



DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.7.8>

УДК: 621.396.965.8

НЕЛИНЕЙНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ СИГНАЛОВ РАСПРЕДЕЛЕННОЙ ДВИЖУЩЕЙСЯ ЦЕЛИ ПРИ ТРАЕКТОРНОЙ ОБРАБОТКЕ

Ле Ба Тхань

**Московский Физико-Технический Институт
(Национальный исследовательский университет)
141700, Россия, Московской обл., г. Долгопрудный, Институтский пер., 9**

Статья поступила в редакцию 30 июня 2023 г.

Аннотация. На основе методов статистического вероятностного моделирования разработан алгоритм фильтрации состояния протяженной цели. Алгоритм позволяет предсказывать и обновлять кинематические и протяженные состояния цели, используя как линейные, так и нелинейные модели и измерения, включая радиальную скорость от датчиков высокого разрешения, таких как автомобильные радары или лидары. Путем проведения экспериментов с использованием метода имитационного моделирования в программной среде MATLAB оценена эффективность алгоритма.

Ключевые слова: траекторная обработка, нелинейная фильтрация, распределенная цель.

Автор для переписки: Ле Ба Тхань, thanhlb@phystech.edu

Введение

Траекторная обработка, также известная как вторичная обработка радиолокационной информации или сопровождение радиолокационных целей, является процессом последовательного определения числа и состояний одного или нескольких движущихся объектов на основе зашумленных измерений сенсоров. Траекторная обработка является ключевой технологией для многих технических приложений в таких областях, как робототехника, автономное вождение, автоматизация и наблюдение пространства.

В статье рассматриваются проблемы обработки траекторий распределённой цели с использованием алгоритма нелинейной фильтрации для прогнозирования и обновления состояния одной распределённой цели на основе данных от датчиков высокого разрешения, например, автомобильного радара или лидара. Традиционно алгоритмы траекторной обработки разрабатывались для сценариев с несколькими удаленными объектами на значительном расстоянии от сенсоров, как в радарном воздушном наблюдении. В таких алгоритмах цели часто рассматриваются как точечные, то есть их геометрические размеры полностью находятся внутри объема разрешения радиолокационной станции. При каждом обзоре радара мы можем получить либо одну отметку (одно измерение), либо не получить никакой отметки для данной цели. Однако современные радарные системы, включая автомобильные радары, обладают повышенной разрешающей способностью. Это уменьшает размер разрешаемого объема, вызывая несоответствие с предположением о цели в виде точечного объекта, что особенно заметно, когда цель находится близко к радару и ее размеры значительно превышают объем разрешения радара. Цели, размеры которых превышают разрешаемый объем, называются распределенными или протяженными. Они могут иметь более одной отметки при каждом обзоре радара, число которых меняется в зависимости от положения и ориентации цели, что требует траекторную обработку.

Решение проблемы в таких случаях обычно основано на использовании алгоритмов кластеризации, группирующих радиолокационные отметки от одной

и той же цели [1]. Каждый кластер затем заменяется одной отметкой, расположенной в центре кластера, что позволяет применить алгоритмы обработки траекторий точечных целей для распределенных целей.

В работе [1] описывается программная реализация модуля вторичной обработки сигналов для автомобильного радара диапазона 76-77 ГГц. Алгоритм вторичной обработки основан на методе кластеризации DBSCAN для группировки радиолокационных отметок, а затем применяется алгоритм GNN (алгоритм глобального ближайшего соседа) для задачи многоцелевого сопровождения. Хотя этот подход во многих случаях прост и эффективен, но алгоритм траекторной обработки при его использовании становится сильно зависимым от производительности алгоритма кластеризации. Неправильная кластеризация может приводить к пропуску или появлению ложных целей. Более того, замена группы радиолокационных отметок одной отметкой в центре кластера приводит к потере преимущества радаров высокого разрешения по сравнению с радаром низкого разрешения. В случае использования датчиков высокого разрешения, таких как автомобильные радары или лидары, каждая цель может генерировать одну или несколько отметок. Отметки от одной и той же цели обычно расположены близко друг к другу и зависят от положения, формы, размера и ориентации цели относительно датчика. Анализ таких факторов, как количество и пространственное распределение отметок, шум датчика и другие свойства, может помочь в оценке приблизительных размеров и ориентации цели в реальном времени. Существует три основных подхода к моделированию этих факторов:

- 1) Модель множества точек на жестком теле (SPRB). Модель предполагает фиксированное количество точек отражения на распределенной цели. Модель была применена к данным от видеодатчиков и автомобильных радаров [2-4]. Основная проблема заключается в сложности ассоциации данных.
- 2) Пространственная модель. Этот подход моделирует обнаружение целей как неоднородный пуассоновский процесс, учитывая количество обнаружений

и их пространственное распределение вокруг цели [5, 6]. Модель успешно применялась с данными видеокамер [7], лидаров [8] и радаров [9, 10]. Но пуассоновское предположение о количестве обнаружений может не точно отражать свойства датчика. Результаты сопровождения могут быть чувствительными к зависимому от состояния пуассоновскому параметру, что может потребовать тщательной настройки для достижения оптимальной производительности.

- 3) Моделирование, основанное на физике. Этот подход использует физическое моделирование свойств датчика для получения моделей, не принадлежащих категориям SPRB или пространственной модели. Например, измерения радаров высокого разрешения могут быть предсказаны с использованием детерминированной электромагнитной теории [11, 12], а измерения лидара могут быть точно смоделированы с использованием трассировки лучей [13, 14]. Однако, этот подход может быть более сложным с точки зрения вычислительных требований по сравнению с пространственными моделями и SPRB.

Выбор подходящего подхода зависит от конкретного приложения, типа датчика, представления цели и требуемой точности. Каждый подход имеет свои преимущества и недостатки, и выбор правильной модели требует тщательного анализа имеющейся задачи. Эксперименты с реальными данными показали, что эти модели могут быть применимы к различным типам датчиков, даже если базовые предположения могут не идеально соответствовать их реальным свойствам.

