



## Исследование слияния методов фильтра Калмана на основе глубокого обучения

Линсюэ Чжсан, Пань Гао

Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

**Аннотация:** В статье анализируются ограничения автономного использования фильтров Калмана в сложных динамических системах и систематизируются современные достижения в области интеграции методов глубокого обучения. Исследуются практические аспекты комбинированного применения глубокого обучения и фильтров Калмана, демонстрирующие повышение точности и надежности решений в условиях динамических изменений, зашумленности и сложных средовых факторов. В заключении формулируются перспективные направления развития методов многосенсорного слияния данных.

**Ключевые слова:** глубокое обучение, интегрированная навигация, слияние данных с нескольких источников, фильтр Калмана, расширенный фильтр Калмана

### Введение

С развитием технологий автономного вождения и робототехники высокоточные системы позиционирования и навигации стали ключевой поддержкой для достижения восприятия окружающей среды и автономного управления. Занимаясь проблемами ограничения спутниковой навигации, связанными с восприимчивостью к препятствиям, мы используем в основных решениях интегрированные навигационные системы, основанные на инерциальной навигации и включающие в себя информацию из нескольких источников. Объединяя данные, полученные со спутников, с помощью органов зрения, одометров и других датчиков, эта система значительно превосходит навигацию с одним источником по точности и надежности. Технология слияния информации из нескольких источников, посредством обработки временных рядов и оптимизации данных из нескольких датчиков, эффективно отвечает требованиям координации информации интегрированной навигации и стала горячей точкой исследований [1]. Среди этих технологий фильтр Калмана является одним из основных инструментов для достижения эффективного и высокоточного слияния. В данной статье систематически рассматриваются методы слияния информации из

нескольких источников в интегрированной навигации, с акцентом на фильтр Калмана и его интеграцию с методами глубокого обучения и тенденциями развития.

### **Классические методы улучшения фильтра Калмана**

Фильтр Калмана — это рекурсивный линейный алгоритм оценки, разработанный для минимизации дисперсии оценочной ошибки. Он широко используется не только в компьютерной области, но и в аэрокосмической промышленности, управлении технологическими процессами и электронике. Этот алгоритм использует динамическую модель системы (уравнение состояния), данные измерений (уравнение наблюдения) и статистические свойства шума процесса и шума измерения для получения оптимальной оценки состояния системы в условиях неопределенности.

Оптимальная производительность традиционного фильтра Калмана существенно зависит от точности моделей системы и статистических характеристик шума, что ограничивает его практическое применение. Для повышения устойчивости алгоритма в условиях неопределенности разработаны два основных направления совершенствования: адаптивная фильтрация для коррекции несоответствий модели и методы линеаризации для обработки нелинейных систем.

На примере интеграции инерциальной навигации (Inertial Navigation System - INS) и GPS видно, что расширенный фильтр Калмана (Extend Kalman filter - EKF) остается ключевым методом слияния взаимодополняющих данных. Однако традиционные нелинейные структуры фильтрации имеют существенные недостатки: параметрические отклонения в динамической модели приводят к накоплению ошибок, а изменяющиеся во времени характеристики шума наблюдений снижают надежность алгоритма. Для преодоления этих ограничений предложены различные усовершенствования. Tang и др. [2] разработали итеративный взвешенный

EKF с механизмом двойной настройки, снижающий ошибки позиционирования. Wang и др. [3] интегрировали радарные данные для компенсации потери глубины в монокулярных системах. Несмотря на широкое применение EKF в многосенсорных навигационных системах, алгоритм имеет фундаментальные ограничения: ошибки линеаризации, зависимость от гауссова распределения шума и необходимость точного знания его статистических характеристик [4]. Эти факторы обуславливают неоптимальность фильтрации в реальных условиях.

Однако эти классические методы улучшения имеют существенные ограничения: их эффективность сильно зависит от точности моделирования конкретной системы. Это противоречит теоретическим предпосылкам фильтрации Калмана, поскольку математические модели реальных систем часто сложны, неизвестны или труднодоступны, что приводит к недостаточной универсальности таких алгоритмов.

