

## ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ ГЕТЕРОГЕННЫХ ДАННЫХ ОТ СЕНСОРОВ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ ФИЛЬТРА КАЛМАНА

*Фомин Е.И.*

*Московский государственный технологический университет "СТАНКИН",  
Москва*

**Ключевые слова:** слияние данных, модели на основе данных, фильтр Калмана, JDL, DFD.

**Аннотация.** В статье рассматривается проблема SLAM в автономных системах, а также анализируются различные алгоритмы и модели. Авторы обращают особое внимание на значимость адаптации методов локализации и картографирования к конкретным условиям работы и целям их применения. По результатам сравнения делаются выводы по алгоритмам и моделям, применяемых в автономных системах.

## EXPLORATION OF METHODS FOR INTEGRATING HETEROGENEOUS DATA FROM SENSORS OF ROBOTIC SYSTEMS BASED ON THE KALMAN FILTER

*Fomin E.I.*

*Moscow State University of Technology "STANKIN", Moscow*

**Keywords:** data fusion, data-based models, Kalman filter, JDL, DFD.

**Abstract.** The article addresses the problem of SLAM in autonomous systems and analyzes various algorithms and models. The authors emphasize the importance of adapting localization and mapping methods to specific working conditions and application goals. Based on the comparison results, conclusions are drawn regarding the algorithms and models used in autonomous systems.

С развитием сложных технических систем, оснащенных множеством разнообразных датчиков, возникает потребность в эффективной обработке больших объемов гетерогенных данных от этих датчиков [1]. Объединение и анализ таких разнородных данных, полученных от мультисенсорных систем, называют слиянием данных.

Слияние данных можно классифицировать по разным критериям:

- по отношениям между датчиками – дополнительное (данные от разных датчиков дополняют друг друга) и избыточное (данные от различных датчиков описывают одни и те же характеристики) [2];
- по уровню абстракции данных – низкий уровень (исходные данные), средний (параметры) и высокий (принятие решений) [3];
- по типу архитектуры системы слияния – централизованная, децентрализованная и распределенная [3].

Улучшение качества данных – это наиболее сложный этап преобразования данных [1].

Структурные модели процесса слияния данных, предназначенные для проектирования интеллектуальных систем объединения многомерной информации, можно разделить на несколько типов.

1. *Модели на основе данных.* Преобразовывают исходных данных в результат – оценку состояния объекта. К таким моделям относят модель JDL, DFD, водопадную модель, модель *Thomopoulos*, модель *Luo* и *Kay*.

2. *Модели на основе ролей.* Описывают роли и взаимосвязи компонентов системы слияния данных. К таким моделям относят объектно-ориентированную модель, архитектурную модель *Frankel-Bedworth*, модель ситуационной осведомленности *Endsley*.

*Модель JDL* (Joint Directors of Laboratories) предлагает многоуровневый подход к слиянию данных:

- уровень 0 – предварительная обработка данных;
- уровень 1 – объединение данных в единую структуру, идентификация объектов;
- уровень 2 – оценка отношений между объектами, анализ ситуации;
- уровень 3 – определение угроз и возможностей на основе ситуации;
- уровень 4 – оптимизация использования ресурсов.

*Модель DFD* (Dasarathy) классифицирует задачи слияния данных по типам входных и выходных данных: Данные-Данные, Данные-Параметры, Параметры-Параметры, Параметры-Решения, Решения-Решения.

*Водопадная модель* рассматривает последовательные уровни преобразования данных:

- уровень 1 – предобработка исходных данных;
- уровень 2 – извлечение признаков, слияние признаков;
- уровень 3 – оценка ситуации, принятие решений.

*Модель Thomopoulos* включает три последовательных или параллельных уровня:

- уровень сигнала – предобработка исходных данных;
- уровень признаков – извлечение и слияние признаков;
- уровень динамики – оценка ситуации и прогнозирование.

Модель *Luo* и *Kay* предполагает иерархическую обработку данных от разных датчиков с получением решения. Цикл OODA описывает последовательность действий: наблюдение, ориентация, решение, действие.

*Архитектура Frankel-Bedworth* включает два взаимосвязанных контура: понимание ситуации и управление.

*Модель Endsley* выделяет три уровня ситуационной осведомленности: восприятие, понимание, прогнозирование.

Проблема одновременной локализации и картографирования (SLAM) является одним из центральных вопросов в робототехнике и автономных системах, в которой задействована автономная сущность, стремящаяся одновременно определить своё местоположение и конструировать карту неизведанной среды. Это достигается путём интеграции данных, полученных с множества датчиков, таких как лидары (лазерные радары), стереокамеры, инерционные измерительные устройства и т.д., с целью формирования согласованной и надёжной картины окружающего мира и местоположения субъекта в этом мире.