Одним из отличий алгоритмов сопровождения протяженных целей от алгоритмов для точечных целей является необходимость моделирования формы, размера и ориентации протяженных целей. В этом контексте можно выделить три уровня сложности моделирования. Первый, наиболее простой уровень игнорирует форму цели и оценивает только ее кинематические параметры. Второй, средний уровень моделирования предполагает использование определенной базовой геометрической формы, таких как эллипс, линия или

прямоугольник. Третий, наиболее продвинутый уровень предполагает разнообразные формы и измерения. Выбор уровня сложности зависит от конкретной задачи и желаемого уровня детализации выходных данных алгоритма траекторной обработки. Моделирование формы, размера и ориентации цели с использованием случайных матриц, впервые предложено Кохом [15], является распространенным подходом. При этом двухмерная форма цели аппроксимируется эллипсом, а трехмерная – эллипсоидом. Метод случайных матриц учитывает неопределенности в форме, размере и положении цели, обеспечивая эффективное сопровождение даже при быстро маневрирующих объектах, высоком уровне шума или недостатке данных. Эллипсы являются более удобными для описания, чем прямоугольники. Эта модель активно применялась в сопровождении протяженных целей в течение последнего десятилетия, включая слежение за пешеходами с помощью лидара и надводными судами с использованием морского радара X-диапазона [14, 15].

В ряде исследований [15-19] были представлены алгоритмы обновления состояния целей с использованием случайных матриц, однако они предполагают линейные модели измерений. Однако в реальных условиях модели измерений часто оказываются нелинейными. В этом контексте, попытки преобразования нелинейных измерений радара X-диапазона из полярных координат в декартовы были предприняты в [20-22]. Этот подход имеет определенные слабые места, поскольку даже малые отклонения в азимуте могут привести к значительным ошибкам в определении положения цели.

Данная работа направлена на разработку алгоритма прогнозирования и обновления состояния движущихся целей, который способен обрабатывать как линейные, так и нелинейные измерения, включая доплеровские скорости. позволяет получать более детальную и точную информацию о ситуации в окружающей среде.

Предполагаем, что у нас есть распределенная цель, состояние которой в момент времени k представлено случайной величиной ξ_k . При этом в процессе использования радара для наблюдения за целью в момент времени k мы получаем

множество N_k^Z радиолокационных отметок, соответствующих N_k^Z векторам измерений $\{\mathbf{z}_k^j\}_{j=1}^{N_k^Z}$, где каждый вектор измерения \mathbf{z}_k^j содержит результат измерения расстояния, азимута и радиальной скорости цели $\mathbf{z}_k^j = [r_k^j, \alpha_k^j, v_k^j]$. Задача заключается в разработке алгоритма фильтрация состояния цели для оценки состояния цели в каждый момент времени.

Схема алгоритма, который представляет собой рекурсивный процесс, включающий обновление состояния цели при получении измерений, соответствующих этой цели (т.е. вычисление условное распределение вероятностей $p(\xi_k | Z_{1:k})$) и прогнозирование её состояния в следующий момент времени (т.е. вычисление условное распределение вероятностей $p(\xi_k | Z_{1:k-1})$) показана на рис.1.

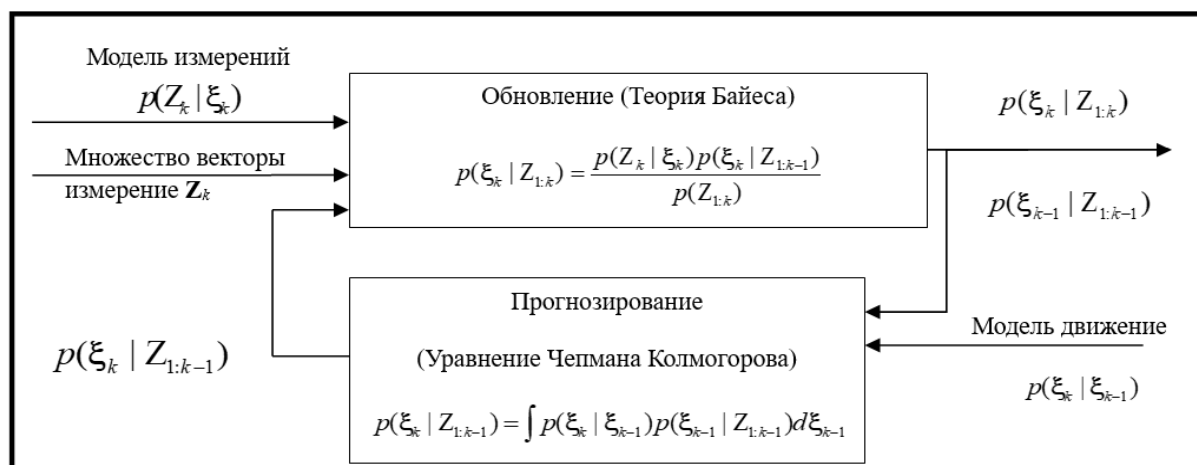


Рис. 1 Фильтрация состояния распределенной цели

1. Моделирование состояния распределенной цели

Типичное состояние точечной цели включает в себя: положение цели в декартовой системе координат (x, y) или (x, y, z) , параметры движения цели (скорость v , составляющая скорость v_x, v_y, v_z , ускорение a , составляющая ускорение a_x, a_y, a_z , направление движения φ , скорость вращения вокруг оси вращения ω и т.д.).

Состояние распределённой цели также включает информации о её длине (l), ширине (w) и угол ориентации (α). Совокупность этих информации называется распределенным или протяженным состоянием.

В момент времени k , неопределенность состояния ξ_k распределенной цели включает в себя: количество измерений (отметок), сгенерированных данной целью, протяжённое состояние цели не определено, т.е. у нас нет информации о размере цели и ориентации в пространстве, кинетическое состояние цели неизвестно т.е. мы не знаем положение цели и его параметры движения.

