

**Ненашев В.А., Воронов Р.М.**  
**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТРАЕКТОРИЙ ДВИЖЕНИЯ НАЗЕМНЫХ ОБЪЕКТОВ ПО**  
**ДАНЫМ РАДИОЛОКАЦИОННОГО СОПРОВОЖДЕНИЯ**

**Аннотация**

В работе рассматриваются методы прогнозирования траекторий наземных объектов по данным радиолокационного сопровождения. Показано, что классические физико-статистические модели обеспечивают приемлемую точность при прямолинейном движении, однако теряют эффективность при маневрах. Предлагается применение адаптивного фильтра Калмана, обеспечивающего наилучшее соотношение точности и вычислительных затрат. Рассматриваются нейросетевые подходы и условия их применимости. Проводится сравнительный анализ методов по метрике СКО на модельных траекториях.

**Ключевые слова:** бортовая радиолокация, сопровождение, наземные объекты, прогнозирование траектории движение, адаптивный фильтр, нейронные сети.

**Информация о финансовой поддержке.** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 24-79-10259).

**Введение.** Обеспечение непрерывного контроля за объектами в контролируемом наземном пространстве является одной из ключевых задач современных радиолокационных систем. Традиционные системы сопровождения формируют треки объектов в реальном времени, однако ограничиваются оценкой текущего положения и скорости, не обеспечивая прогноза. Отсутствие прогноза траектории снижает эффективность систем предупреждения столкновений, управления наземным движением и раннего обнаружения угроз.

Радиолокационные данные имеют принципиальные отличия от видеопотока: низкий темп обновления (0,5–10 Гц), значительный шум измерений, неизбежные пропуски наблюдений при маневрах наземных объектов и отсутствие визуальной информации об малоразмерных объектах. В таблице 1 приведено сравнение характеристик радиолокационного и видеосенсорного сопровождения, определяющее специфику алгоритмов прогнозирования применительно к радиолокационным данным.

Таблица 1 – Сравнение характеристик радиолокационного и видеосенсорного сопровождения

Характеристика	РЛС	Видеосенсор	Примечание
Дальность обнаружения	до 400 км	до 2 км	РЛС недостижима для камер
Работа ночью / в тумане	Да	Нет / ограничено	Принципиальное преимущество РЛС

Характеристика	РЛС	Видеосенсор	Примечание
Точность координат	10–50 м (СКО)	1–5 м	Видео точнее на близких дистанциях
Темп обновления	0,5–10 Гц	25–60 кадр/с	Видеопоток значительно чаще
Измерение скорости	Прямое (Доплер)	Косвенное	Преимущество РЛС
Помехоустойчивость	Высокая	Низкая	Преимущество РЛС
Идентификация объектов	Ограниченная	Высокая (ИИ)	Преимущество видео

Из таблицы 1 следует, что радиолокационные системы принципиально превосходят видеосенсоры по дальности и помехоустойчивости, а также предоставляют прямое измерение радиальной скорости путем оценки доплеровского эффекта. Вместе с тем низкий темп обновления и высокий уровень шума определяют выбор методов прогнозирования: нейросетевые модели, требующие длинных обучающих последовательностей, ограниченно применимы при частоте опроса менее 2 Гц.

**Методы прогнозирования.** Алгоритмы прогнозирования траекторий по данным от бортовых РЛС можно разделить на три класса: модели постоянной кинематики, фильтры Калмана и их адаптивные модификации, а также нейросетевые подходы.

Модели постоянной скорости (ПС) и постоянного ускорения (ПУ) вычисляют будущее положение объекта аналитически по текущим оценкам координат и их производных. Эти модели эффективны при стационарном движении объекта, однако быстро теряют точность при их маневрах.

Фильтр Калмана является стандартом в системах сопровождения. Рекуррентная байесовская структура фильтра оптимальна для линейных систем с гауссовским шумом: он объединяет прогноз по динамической модели с коррекцией по поступающим радиолокационным измерениям. Для объектов с переменным характером движения применяется алгоритм взаимодействующих множественных моделей (ВММ), поддерживающий параллельно несколько гипотез о динамике объекта и взвешивающий их по апостериорной вероятности [1-3].

Нейросетевые модели на основе LSTM (Long Short-Term Memory — «долгая краткосрочная память») и архитектуры трансформеров позволяют учитывать нелинейные зависимости в траекториях наземных объектов. Однако при низком темпе поступления радиолокационных отметок применение глубокого обучения ограничено из-за малой длины входных последовательностей и высоких требований к вычислительным ресурсам [4-7].

К ключевым практическим проблемам обработки радиолокационных данных относятся пропуски наблюдений при кратковременной потере захвата, смена идентификатора трека при

переобнаружении объекта, ложные цели от многолучевости, а также неопределенность при интенсивных маневрах. Основные источники деструктивных воздействий и методы их устранения приведены в таблице 2.