### **Состояние исследований слияния данных в глубоком обучении**

В последние годы, с развитием компьютерных технологий и технологий искусственного интеллекта, многие учёные применяют их к процессу слияния данных. Искусственный интеллект — это технология, обучающаяся на основе имеющихся данных без использования специальной программы. Слияние данных, основанное на методах искусственного интеллекта, может повысить точность и надёжность результатов слияния в сложных и неопределённых целевых сценариях. При оценке состояния нелинейных динамических систем традиционный EKF основан на локальной линеаризации и легко подвержен влиянию ошибок модели и начальных смещений. Нейронные сети обладают высокой способностью аппроксимировать нелинейные функции и могут изучать сложные картографические зависимости. Сочетание этих двух методов может играть взаимодополняющую роль. Нейронная сеть способна компенсировать

потерю точности EKF в процессе линеаризации и в то же время повысить стабильность и физическую согласованность выходных данных сети, используя структуру статистического вывода, предоставляемую EKF. Jiang и др.[5] предложили усовершенствованный метод фильтра Калмана, основанный на нейронных сетях. Hosseinyalamdary[6] применил рекуррентные нейронные сети для прогнозирования измерений при пропадании сигналов, повысив отказоустойчивость многосенсорной навигационной системы. Jung и др. [7] предложили усовершенствованную рекуррентную нейронную сеть, основанную на долговременной кратковременной памяти, которая использовалась в качестве модели для достижения высокоточного одношагового прогнозирования состояния цели.

Нелинейная модель наблюдения или перехода состояний в EKF заменяется нейронной сетью, а матрица Якоби генерируется путем автоматического дифференцирования, тем самым повышая точность процесса линеаризации [8]. С другой стороны, EKF предоставляет априорную информацию о состоянии с оценкой уверенности и образует совместную архитектуру с нейронной сетью: нейронная сеть отвечает за подгонку нелинейной зависимости, в то время как EKF фокусируется на оптимизации оценки состояния, тем самым достигая эффективной интеграции и дополнительных преимуществ методов, управляемых данными и управляемых моделью. Lin L. и др. [9] предложили монокулярную визуально-инерциальную одометрию на основе сверточной нейронной сети (Convolution Neural Network - CNN) и EKF, в которой нейронная сеть заменяет традиционный визуальный интерфейс и оптимизирует ковариацию ошибок EKF. Wong и др. [10] использовали глубокое обучение с подкреплением для анализа весовых коэффициентов алгоритмов позиционирования, повысив точность и надёжность мультисенсорного позиционирования в сложных условиях. Cynthia и др. [11] интегрировали

---

EKF с моделью глубокого обучения для обнаружения спуфинга GPS, где EKF оптимизирует входной сигнал, существенно повышая точность и надёжность обнаружения.

Синтез фильтров Калмана и глубокого обучения объединяет преимущества нелинейного представления данных и оптимальной оценки состояний, эффективно решая проблемы шумов и модельной неопределённости в сложных динамических системах [12]. Ключевые направления применения данной гибридной парадигмы включают в себя: 1) совместное восприятие и оценку состояния, где глубокое обучение извлекает целевую информацию из сырых данных датчиков, а фильтр Калмана осуществляет временное сглаживание и динамическую коррекцию; 2) улучшенное мультисенсорное слияние данных, в котором EKF/UKF интегрируют разнородные данные, а глубокое обучение оптимизирует процесс слияния благодаря изучению шумовых характеристик и извлечению устойчивых признаков; 3) прогнозирование и управление в реальном времени, где фильтр Калмана снижает шумовой компонент сигнала и корректирует прогнозы модели; 4) управление модельной неопределённостью, где вероятностный выход глубокого обучения используется как наблюдение в фильтре Калмана для количественного снижения неопределённости через байесовское обновление.

Эти два подхода дополняют друг друга, в полной мере используя преимущества глубокого обучения для извлечения многомерных признаков и сложного распознавания образов, а также применяя теоретическую поддержку фильтра Калмана для моделирования динамических систем, подавления шума и оценки оптимального состояния. Вместе они представляют собой эффективный технический подход к решению задач восприятия, прогнозирования и управления в динамических и шумных средах [13].

---

## Тенденция развития и перспективы

Текущие тенденции и перспективы развития в области слияния данных демонстрируют три основных направления:

1. Интеллектуализация: интеграция методов ИИ (обучение с подкреплением, глубокое обучение) для создания адаптивных систем, способных динамически корректировать стратегии слияния в реальном времени в условиях сложной обстановки, помех или ухудшения качества данных.