В этом разделе показано, как моделировать вышеуказанные неопределенности в состояниях целей с помощью распределений вероятностей.

1.1. Моделирование количества отметок, сгенерированных целью

В зависимости от типа применяемого радара, его разрешающей способности, взаимного расположения и ориентации объекта на каждом периоде обзора, после этапа первичной обработки получаем радиолокационные отметки от различных («блестящих») точек цели.

На рис. 2 представлен пример сценария из базы данных реального автомобильного радара "Radar Scenes" [23]. Правая часть изображения показывает транспортные средства, пешеходов и другие объекты в реальном мире в определенный момент времени. В левой части изображения показаны радиолокационные отметки, которые соответствуют измерениям положения этих объектов в пространстве.

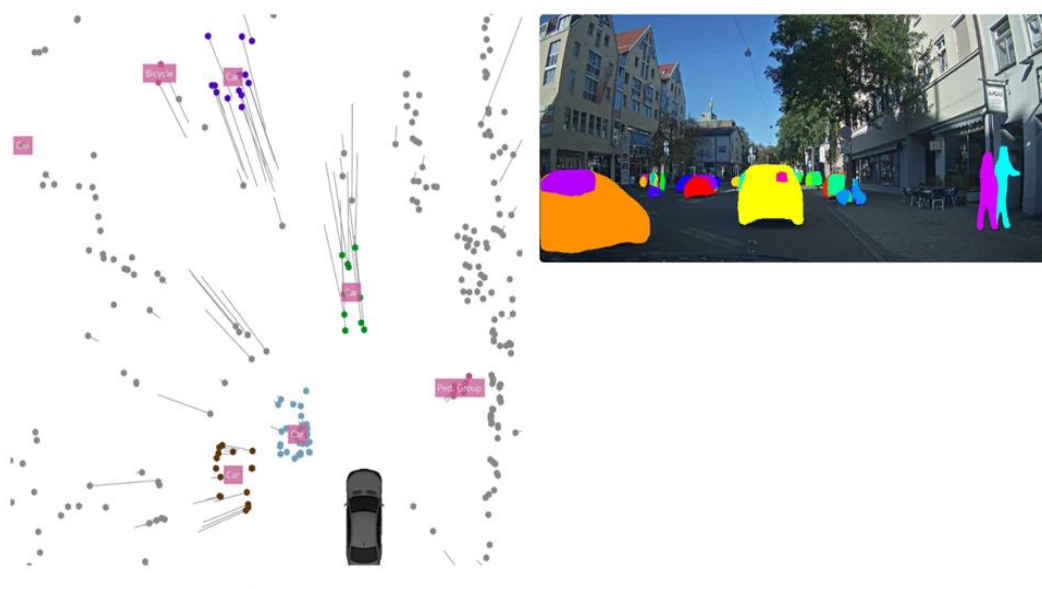


Рис. 2. Сцена наблюдения движущихся целей в центре города с помощью автомобильного радара

Предположим, что в момент времени k распределенная цель, состояние которой описывается вектором состояния ξ_k , генерирует множество радиолокационных отметок, соответствующих n векторам измерений $Z_k = \{z_k^j\}_{j=1}^n$. Как отмечалось выше, количество измерений n и значение векторов измерений z_k^j является случайной величиной. Условное распределение $p(Z_k|\xi_k)$ отражает зависимость количество измерений и их значений от состояния цели. Это условное распределение называется моделью измерения (или правдоподобием измерения) распределенной цели.

Будем использовать пространственная модель, основанную на однородном точечном процессе Пуассона. В этой модели, количество измерений моделируется распределением Пуассона с параметром $\gamma(\xi_k)$, который зависит от состояния цели, а расположение измерений вокруг цели описывается пространственным распределением.

$$\begin{aligned} p(Z_k | \xi_k) &= e^{-\gamma(\xi_k)} \gamma(\xi_k)^{|Z|} \prod_{z_k \in Z_k} p(z_k | \xi_k) \\ &= e^{-\gamma(\xi_k)} \gamma(\xi_k)^{|Z|} \prod_{z_k \in Z_k} \left(\int p(z_k | y_k) p(y_k | \xi_k) dy_k \right), \end{aligned} \quad (1)$$

где $p(y_k|\xi_k)$ – модель протяженности, представляющая условное распределение точек отражения цели y_k при заданном состоянии цели ξ_k , $p(z_k|y_k)$ – модель шумового измерения датчика, представляющая условное распределение измерения z_k , сгенерированного точкой отражения y_k при заданной точке отражения y_k), а $p(z_k|\xi_k)$ – правдоподобие единичного измерения называется пространственным распределением.

$$p(z_k | \xi_k) = \int p(z_k | y_k) p(y_k | \xi_k) dy_k. \quad (2)$$

В работе [24] показано, что байесовское сопряженное априорное распределение к семейству распределений Пуассона с неизвестным параметром $\gamma(\xi_k)$ в (1) является гамма-распределением. Используя гамма-распределение для моделирования параметра Пуассона, можно оценить индивидуальный параметр Пуассона для каждой распределенной цели [25]. Параметр распределения Пуассона $\gamma(\xi_k)$ представляет собой ожидаемое количество отметок, полученных

от цели. Таким образом, в момент времени k мы можем смоделировать ожидаемое количество измерений, полученных от распределенной цели, с помощью гамма-распределения с параметрами α и β .

Плотность вероятности гамма-распределения случайной величины γ с параметрами формы α и обратного масштаба β обозначается $GAM(\gamma, \alpha, \beta)$ и имеет вид:

$$GAM(\gamma; \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \gamma^{\alpha-1} e^{-\beta\gamma} & \text{если } \gamma \geq 0 \\ 0 & \text{если } \gamma < 0 \end{cases}, \quad (3)$$

где: $\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} t^{\alpha-1} e^{-t} dt$ – гамма-функция Эйлера.

