения с образцом. Сделать это можно, приняв следующие ограничения:

1) для анализируемого помещения существует заранее специальным образом подготовленная карта;

2) карта помещения представлена в виде связного графа с поименованными вершинами. Для каждой вершины помимо наименования хранится некоторое количество информации (ключевых кадров), используемой в работе алгоритма поиска местонахождения;

3) решением задачи является определение вершины графа, отождествляющей область наиболее вероятного местоположения;

4) исходными данными для алгоритма определения местоположения является серия снимков (1 и более) окружения; снимки могут быть произведены как из одной точки, так и с разных позиций;

5) точность найденного решения при увеличении шумов является предметом дополнительного исследования.

Процесс определения местоположения в таком случае будет состоять из двух фаз:

1) подготовительная – создание карты, получение ключевых кадров и наполнение базы данных;

2) активная – получение изображения (серии) и запуск алгоритмов определения местоположения.

Во время подготовительной фазы необходимо создать план-схему того помещения, где будет происходить дальнейшая работа, определить символичные наименования его частей и

получить необходимые ключевые кадры. По результатам этой фазы должна быть собрана вся необходимая информация для работы алгоритма. В течение активной фазы происходит получение серии изображений какой-то части исследуемого помещения и передача этих данных алгоритму определения местоположения.

### Способы получения изображений

Для обеспечения независимости результата от направления камеры во время получения серии изображений съемку необходимо производить строго определенным образом либо прибегнуть к помощи специального оборудования. В нашем случае изображение с углом обзора  $360^\circ$  (панорамное) будет наиболее полно отражать исследуемое окружение.

Панорамное изображение можно получить несколькими способами [3]:

1) объединив несколько последовательных изображений, полученных с помощью одной камеры;

2) объединив изображения, полученные с помощью нескольких камер (см. рис. 1):

а) широкоугольные камеры ( $\sim 180^\circ$  объективы fisheye);

б) катадиоптрические камеры (камера и система зеркал);

с) полидиоптрические камеры (несколько камер, углы зрения которых пересекаются).

Рассмотрим подробнее получение изображения при помощи катадиоптрической камеры.

### Геометрия катадиоптрической камеры на основе конического зеркала

Вертикальная плоскость, содержащая оптическую ось, искомый объект и точки изображения, пересекает поверхность конического зеркала по двум прямым (см. рис. 2). Каждой точке изображения может быть сопоставлен угол  $\alpha$ . Проследив за ходом лучей, можно однозначно

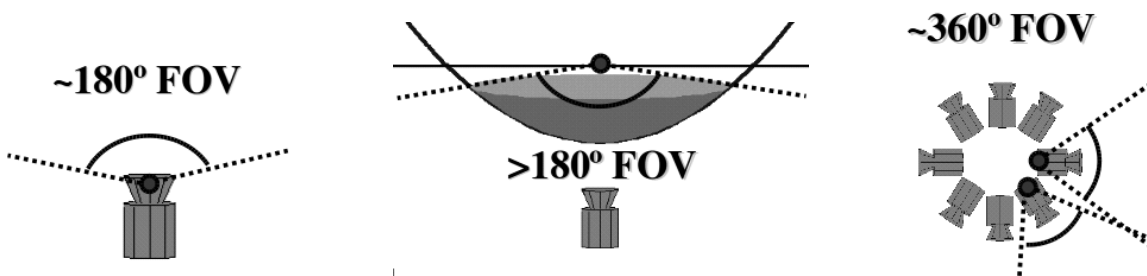


Рисунок 1. Широкоугольные, катадиоптрические, полидиоптрические камеры

определить расположение точки  $R$ , где происходит отражение от зеркала. Законы отражения задают соответствующее расположение оптического центра мнимой линзы  $O'$ , где должны сходиться лучи от объекта. Эта точка зафиксирована для каждой точки объекта на анализируемой плоскости [1].

Коническое зеркало будем определять значением угла  $\beta$  ( $\beta = 0$  соответствует плоскому зеркалу), это означает, что для каждого угла  $\alpha$  соответствующий угол для объекта будет равен:

$$\theta = \alpha + 2 \cdot \beta.$$

Рассмотрим координаты интересующей нас точки  $(x, y)$  в пикселях; учтем координаты оптического центра  $(x_0, y_0)$  и фокусное расстояние  $f$  (также в пикселях). Угол  $\alpha$  примет значение:

$$\alpha = \arctan \left( \frac{\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}}{f} \right).$$

Высота и положение мнимого оптического центра рассчитывается следующим образом:

$$h = h_1 + 2\sqrt{VO} \cdot \cos^2 \beta$$

$$\overline{O'H} = \sqrt{VO} \cdot \sin(2 \cdot \beta).$$

Угол наклона к горизонту,  $\delta$ , может быть рассчитан из угла  $\alpha$ :

$$\delta = \frac{\pi}{2} - (2 \cdot \beta + \alpha).$$

Прочие расчеты необходимо проводить исходя из условий конкретной задачи. Стоит отметить необходимость анализа применимости сферического зеркала для получения панорамного изображения.

