Слияние данных от нескольких сенсоров (Sensor Fusion).
(Методы: Kalman-фильтр, вероятностные подходы, глубокое слияние; примеры реализации)

Ни один отдельный сенсор (камера, радар, LiDAR, ультразвук, IMU) не даёт полной картины окружения автомобиля. Камера отлично классифицирует объекты, но плохо работает в тумане или ночью. Радар точно измеряет скорость и расстояние, но не даёт богатой текстуры. LiDAR создаёт точную 3D-точечную карту, но дорог и чувствителен к погоде.

Sensor Fusion объединяет эти данные, компенсируя недостатки каждого сенсора, повышая точность, надёжность и устойчивость системы к внешним помехам.
Существуют три основных уровня слияния:
•**Low-level (раннее)** - слияние сырых данных (raw data).
•**Mid-level (промежуточное)** - слияние признаков или детекций.
•**High-level (позднее)** - слияние уже принятых решений.

1. Kalman-фильтр (Kalman Filter)

Это классический и самый распространённый метод оптимальной рекурсивной оценки состояния динамической системы при наличии шума. Kalman-фильтр минимизирует среднеквадратичную ошибку оценки.
Алгоритм состоит из двух этапов: **предсказание** (prediction) и **коррекция** (update).
Пусть состояние системы описывается вектором x^ \hat{x} x^, ковариационная матрица ошибки - P P P.

Этап предсказания:

$$\hat{x}_{k|k-1} = A\hat{x}_{k-1|k-1} + Bu_{k-1}$$

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q$$

Этап коррекции:

$$K_k = P_{k|k-1}H^T(HP_{k|k-1}H^T + R)^{-1}$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - H\hat{x}_{k|k-1})$$

$$P_{k|k} = (I - K_kH)P_{k|k-1}$$

где:
- A - матрица перехода состояния,
- H - матрица измерения,
- Q - ковариация шума процесса,
- R - ковариация шума измерения,
- Kk - коэффициент Калмана (Kalman gain).

Для нелинейных систем применяют Extended Kalman Filter (EKF) или Unscented Kalman Filter (UKF).

Применение в ADAS:

• Отслеживание объектов (object tracking): радар даёт скорость и расстояние, камера - тип и положение → Kalman-фильтр выдаёт единую оценку положения, скорости и ускорения.

• Локализация автомобиля (fusion IMU + GNSS).

• Forward Collision Warning (FCW) в системах типа Mobileye или MathWorks ADAS Toolbox.

2. Вероятностные подходы

Kalman-фильтр - частный случай байесовской фильтрации при гауссовском шуме и линейной модели. Общий класс - **вероятностные фильтры**.

Основные методы:

•**Bayesian filtering** (рекурсивная байесовская оценка).

•**Particle Filter (Monte Carlo Localization)** - используется, когда распределение не гауссовское (много гипотез). Представляет состояние набором частиц с весами.

•**Probabilistic Data Association (PDA, JPDA)** - решает проблему ассоциации измерений с треками, когда несколько объектов и несколько измерений.

•**Dempster-Shafer Theory** - для работы с неопределённостью (не только вероятность, но и «незнание»).

В ADAS вероятностные методы применяют для:

• data association при плотном трафике,

• multi-object tracking в сложных сценариях (перекрёстки, пешеходы).

3. Глубокое слияние (Deep Sensor Fusion)
С 2017–2018 годов классические методы дополняют (а иногда заменяют) нейронными сетями. Глубокое слияние автоматически извлекает признаки и учится на огромных датасетах (nuScenes, KITTI, Waymo Open).
Типы:
•**Early fusion** - конкатенация сырых данных или feature maps на входе сети.
•**Late fusion** - отдельные детекторы → слияние результатов (например, взвешенное голосование).
•**Intermediate (middle) fusion** - слияние в промежуточных слоях (самый эффективный).
Популярные архитектуры:
•**FusionNet** (радар + камера): радар в виде range-azimuth изображения + изображение с камеры → совместные feature maps → SSD-подобный детектор.
•**MV3D / PointFusion** (LiDAR + камера): проекция point cloud в Bird's Eye View (BEV) + fusion с камерой.
•Трансформеры (BEVFusion, TransFusion) - состояние искусства 2024–2026 гг.
•GAN-подобные сети для заполнения пропущенных данных (если один сенсор отказал).

Преимущества глубокого слияния:
• Учёт контекста и семантики.
• Работа с сырыми данными без ручной калибровки ассоциаций. Недостатки: большая вычислительная сложность, необходимость огромных размеченных датасетов, меньшая интерпретируемость.

Примеры реальной реализации

1.MathWorks ADAS Toolbox - классический Kalman-фильтр + vision + radar для Forward Collision Warning. Система отслеживает Most Important Object (MIO), оценивает риск столкновения.

2.Tesla Autopilot (до 2021–2022) - радар + камеры + ультразвук + Kalman/EKF. После перехода на «vision-only» компания всё равно использует внутренние вероятностные фильтры для временной фильтрации.

3.Waymo / Cruise / Baidu Apollo - гибрид: EKF/UKF для локализации + deep fusion (LiDAR + camera + radar) на уровне детекций и BEV.

4.Open-source реализации (рекомендую для лабораторных):

1. OpenCV: cv::KalmanFilter (Python/C++).
2. ROS2: пакет robot_localization (EKF + UKF).
3. PyTorch: репозитории BEVFusion, TransFusion (nuScenes benchmark).
4. Пример простого Kalman на Python для fusion GPS + IMU - доступен в учебных репозиториях ThinkAutonomous и GeeksforGeeks.

5.Российские/казахстанские разработки - системы «АвтоВАЗ», «КАМАЗ», «СберАвто» и казахстанские проекты используют аналогичные подходы (Kalman + deep fusion) в рамках национальных программ автономного транспорта.

Преимущества, вызовы и тенденции 2026 года

Преимущества:

• Увеличение точности детекции на 20–40 %.

• Работа в сложных погодных условиях.

• Снижение ложных срабатываний.

Вызовы:

• Синхронизация и калибровка сенсоров (временная + пространственная).

• Высокая вычислительная нагрузка (решается edge-чипами NVIDIA Orin, Qualcomm Snapdragon Ride).

• Обработка неопределённости и отказоустойчивость (fail-operational).

Тенденции:

• Гибридные системы (Kalman + Deep Learning).

• End-to-end learning (от сырых данных сразу к управлению).

• Использование генеративных моделей (GAN) для заполнения пропусков данных.