1.2. Моделирование форма, размеры и ориентации распределенной цели с помощью случайной матрицы

Для упрощения задачи обработки траекторий движущихся объектов в 2D-пространстве, например, при сопровождении транспортных средств вокруг автомобиля, используем аппроксимацию формы и размера объектов эллипсами или эллипсоидами. На рисунке 3 показан пример, где формы распределенных целей и групп целей аппроксимированы красными эллипсами, совпадающими по длине и направлению с соответствующими целями. Синие точки представляют радиолокационные отметки целей, а черные точки – помехи.

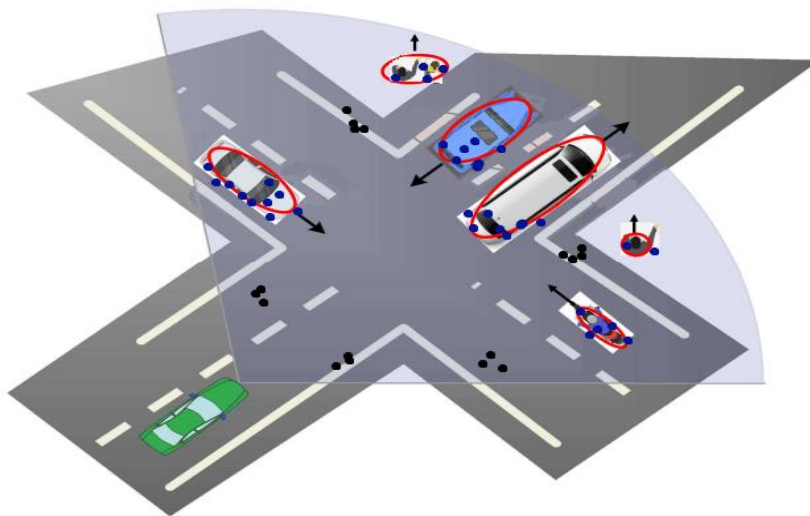


Рис. 3. Аппроксимация контуров целей с помощью эллипсов

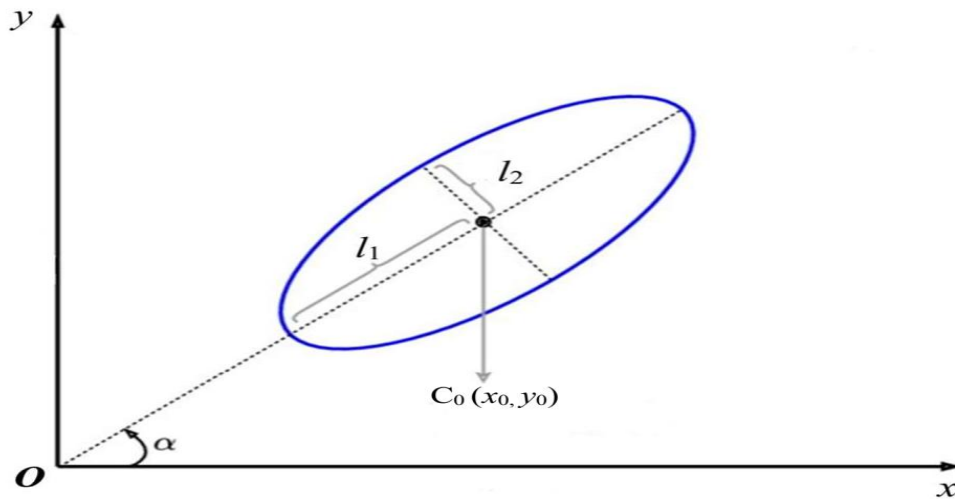


Рис. 4. Эллипс в декартовой системе координат Oxy

В общем случае, контур эллипса с центром $C_0(x_0, y_0)$ (рис. 4) представляет собой множество точек с координатами (x_e, y_e) , удовлетворяющих уравнению:

$$[x_e - x_0, y_e - y_0]^T \mathbf{X}^{-1} [x_e - x_0, y_e - y_0] = 1, \quad (4)$$

где \mathbf{X} – положительно определенная матрица, которая определяется угловым положением эллипса α и длинами полуосей эллипса l_1, l_2 .

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_1^2 & 0 \\ 0 & l_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix}^T. \quad (5)$$

Для каждой положительно определенной матрицы \mathbf{X} мы можем определить эллипс с соответствующими размерами и ориентацией. Метод моделирования протяженного состояния цели с использованием эллипсов называется методом случайной матрицы, так как неопределенность протяженного состояния объекта может быть представлена случайной матрицей $\mathbf{X} \in S_{++}^d$ (где $d = 2, d = 3$ – размерность объекта). В статистике существует обратное распределение Уишарта, также известное как инвертированное распределение Уишарта. Это распределение вероятностей определено на множестве положительно определенных матриц. Поэтому для моделирования протяженного состояния цели используем положительно определенную случайную матрицу, которая подчиняется обратному распределению Уишарта. Обратное распределение Уишарта для матрицы $\mathbf{X} \in S_{++}^d$ со степенью свободы

$v > 2d$ и масштабной матрицей $V \in S_{++}^d$, обозначенное как $JW_d(X; v, V)$ определяется формулой:

$$JW_d(X; v, V) = \frac{2^{\frac{v-d-1}{2}} |V|^{\frac{v-d-1}{2}}}{\Gamma_d(\frac{v-d-1}{2}) |X|^{\frac{v}{2}}} \exp(\text{tr}(-\frac{1}{2} X^{-1} V)). \quad (6)$$

1.3. Моделирование кинетического состояния цели

Подобно траекторной обработке точечного объекта, кинематическое состояние объекта описывается случайным вектором $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{n_x}$, который починается многомерному нормальному распределению с вектором средних значений $\mathbf{m} \in \mathbb{R}^{n_x}$ и ковариационной матрицей $\mathbf{P} \in S_{++}^d$ (n_x – количество элементов вектора кинематического состояния \mathbf{x}):

$$N(\mathbf{x}; \mathbf{m}, \mathbf{P}) = \frac{\exp(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{m})^T \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{m}))}{(2\pi)^{\frac{n_x}{2}} |\mathbf{P}|^{\frac{1}{2}}}, \quad (7)$$

где: $|\mathbf{P}|$ – определитель матрицы \mathbf{P} .