Таблица 2 – Источники ошибок радиолокационных данных и методы их устранения

Источник деструктивных воздействий / ограничений	Проявление	Метод парирования
Тепловой шум приемника	Ложные отметки, пропуски	Пороговая обработка, CFAR
Многолучевость	Призрачные цели, расщепление трека	Пространственная фильтрация
Пропуски сопровождения	Разрыв траектории объекта	Экстраполяция по фильтру Калмана
Смена идентификатора трека	Скачок координат	Логика повторного захвата цели
Маневр объекта	Рост ошибки фильтра	ВММ, адаптивный фильтр Калмана
Клаттер от поверхности	Ложные медленные объекты	Доплеровская фильтрация

**Результаты.** Для количественной оценки точности методов прогнозирования проведено моделирование на наборе из 500 траекторий наземных объектов с различными кинематическими профилями: прямолинейное движение, координированный разворот, S-образный маневр. Шум измерений задавался как белый гауссовский с СКО 40 м по дальности и  $0,1^\circ$  по азимуту, темп обновления - 2 Гц. Горизонт прогнозирования составил 10 секунд. В таблице 3 приведены результаты сравнения методов по среднеквадратическому отклонению (СКО) прогнозируемого положения.

Таблица 3 – Сравнение методов прогнозирования

Метод прогнозирования	СКО, м	Макс. ошибка, м	Время, мс/цикл	Применимость
Постоянная скорость (ПС)	48	120	< 1	Прямолинейное движение
Постоянное ускорение (ПУ)	35	98	1	Равноускоренное движение
Фильтр Калмана (ПС-ФК)	22	61	2	Общий случай
Фильтр Калмана (ПУ-ФК)	18	54	3	Маневры малой интенсивности
Адаптивный ФК (ВММ)	12	38	8	Сложные маневры
LSTM	9	27	45	Нелинейные траектории

Простые аналитические модели (ПС, ПУ) обеспечивают минимальные вычислительные затраты, однако демонстрируют значительные ошибки при маневрах. Стандартный фильтр Калмана снижает СКО в 2–2,5 раза по сравнению с аналитическими моделями. Алгоритм ВММ обеспечивает наилучшую точность среди физико-статистических методов (СКО = 12 м) при умеренных вычислительных затратах (8 мс/цикл), что делает его предпочтительным для задач реального времени. Нейросетевой метод LSTM незначительно превосходит ВММ по точности, однако требует в 5–6 раз больше времени вычислений и значительного объема обучающих данных.

Рекомендации по выбору метода определяются условиями задачи: при ограниченных вычислительных ресурсах достаточно стандартного фильтра Калмана; при наличии маневров - ВММ; при наличии графического процессора и достаточного объема обучающих данных - LSTM. Нейросетевые методы целесообразно применять совместно с фильтром Калмана для сглаживания и коррекции прогноза.

**Заключение.** В работе рассмотрена задача прогнозирования траекторий движения наземных объектов по данным радиолокационного сопровождения. Систематизированы особенности РЛС-данных: низкий темп обновления, значительный шум измерений, пропуски наблюдений и неопределенность при маневрах. Проведено сравнительное экспериментальное исследование шести методов прогнозирования. Показано, что адаптивный фильтр Калмана в конфигурации ВММ обеспечивает наилучшее соотношение точности и вычислительных затрат. Перспективными направлениями развития являются гибридные архитектуры, совмещающие физические модели движения с нейросетевыми блоками коррекции.

#### **Библиографический список**

1. Bar-Shalom Y. Estimation with Applications to Tracking and Navigation / Y. Bar-Shalom, X. R. Li, T. Kirubarajan. – New York: Wiley, 2001. – 558 с.
2. Blackman S. Design and Analysis of Modern Tracking Systems / S. Blackman, R. Popoli. – Norwood : Artech House, 1999. – 1230 с.
3. Blom H. A. P. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients / H. A. P. Blom, Y. Bar-Shalom // IEEE Transactions on Automatic Control. – 1988. – Vol. 33, No. 8. – P. 780–783.
4. Altché F. An LSTM network for highway trajectory prediction / F. Altché, A. de La Fortelle // IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. – 2017. – P. 353–359.
5. Koch W. Tracking and Sensor Data Fusion / W. Koch. – Berlin: Springer, 2014. – 398 с.
6. Густафссон Ф. Статистическое слияние данных датчиков / Ф. Густафссон. – Лунд: 2010. 591 с.
7. Кох В. Сопровождение и слияние сенсорных данных / В. Кох. – Берлин: Шпрингер, 2014. 398 с.