Проблема SLAM особенно актуальна из-за её фундаментальной природы и широкого спектра применения, включая, но, не ограничиваясь, автономными транспортными средствами, домашней робототехникой, а также виртуальной и дополненной реальностью. Эта задача обладает повышенной сложностью, так как требует одновременного выполнения локализации и картографирования в условиях неопределенности и без доступа к глобальной карте или системе позиционирования. Для решения этой проблемы используются разнообразные алгоритмы, в числе которых фильтр Калмана и его модификации (расширенный фильтр Калмана и нелинейный фильтр Калмана), фильтр частиц (или Monte Carlo Localization), GraphSLAM и FastSLAM. Выбор конкретного алгоритма или комбинации алгоритмов зависит от специфики приложения, характеристик среды, доступных датчиков, а также требований к точности и работоспособности системы. В контексте задачи SLAM, применение расширенного фильтра Калмана (EKF) предусматривает выполнение ряда ключевых подзадач: обнаружение ориентиров, ассоциацию данных, оценку и коррекцию состояний мобильной платформы и ориентиров.

*Обнаружение ориентиров:* система должна точно определять ориентиры в окружающем пространстве, поскольку качество этого процесса влияет на всю последующую работу алгоритма. Геометрическое распределение ориентиров играет решающую роль, с оптимальным выбором ориентиров максимизируется точность и эффективность алгоритма.

*Ассоциация данных:* этот шаг заключается в соотнесении обнаруженных ориентиров с уже известными, что предотвращает дублирование и способствует точной работе алгоритма SLAM. Несмотря на простоту, ассоциации ближайшего соседа часто не учитывается взаимосвязь между ориентирами, что повышает риск неправильной ассоциации.

*Оценка и коррекция состояний:* состояние платформы представлено через вектор оценки  $x_t$  и ковариационную матрицу  $p_t$ , агрегирующие информацию о положении и ориентации платформы, а также ориентиров. Процесс оценки начинается с предсказания, основанного на предыдущем состоянии и внешних воздействиях, а затем корректируется с использованием новых измерений. EKF линеаризует нелинейные системы, что особенно важно в условиях нелинейной динамики движения и измерений, характерных для SLAM. Ключевым аспектом является адекватное обновление ковариационной матрицы, от которого зависит точность всей системы SLAM.

$$X_t = \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ \theta_p \end{bmatrix}^T, \quad (1)$$

$$P_t = \begin{bmatrix} \sigma_{x_t x_t}^2 & \sigma_{x_t y_t}^2 & \sigma_{x_t \theta_t}^2 \\ \sigma_{y_t x_t}^2 & \sigma_{y_t y_t}^2 & \sigma_{y_t \theta_t}^2 \\ \sigma_{\theta_t x_t}^2 & \sigma_{\theta_t y_t}^2 & \sigma_{\theta_t \theta_t}^2 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где  $x_t$  – оценка координаты  $x$  робота,  $y_t$  – оценка координаты робота и  $\theta_t$  – оценка ориентации робота.

Оценка положения мобильной платформы и ориентиров (или оценка состояния системы) проводится путём обновления на основании предыдущего состояния системы  $x_{k-1}$ , принимая во внимание кинематическую модель и данные одометрии. Расширенный фильтр Калмана, сохраняя структурное сходство с классическим фильтром Калмана, отличается возможностью применения для оценки параметров нелинейных динамических систем. Процесс работы этого фильтра разделяется на два ключевых этапа: предсказание и корректировка. На этапе предсказания выполняется оценка текущего состояния системы и прогнозирование ошибки ковариации. Этот этап включает использование функции предсказания состояния системы, а также учет управляющего воздействия в рассматриваемый момент времени. Важными компонентами являются матрица перехода между состояниями и шум системы, влияющие на предсказание ошибки состояния. Этап корректировки начинается с вычисления коэффициента усиления Калмана, который определяет степень доверия к новому измерению. Далее следует обновление оценки, учитывающее полученное измерение. Завершает этап корректировки процедура обновления ошибки ковариации, осуществляемая с использованием матрицы измерения и ковариации шума измерения. Весь процесс корректировки направлен на уточнение оценок состояния системы с учетом новых данных, что повышает точность и надежность работы фильтра в условиях нелинейных процессов.

#### **Список литературы**

1. Ковалев С.М., Колоденкова А.Е., Снасель В. Интеллектуальные технологии слияния данных при диагностировании технических объектов // Онтология проектирования. – 2019. – Т. 9, № 1(31). – С. 152-168. – DOI: 10.18287/2223-9537-2019-9-1-152-168.
2. Handbook of multisensor data fusion [Book Review] // IEEE Signal Processing Magazine. 2002, vol. 19, no. 2, pp. 94-94. DOI: 10.1109/MSP.2002.985696.
3. Nakamura E.F., Loureiro A.A. F., Frery A.C. Information fusion for wireless sensor networks // ACM Computing Surveys. 2007, vol. 39, iss. 3, pp. 9-es. DOI: 10.1145/1267070.1267073.

#### Сведения об авторе:

*Фомин Евгений Игоревич* – ведущий научный сотрудник.