1.4. Состояние распределенной цели

Таким образом, для описания состояния распределенной цели ξ_k мы используем случайные величины со следующими предположениями:

Количество измерений, генерируемых распределенной цели, имеет распределение Пуассона с параметром $\gamma_k(1)$. Параметром $\gamma_k > 0$ является ожидаемым количеством измерений и починается гамма-распределению (3).

Кинематическое и протяжённое состояния цели описываются случайным вектором $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^{n_x}$ и случайной положительно определенной матрицей $\mathbf{X} \in S_{++}^d$.

Поскольку мы не знаем, как кинематическое и протяжённое состояния \mathbf{x}_k , \mathbf{X}_k влияют на изменение ожидаемого количества измерений γ_k с течением времени, мы предполагаем, что γ_k условно не зависит от \mathbf{x}_k , \mathbf{X}_k , т.е. $p(\gamma_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k) = p(\gamma_k)$.

В результате состояние объекта определяется тремя случайными величинами: $p(\gamma_k) \triangleq \{\gamma_k, \mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k\}$.

Условное распределение состояния распределенной цели при получении последовательности множества измерений $Z_{1:k}$:

$$\begin{aligned} p(\xi_k | Z_{1:k}) &= p(\gamma_k, \mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k | Z_{1:k}) \\ &= p(\gamma_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k, Z_{1:k}) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{X}_k, Z_{1:k}) p(\mathbf{X}_k | Z_{1:k}) \\ &= p(\gamma_k | Z_{1:k}) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{X}_k, Z_{1:k}) p(\mathbf{X}_k | Z_{1:k}) \\ &= G A M(\gamma_k; \alpha_k, \beta_k) N(\mathbf{x}_k; m_k, P_k) I W_d(\mathbf{X}_k; \nu_k, \mathbf{V}_k) \\ &= G G I W(\xi_k; \zeta_{k|k}) \end{aligned} \quad (8)$$

где $\zeta_{k|k} = \{\alpha_k, \beta_k, m_k, P_k, \nu_k, \mathbf{V}_k\}$.

Плотность распределения $p(\xi_k | Z_{1:k})$ в выражении (8) представляет собой произведение плотностей гамма-распределения, гауссовского нормального распределения и обратного распределения Уишарта. В связи с этим оно называется плотностью гамма-гауссового обратного распределения Уишарта (GGIW). Таким образом, условная плотность распределения состояния цели является плотностью с набором параметров $\zeta_{k|k} = \{\alpha_k, \beta_k, m_k, P_k, \nu_k, \mathbf{V}_k\}$.

2. Фильтрация состояния распределенной цели

Прогнозирование состояния цели осуществляется с использованием уравнения Чепмена-Колмогорова

$$p(\xi_k | Z_{1:k-1}) = \int p(\xi_k | \xi_{k-1}) p(\xi_{k-1} | Z_{1:k-1}) d\xi_{k-1}. \quad (9)$$

Обновление состояния цели осуществляется на основе байесовской теории

$$p(\xi_k | Z_{1:k}) = \frac{p(Z_k | \xi_k) p(\xi_k | Z_{1:k-1})}{p(Z_{1:k})} = \frac{p(Z_k | \xi_k) p(\xi_k | Z_{1:k-1})}{\int p(Z_k | \xi_k) p(\xi_k | Z_{1:k-1}) d\xi_k}. \quad (10)$$

Построение модели измерений $p(Z_k | \xi_k)$ в (10) и динамической моделей $p(\xi_k | \xi_{k-1})$ в (9) представлено в разделах 3.1 и 3.3 соответственно.

В разделах 3.2 и 3.4 описаны этапы обновления и прогнозирования в процессе рекурсивной фильтрации состояния распределенной цели, основанные на уравнениях (10) и (9). Сопряженность плотностей GGIW позволяет заменить

вычисление сложных интегралов в (9) и (10) простыми алгебраическими действиями над множеством параметров плотности распределения $GGIW \zeta_k$.

2.1. Модель измерения распределенной цели

В качестве модели измерений $p(Z_k | \xi_k)$ используем модель в (1):

$$p(Z_k | \xi_k) = e^{\gamma(\mathbf{x}_k)} \gamma(\xi_k)^{|Z|} \prod_{\mathbf{z}_k \in Z_k} p(\mathbf{z}_k | \xi_k).$$

Как показано в формуле (2), правдоподобие одного измерения цели представляет собой свертку модели шумового измерения и модели объекта т.е.

$$p(\mathbf{z}_k | \xi_k) = \int p(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k) p(\mathbf{y}_k | \xi_k) d\mathbf{y}_k.$$

Предполагаем, что в момент времени k источник измерения, находящийся на цели, имеет вектор состояния \mathbf{y}_k и этот источник генерировал отметку с вектором измерения \mathbf{z}_k . Связь между вектором \mathbf{y}_k и вектором \mathbf{z}_k задается уравнением измерения:

$$\mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{y}_k, \mathbf{r}_k), \quad (11)$$

где h_k – векторная функция, определяющая зависимость измеряемых величин от источника измерения. \mathbf{r}_k – вектор погрешностей измерения, который отражает влияние различных случайных факторов на процесс измерения.

На практике, обычно предполагают, что шум является аддитивным белым гауссовским, т.е. $\mathbf{r}_k \sim N(\mathbf{r}_k; 0, \mathbf{R})$ и тогда уравнение измерения (11) имеет вид:

$$\mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{y}_k) + \mathbf{r}_k. \quad (12)$$

Модели шумового измерения моделируется гауссовой плотностью:

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{y}_k) = N(\mathbf{z}_k; h(\mathbf{y}_k), \mathbf{R}). \quad (13)$$

Предположим, что источники рассеяния равномерно распределены по поверхности цели:

$$p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k, X_k) = U(\mathbf{y}_k; \mathbf{x}_k, X_k). \quad (14)$$

В работе [21] показано, что равномерное распределение по эллипсу можно аппроксимировать распределением Гаусса:

$$p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k, X_k) = N(\mathbf{y}_k; \mathbf{x}_k, \sigma X_k), \quad (15)$$

где $\sigma = 1/4$.