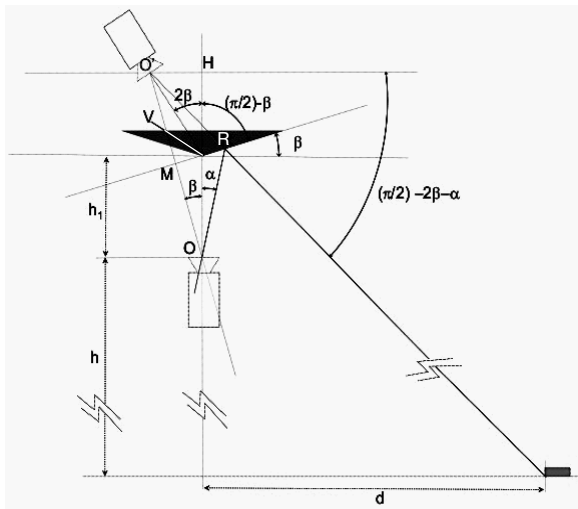


Рисунок 2. Геометрия конического зеркала

### Предварительная обработка изображений

Процедура предварительной обработки используется после получения информации с датчика и представляет собой применение операций усреднения и выравнивания гистограмм, различного типа фильтров для исключения помех, возникающих в результате аппаратной дискретизации, а также подавления внешних шумов. Особую роль играет также устранение последствий изменения освещенности исследуемого помещения [2].

### Способы сравнения изображений

При решении задачи поиска по образцу необходимо определить меру расстояния между изображениями, с помощью которой можно получить численную оценку сходства изображений. Характеристики сходства изображений можно разделить на четыре основные группы:

- 1) цветное сходство;
- 2) текстурное сходство;
- 3) сходство формы;
- 4) сходство объектов и отношений между объектами.

Характеристики цветного сходства часто выбираются очень простыми. Одним из вариантов является построение цветных гистограмм для анализируемых изображений. Характеристики текстурного сходства несколько сложнее характеристик цветного сходства. Изображения, близкие по текстуре, должны иметь схожее пространственное распределение цветов. Один из наиболее распространенных методов – построение *вектора текстурного описания*. Это вектор с числовыми компонентами, которые соответствуют обобщенным параметрам текстуры заданного изображения или некоторой области изображения. Примерами векторов текстурного описания является пятикомпонентный вектор Харалика, в котором хранятся признаки, извлеченные из матрицы вхождений, и вектор с девятью компонентами, соответствующими энергетическим текстурным характеристикам Лавса [5].

Цвет и текстура могут служить глобальными атрибутами изображения. Меры расстояния на основе цвета и текстуры предназначены для определения, содержит ли некоторое изображение заданный цвет или текстуру и расположены ли области этого цвета или текстуры в тех же местах, что и на изображении в запросе. Фор-

ма в свою очередь не является атрибутом изображения; не имеет смысла спрашивать, какую форму имеет изображение. Понятие «форма» применимо к некоторой области изображения. Для выделения этих областей применяют специальные методы *сегментации изображения*, а также *гистограммы формы* [5]. При использовании характеристик формы необходимы дополнительные (по сравнению с характеристиками цвета и текстуры) операции обработки, так как перед вычислением характеристик сходства формы требуется выполнить идентификацию областей. Часто это делается вручную, но в некоторых случаях удается применять автоматическую сегментацию. Сегментация сама по себе представляет важную и еще не до конца решенную задачу, решение которой необходимо для широкого распространения методов по-

иска на основе формы. Помимо перечисленных методик существует еще масса способов численно определить сходство изображений. Подбор соответствующих методов является предметом дополнительного исследования.

### **Заключение**

В настоящей работе было предложено решение задачи навигации внутри помещений с применением метода поиска по образцу. В качестве входных данных для алгоритма поиска предлагается использовать снимки (серии снимков), полученные при помощи всенаправленной (панорамной) камеры. Дальнейшее исследование предполагает анализ эффективности различных комбинаций алгоритмов поиска по образцу, а также алгоритмов фильтрации шумов и нормализации изображения.

21.05.2010

### **Список использованной литературы:**

1. Fernandes, J.C.A., Using Conical and Spherical Mirrors with Conventional Cameras for 360° Panorama Views in a Single Image / J.C.A. Fernandes, J.A.B.C. Neves // IEEE International Conference on Mechatronics. – Budapest, 2006.
2. Forsyth, D.A., Computer Vision: A Modern Approach / D.A Forsyth, J. Ponce. – NJ.: Prentice Hall, 2003.
3. Geyer, C., Short Course on Omnidirectional Vision / C. Geyer, T. Pajdla, K. Daniilidis // International Conference on Computer Vision. – Nice, 2003.
4. Russell, S., Artificial Intelligence – a modern approach, 2ed / S. Russell, P. Norvig. – NJ.: Prentice Hall, 2003.
5. Shapiro, L.G., Computer Vision / L.G. Shapiro, G.C. Stockman. – NJ.: Prentice Hall, 2001.
6. Ulrich, I., Appearance-Based Place Recognition for Topological Localization / I. Ulrich, I. Nourbakhsh // IEEE International Conference on Robotics and Automation. – San Francisco, 2000, – С. 1023–1029.

### **Сведения об авторе:**

Гармаш Максим Игоревич, ассистент кафедры информатики и методики преподавания информатики, физико-математического факультета Оренбургского государственного педагогического университета 460844, г. Оренбург, ул.Советская,19, тел. (3532)772452, e-mail: max.garmash@gmail.com

Garmash M.I.

Approaches to the solution of the problem of visual position finding in accommodation

One of the essential problems of the present appears to be the problem of locating in different situations. The solution of this problem under the conditions of the closed accommodation is, as a rule, complicated by many factors. The classical methods of solution of this problem are discussed in the present work, and the alternative method of the solution with the use of search algorithms by the model is also proposed.

The keywords: Navigation in the accommodation, the method of search on the model, panoramic images, the geometry of catadioptric systems.