

ПРИМЕНЕНИЕ ФИЛЬТРА КАЛМАНА И ЕГО МОДИФИКАЦИЙ В ЗАДАЧЕ SLAM

Феденков К. К., студент

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Перцев Д.Ю. – канд. техн. наук, доцент

Рассматривается ряд подходов по решению задачи одновременной локализации и построению карты местности. Анализируются их преимущества, ограничения и оптимальные сферы применения.

В настоящее время большинству автономных систем необходимо ориентироваться на местности в том или ином виде, как следствие, возникает потребность в одновременной локализации и построении карты (simultaneous localization and mapping, SLAM). Показательными примерами приложения SLAM являются системы, ориентирующиеся в пространстве с помощью лидаров и RGB камер: роботы-пылесосы, роботы-курьеры, дроны. Классическим решением задачи SLAM является использование фильтра Калмана и его модификаций [1]. Рассмотрим принцип работы данного фильтра, а также принцип работы его усовершенствованных версий.

KF. Фильтр Калмана – БИХ-фильтр, оценивающий вектор состояния динамической системы, используя ряд неполных зашумленных измерений. Фильтр Калмана оперирует двумя фундаментальными векторами: вектором состояния и вектором наблюдений. Вектор состояния есть искомым вектор, оценку которого необходимо определить, а вектор наблюдений есть данные, получаемые с сенсоров (лидары, камеры). Фильтр работает в цикле предсказание-коррекция. Предсказание выполняется на основе модели движения. На данном этапе используется только вектор состояния, ковариационная матрица состояния и управляющие воздействия. На этапе коррекции выполняется уточнение предсказанного состояния с учетом вектора наблюдений. Однако в чистом виде фильтр Калмана не применим для задачи SLAM поскольку он работает только для линейных систем с гауссовыми шумами, а задача SLAM – нелинейная. Нелинейность задачи SLAM обусловлена нелинейностью модели движения (зависимость от угла поворота выражается тригонометрическими функциями), а также нелинейностью наблюдений (лидары также оперируют углами, а в случае с камерами перевод точки в пиксельные координаты через проективную геометрию содержит в себе деление на глубину, что является нелинейной операцией). Простейшим решением данной проблемы является отказ от глобальной линейности в пользу локальной. В этом и заключается суть расширенного фильтра Калмана.

EKF. Расширенный фильтр Калмана решает проблему нелинейности путем линеаризации нелинейной функции в окрестности текущей оценки состояния, используя ряд Тейлора первого порядка. Само предсказание состояния и ожидаемое наблюдение вычисляются по исходным нелинейным функциям, но распространение ковариации и вычисление усиления Калмана выполняются через якобианы – матрицы частных производных. Это позволяет сохранить структуру фильтра Калмана для нелинейных систем. Отбрасывание членов ряда Тейлора выше первого порядка приводит к тому, что математическое ожидание нелинейной функции, вычисленное через линеаризованное приближение, не равно истинному математическому ожиданию этой функции. Однако EKF постулирует равенство, что вносит систематическую ошибку (смещение) в оценку первого момента. Аналогично, распространение ковариации через линеаризованную модель игнорирует вклад членов второго порядка, что приводит к неверному вычислению второго момента распределения. Как следствие, ковариационная матрица состояния оказывается заниженной относительно истинной дисперсии ошибки оценивания. Это явление известно как loss of consistency – фильтр становится оптимистически несостоятельным, что в пределе ведет к расходимости. В задаче SLAM данная проблема приобретает критический характер по нескольким причинам. Модели движения содержат тригонометрические функции, чьи вторые и высшие производные не ограничены, что делает ошибку линеаризации существенной даже при малых изменениях угла. Осложняющим фактором выступает и то, что линеаризация выполняется не в окрестности истинного состояния, а в окрестности текущей оценки, которая сама содержит ошибку. Это порождает эффект накопления: смещение оценки на предыдущем шаге ухудшает качество линеаризации на текущем, что ведет к дальнейшему росту ошибки. Более того, алгоритм обладает полиномиальной сложностью [2].

FastSLAM. FastSLAM решает проблемы EKF за счет фундаментального изменения структуры оценивания, основанного на технике Rao-Blackwellized фильтрации [3]. Суть подхода заключается в декомпозиции задачи SLAM на две независимые подзадачи: оценка траектории робота выполняется с помощью множества частиц, каждая из которых представляет собой гипотезу о пройденном пути, а оценка карты – через набор независимых фильтров Калмана для каждой точки в рамках каждой частицы. Такая декомпозиция позволяет устранить основной недостаток EKF – необходимость