Используя модель (13) и аппроксимацию (15), решение (2) имеет вид:

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{X}_k) \approx N(\mathbf{z}_k; h(\mathbf{x}_k), \sigma \mathbf{B}_k \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^T + \mathbf{R}). \quad (16)$$

Функция h в моделях (11), (12), (13), (16) определяется типом датчика, множествами составляющих векторов \mathbf{y} и \mathbf{z} , то есть она зависит от координатных систем, в которых эти векторы представлены. Рассмотрим пример модели радиолокационного измерения в двумерном пространстве (Рис.).

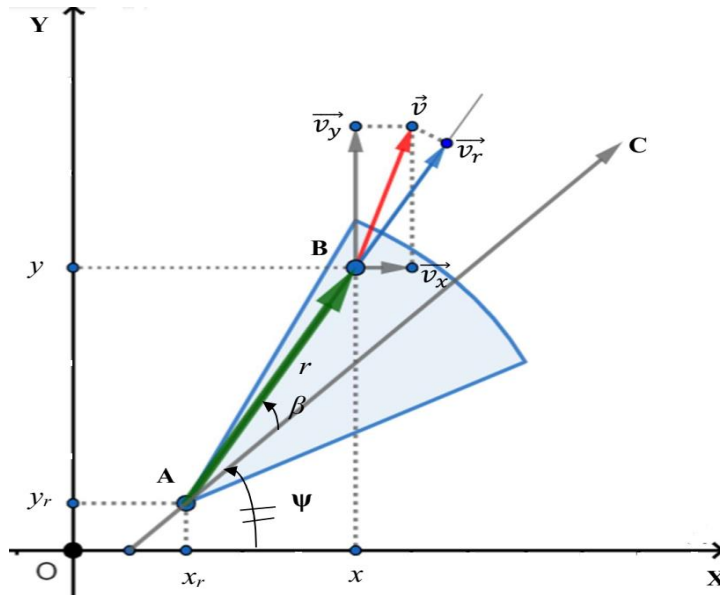


Рис. 5. Векторная диаграмма измеряемых величин радара

Предположим, что радар, расположенный в точке $A(x_r, y_r)$ декартовой системе координат, получает радиолокационные отметки с вектором измерения в полярной системе координат, начальная точка отсчета и начальное направление отсчета которого совпадают с точкой A и вектором \overrightarrow{AC} (направлением в центр сектора обзора). Угол ψ является углом между вектором \overrightarrow{AC} и осей Ox . В секторе обзора радара (внутри синего веера на рис. 5) находится точечная цель, расположенная в точке $B(x, y)$. Данная цель имеет вектор состояния \mathbf{y} , состоящий из положения и составляющих скоростей, и скорость вращения в системе координат Oxy т.е.

$$\mathbf{y} = [x, v_x, y, v_y, \omega]^T.$$

Как показано на рис. 5, вектор измерения \mathbf{z} включает в себя дальность, азимут в полярной системе координат, связанной с радаром, и доплеровскую скорость т.е. $\mathbf{z} = [r, \beta, v_r]^T$. Тогда уравнение (12) имеет вид:

$$\mathbf{z}_k = h_k(\mathbf{y}_k) + \mathbf{r} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} r \\ \beta \\ v_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x-x_r)^2 + (y-y_r)^2} \\ \arctg\left(\frac{y-y_r}{x-x_r}\right) - \psi \\ \frac{(x-x_r)v_x + (y-y_r)v_y}{\sqrt{(x-x_r)^2 + (y-y_r)^2}} \end{bmatrix} + \mathbf{r}, \quad (17)$$

$\mathbf{r} \sim N(\mathbf{r}; 0, \mathbf{R})$ является гауссовским шумом с нулевым средним и ковариацией $\mathbf{R} = \text{diag}\{\sigma_r^2, \sigma_\beta^2, \sigma_{v_r}^2\}$. Матрица \mathbf{R} вычисляется по параметрам радара (или определяется статистическим испытанием).

В формуле (17) векторная функция h является нелинейной функцией, для линеаризации функции h нужно вычислить ее матрицу Якоби \mathbf{H} :

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial x} & \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial v_x} & \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial y} & \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial v_y} & \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial \omega} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{p_x}{\sqrt{p_x^2 + p_y^2}} & 0 & \frac{p_y}{\sqrt{p_x^2 + p_y^2}} & 0 & 0 \\ -\frac{p_y}{p_x^2 + p_y^2} & 0 & \frac{p_x}{p_x^2 + p_y^2} & 0 & 0 \\ \frac{p_y(v_x p_y - v_y p_x)}{\left(\sqrt{p_x^2 + p_y^2}\right)^3} & \frac{p_x}{\sqrt{p_x^2 + p_y^2}} & \frac{p_x(v_y p_x - v_x p_y)}{\left(\sqrt{p_x^2 + p_y^2}\right)^3} & \frac{p_x}{\sqrt{p_x^2 + p_y^2}} & 0 \end{bmatrix},$$

где $p_x = x - x_r$ и $p_y = y - y_r$.