2. Эффективность алгоритмов: разработка облегчённых моделей, сочетающих высокую производительность и низкую вычислительную сложность. Применение трансферного и инкрементного обучения для снижения зависимости от больших объёмов данных и затрат на обучение.

3. Глубокое взаимодействие разнородных данных: создание архитектур взаимодополняющего слияния данных (например, радаров и спутников) на пространственно-временном и feature-уровнях. Разработка методов адаптивной компенсации ошибок для повышения точности и стабильности отслеживания целей.

## Заключение

Интеграция глубокого обучения и фильтрации Калмана, благодаря взаимодополняющим преимуществам, позволяет создать более надёжную и интерпретируемую интеллектуальную систему: глубокое обучение расширяет возможности извлечения признаков и нелинейного моделирования, а фильтр Калмана обеспечивает теоретические гарантии оптимальной оценки и количественной оценки неопределённости. Сочетание этих двух методов повышает адаптивность алгоритма, обеспечивая при этом стабильность и интерпретируемость системы, что открывает многообещающие перспективы развития.

## Литература(References)

1. Bian, H. W. Application of modern information fusion technology in integrated navigation. National Defense Industry Press. 2010. 262p.
2. Tang, S., Yi, Y., Wang, T., et al. Application of an improved Kalman filter algorithm in integrated navigation. Information Technology and Informatization. 2025. Vol.9. Pp. 84-87. URL: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.020
3. Wang X., Deng X., Guo X. Research on mobile robot target recognition and location based by improved Kal man filter. Machine Tool & Hydraulics. 2024. Vol.52. №16. Pp. 26□ 31. URL:10.3969/j. issn.100-3881.2024.16.004
4. Fraser C., Ulrich S. Adaptive extended Kalman filtering strategies for spacecraft formation relative navigation. Acta Astronautica. 2020. №178. Pp.700-721.
5. Jiang E, Li M, Sun L. An Improved Kalman Filtering Method Based on Neural Networks. Journal of Electronics & Information Technology. 2007. Vol.29. №9. Pp.2073-2076.
6. Hosseinyalamdary S. Deep Kalman Filter: Simultaneous Multi-Sensor Integration and Modelling; A GNSS/IMU Case Study. Sensors. 2018. Vol.18. №5:1316.
7. Jung S, Schlangen I, Charlish A. A mnemonic Kalman filter for non-linear systems with extensive temporal dependencies. IEEE Signal Processing Letters. 2020. №27. Pp.1005-1009.
8. Design and Implementation of an Intelligent Estimation System Based on Neural Network Fusion Extended Kalman Filter. URL: blog.csdn.net/weixin\_33375360/article/details/152095395 (Date accessed: 24.09.2025)
9. Lin L., Zheng J., Huang G., Cai G. Utilizing extended Kalman filter to improve convolutional neural networks based monocular visual-inertial odometry.

Chinese Journal of Scientific Instrument. 2021. Vol.42. №10. Pp.188-198. URL:  
10.19650/j.cnki.cjsi.J2108267

10. Wong C., Feng H., Kuo K. Multi-Sensor Fusion Simultaneous Localization Mapping Based on Deep Reinforcement Learning and Multi-Model Adaptive Estimation. Sensors (Basel). 2023. Vol.24. №1. P.48. URL: 10.3390/s24010048.

11. Cynthia, J. & Rathi, S. A novel EKF-integrated attention-enhanced CNN-GRU framework for precise GPS spoofing detection. Signal, Image and Video Processing. 2025. Vol.19. URL: 10.1007/s11760-025-04026-6.

12. Kalman filtering in deep learning. URL:  
blog.csdn.net/2301\_79556402/article/details/149641166 (Date accessed:  
25.07.2025)

13. Tang, S., Wang, T., Zhao, G., et al. Review of Multi-Sensor Data Fusion for Target Tracking. Air & Space Defense. 2024. Vol.7. №4. Pp.18-29. URL: qk.sjtu.edu.cn/ktfy/CN/

**Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.**

**Дата поступления: 10.11.2025**

**Дата публикации: 27.12.2025**