хранения и обновления полной ковариационной матрицы состояния, связывающей робота и все карточные точки, что снижает вычислительную сложность с квадратичной до линейной относительно числа ориентиров. Важным преимуществом является способность FastSLAM работать с многомодальными распределениями: в отличие от EKF, который аппроксимирует апостериорное распределение единственным гауссовым распределением и неизбежно расходится при неоднозначности оценок, FastSLAM сохраняет множество гипотез о траектории через частицы, каждая из которых поддерживает свою карту. Ошибочные гипотезы отбрасываются на этапе ресэмплинга на основе правдоподобия наблюдений, что обеспечивает встроенную робастность к ошибкам ассоциации данных, критической для EKF. Однако FastSLAM не лишен недостатков. Основной проблемой является деградация частиц: ресэмплинг приводит к потере разнообразия гипотез, и, если правильная траектория на ранних этапах получила недостаточный вес, она может быть безвозвратно утрачена. Кроме того, декомпозиция задачи предполагает условную независимость точек карты при известной траектории, что означает игнорирование корреляций между ориентирами – в сценариях с замыканием петли это может приводить к субоптимальным оценкам. Наконец, выбор числа частиц остается эмпирической задачей: недостаточное количество ведет к потере точности, избыточное – к неоправданным вычислительным затратам.

DP-SLAM. DP-SLAM (Distributed Particle SLAM) представляет собой дальнейшее развитие идей фильтрации частиц в контексте построения метрических карт занятости [4]. В отличие от FastSLAM, который оперирует картой в виде набора точечных ориентиров, DP-SLAM строит карту в виде сетки занятости, что позволяет отказаться от необходимости выделения и ассоциации ориентиров – проблемы, остающейся критической для EKF и требующей отдельного решения в FastSLAM. Основная идея метода заключается в совместной фильтрации траектории робота и конфигурации карты с помощью фильтра частиц, где каждая частица несет полную гипотезу о карте и о положении робота. Ключевым достижением DP-SLAM стало введение специальной структуры данных – так называемого дерева предков (ancestry tree) с распределенными обновлениями карты, что позволяет избежать полного копирования всей карты для каждой частицы при ресэмплинге. Вместо этого каждая частица хранит лишь список изменений, внесенных в карту относительно родительской частицы, что обеспечивает линейную вычислительную сложность по числу частиц и по площади, обозреваемой сенсором. Метод продемонстрировал способность замыкать петли протяженностью до 250 метров без применения специальных процедур коррекции дрейфа, что свидетельствует о высокой состоятельности оценок. Основным недостатком DP-SLAM является необходимость хранения и поддержания дерева обновлений для всех частиц, что требует значительных объемов памяти, особенно при большом количестве частиц и длительной работе алгоритма. Кроме того, работа с сеткой занятости вместо точечных ориентиров ограничивает разрешение карты вычислительными ресурсами, а в трехмерных сценариях применение метода становится проблематичным из-за экспоненциального роста размерности сетки.

Проведенный анализ показывает, что эволюция фильтрационных методов решения задачи SLAM представляет собой последовательное преодоление ограничений, присущих классическому фильтру Калмана. На сегодняшний день в промышленных и исследовательских системах фильтрационные методы уступили доминирующее положение графовой оптимизации (graph-based SLAM). Такие системы, как Cartographer (Google), ORB-SLAM3, VINS-Mono, LIO-SAM и FAST-LIO2, построенные на решении задачи глобальной нелинейной оптимизации методом наименьших квадратов, обеспечивают состоятельность оценок при замыкании петель и эффективно используют разреженность задачи, достигая линейной вычислительной сложности относительно количества ключевых кадров. Графовый подход устраняет фундаментальную проблему фильтрационных методов – накопление ошибок последовательной линеаризации – за счет хранения всех относительных ограничений между позами и наблюдениями с последующим их одновременным пересчетом [5].

Таким образом, фильтрационные методы сохраняют актуальность в определенных нишах. EKF и его модификации применяются в подводной робототехнике, где частота поступления данных сенсоров невысока, а вычислительные ресурсы строго ограничены. FastSLAM и DP-SLAM в современных системах практически не используются из-за проблем деградации частиц и экспоненциального роста требований к памяти, уступая место более эффективным графовым подходам.

Список использованных источников:

1. Kalman, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems / R. E. Kalman // *Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering*. – 1960. – Vol. 82. – P. 35–45.
2. Julier, S. J. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators / S. J. Julier, J. K. Uhlmann // *IEEE Transactions on Automatic Control*. – 2000. – Vol. 45, no. 3. – P. 477–482.
3. Montemerlo, M. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem / M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, B. Wegbreit // *Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence*. – 2002. – P. 593–598.
4. Eliazar, A. I. DP-SLAM: Fast, robust simultaneous localization and mapping without predetermined landmarks / A. I. Eliazar, R. Parr // *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. – 2003. – P. 1135–1142.
5. Grisetti, G. A tutorial on graph-based SLAM / G. Grisetti, R. Kümmerle, C. Stachniss, W. Burgard // *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*. – 2010. – Vol. 2, no. 4. – P. 31–43.