Матрица \mathbf{B}_k в (16) состоит из столбцов матрицы Якоби, соответствующих положению цели в пространстве:

$$\mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial h(\mathbf{x})}{dx} & \frac{\partial h(\mathbf{x})}{dy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{p_x}{\sqrt{p_x^2 + p_y^2}} & \frac{p_y}{\sqrt{p_x^2 + p_y^2}} \\ -\frac{p_y}{p_x^2 + p_y^2} & \frac{p_x}{p_x^2 + p_y^2} \\ -\frac{p_y}{p_x^2 + p_y^2} & \frac{p_x(v_y p_x - v_x p_y)}{\left(\sqrt{p_x^2 + p_y^2}\right)^3} \end{bmatrix}.$$

2.2. Обновление параметров плотности GGIW

Сопряженность плотностей GGIW позволяет заменить вычисление интеграла в (10) простыми алгебраическими действиями. То есть вместо вычисления апостериорной плотности GGIW $p(\xi_k | Z_{1:k})$, интегрируя в (10), мы можем обновить его множество параметров $\zeta_{k|k} = \{\alpha_k, \beta_k, \mathbf{m}_k, \mathbf{P}_k, \nu_k, \mathbf{V}_k\}$.

В работах [15]-[19] представлены различные методы обновления множества параметров $\zeta_{k|k}$ и соответствующего прогнозируемого правдоподобия для распределения GGIW с априорными параметрами $\zeta_{k|k-1}$ при получении множества линейных измерений \mathbf{W} .

Основываясь на рассмотренных моделях измерений (1), (16) и байесовской теории (10), опишем модифицированный алгоритм обновления параметров апостериорной плотности, который обеспечивает обновление состояния распределенной цели при получении линейных или нелинейных измерений, включая доплеровскую скорость. Допустим, имеется априорная плотность вероятности $p(\xi_k | Z_{1:k-1})$ с набором параметров $\zeta_{k|k-1} = \{\alpha_{k|k-1}, \beta_{k|k-1}, \mathbf{m}_{k|k-1}, \mathbf{P}_{k|k-1}, \nu_{k|k-1}, \mathbf{V}_{k|k-1}\}$. Получив множество измерений \mathbf{W} , можно вычислить набор параметров $\zeta_{k|k} = \{\alpha_k, \beta_k, \mathbf{m}_k, \mathbf{P}_k, \nu_k, \mathbf{V}_k\}$ апостериорной плотности вероятности $p(\xi_k | Z_{1:k})$ с использованием алгоритма, представленного в таблице 1.

Таблица 1. Обновление параметров плотности GGIW

Вход:	Множество	параметров	плотности	GGIW
	$\zeta_{k k-1} = \left\{ \alpha_{k k-1}, \beta_{k k-1}, \mathbf{m}_{k k-1}, \mathbf{P}_{k k-1}, \nu_{k k-1}, \mathbf{V}_{k k-1} \right\}$			
И множество измерение \mathbf{W}				
Выход:	Множество параметров плотности GGIW $\zeta_{k k} = \left\{ \alpha_k, \beta_k, \mathbf{m}_k, \mathbf{P}_k, \nu_k, \mathbf{V}_k \right\},$			
и прогнозируемое правдоподобие $\zeta_{k k} = \begin{cases} \alpha_{k k} = \alpha_{k k-1} + \mathbf{W} \\ \beta_{k k} = \beta_{k k-1} + 1 \\ \mathbf{m}_{k k} = \mathbf{m}_{k k-1} + \mathbf{K}_{k k-1} \boldsymbol{\varepsilon}_{k k-1} \\ \mathbf{P}_{k k} = \mathbf{P}_{k k-1} - \mathbf{K}_{k k-1} \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k k-1} \\ \nu_{k k} = \nu_{k k-1} + \mathbf{W} \\ \mathbf{V}_{k k} = \mathbf{V}_{k k-1} + \hat{\mathbf{N}}_{k k-1} + \mathbf{Z}_k \end{cases},$				
$\begin{aligned} \bar{\mathbf{z}}_k &= \frac{1}{ \mathbf{W} } \sum_{\mathbf{z}_k^{(i)} \in \mathbf{W}} \mathbf{z}_k^{(i)} \\ \mathbf{Z} &= \sum_{\mathbf{z}_k^{(i)} \in \mathbf{W}} (\mathbf{z}_k^{(i)} - \bar{\mathbf{z}}_k)(\mathbf{z}_k^{(i)} - \bar{\mathbf{z}}_k)^T \\ \hat{\mathbf{X}}_{k k-1} &= \mathbf{B}_k \mathbf{V}_{k k-1} (\nu_{k k-1} - 2d - 2)^{-1} \mathbf{B}_k^T \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{k k-1} &= \bar{\mathbf{z}}_k - h(\mathbf{m}_{k k-1}) \\ \mathbf{R}_{k k-1} &= \sigma \hat{\mathbf{X}}_{k k-1} + \mathbf{R} \end{aligned}$				
где				
$\begin{aligned} \mathbf{S}_{k k-1} &= \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k k-1} \mathbf{H}_k^T + \frac{\sigma \hat{\mathbf{X}}_{k k-1} + \mathbf{R}}{ \mathbf{W} } \\ \mathbf{K}_{k k-1} &= \mathbf{P}_{k k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{S}_{k k-1})^{-1} \\ \mathbf{N}_{k k-1} &= \boldsymbol{\varepsilon}_{k k-1} (\boldsymbol{\varepsilon}_{k k-1})^T \\ \widehat{\mathbf{N}}_{k k-1} &= \mathbf{B}_k^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_{k k-1})^{\frac{1}{2}} (\mathbf{S}_{k k-1})^{\frac{-1}{2}} \mathbf{N}_{k k-1} (((\hat{\mathbf{X}}_{k k-1})^{\frac{1}{2}} \mathbf{S}_{k k-1}^{\frac{-1}{2}})^T (\mathbf{B}_k^{-1})^T \\ \widehat{\mathbf{Z}}_k &= \mathbf{B}_k^{-1} (\hat{\mathbf{X}}_{k k-1})^{\frac{1}{2}} (\widehat{\mathbf{R}}_{k k-1})^{\frac{-1}{2}} \mathbf{Z} (\hat{\mathbf{X}}_{k k-1})^{\frac{1}{2}} (\widehat{\mathbf{R}}_{k k-1})^{\frac{-1}{2}} (\mathbf{B}_k^{-1})^T \end{aligned}$				
Правдоподобие:				
$L_k = (\pi^{ \mathbf{W} } \mathbf{W})^{\frac{d}{2}} \frac{ \mathbf{V}_{k k-1} ^{\frac{\nu_{k k-1}-d-1}{2}}}{ \mathbf{V}_{k k} ^{\frac{\nu_{k k}-d-1}{2}}} \frac{\Gamma_d(\frac{\nu_{k k}-d-1}{2})}{\Gamma_d(\frac{\nu_{k k-1}-d-1}{2})} \frac{ \hat{\mathbf{X}}_{k k-1} ^{\frac{1}{2}}}{ \mathbf{S}_{k k-1} ^{\frac{1}{2}}} \frac{\Gamma(\alpha_{k k}) \beta_{k k-1}^{\alpha_{k k-1}}}{\Gamma(\alpha_{k k-1}) \beta_{k k}^{\alpha_{k k}}}$				

2.3. Модель движения цели

Модель движения цели – это математическое представление движения объекта, используемое для предсказания его будущего положения и кинематических параметров, таких как скорость, ускорение и скорость поворота. В случае распределенной цели, модель также учитывает изменение протяженного состояния и количества измерений со временем.

Модель движения для кинематического состояния: $\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{q}_k$ (18), где \mathbf{q}_k – гауссовский шум с нулевым средним и ковариацией \mathbf{Q}_k (аддитивный белый гауссовский шум).

Одной из эффективных моделей движения для прогнозирования кинематического состояния маневрирующей цели является модель движения с постоянной скоростью поворота. Рассмотрим пример прогнозирования кинетического состояния транспортного средства, как показано на рисунке 6.

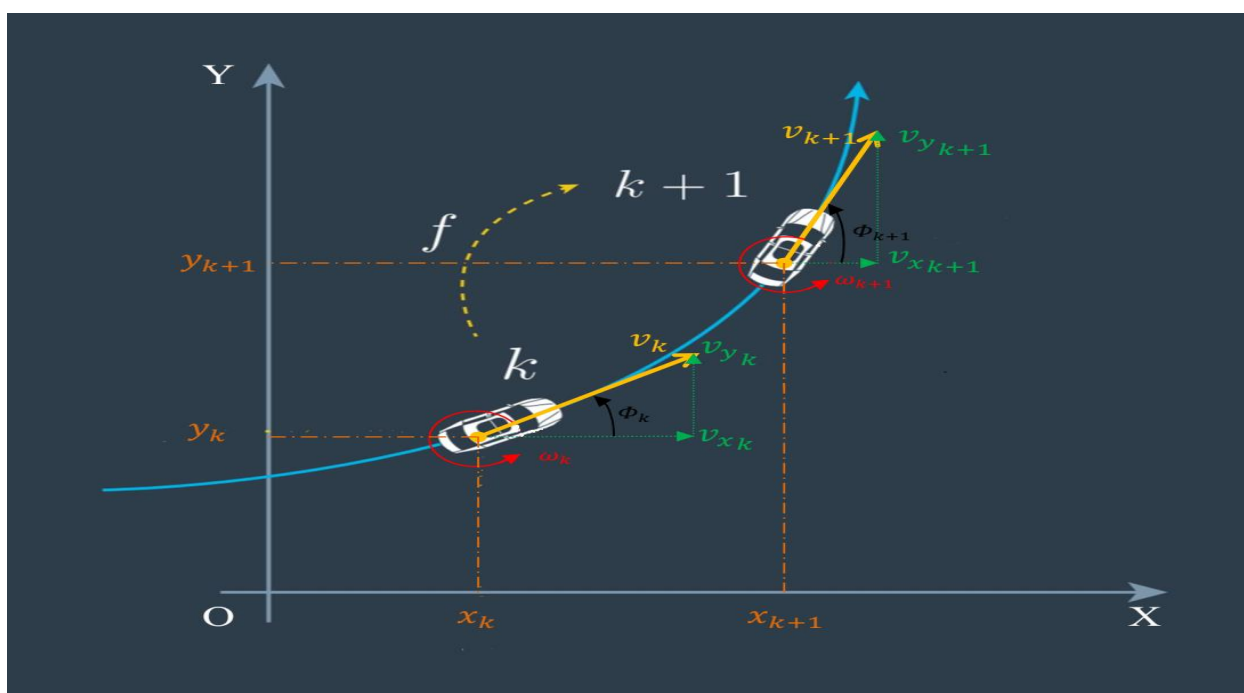


Рис. 6. Кинетическое состояние цели в два последовательных дискретных момента времени k и $k+1$

Предположим, что вектор состояния цели включает положения, составляющие скорости и скорость поворота цели вокруг её центра вращения в декартовой системе координат $\mathbf{x}_k = [x_k, v_{xk}, y_k, v_{yk}, \omega]^T$. Используя модель с

постоянной скоростью вращения для прогнозирования кинетического состояния цели в момент времени $k+1$ уравнение (15) принимает вид:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{q}_k$$

$$\Leftrightarrow \begin{bmatrix} x_{k+1} \\ v_{x_{k+1}} \\ y_{k+1} \\ v_{y_{k+1}} \\ \omega_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{x}_k) \\ f_2(\mathbf{x}_k) \\ f_3(\mathbf{x}_k) \\ f_4(\mathbf{x}_k) \\ f_5(\mathbf{x}_k) \end{bmatrix} + \mathbf{q}_k = \begin{bmatrix} x_k + \frac{\sin(\omega_k T_s)}{\omega_k} v_{x_k} - \frac{1 - \cos(\omega_k T_s)}{\omega_k} v_{y_k} \\ \cos(\omega_k T_s) v_{x_k} - \sin(\omega_k T_s) v_{y_k} \\ y_k + \frac{1 - \cos(\omega_k T_s)}{\omega_k} v_{x_k} + \frac{\sin(\omega_k T_s)}{\omega_k} v_{y_k} \\ \sin(\omega_k T_s) v_{x_k} + \cos(\omega_k T_s) v_{y_k} \\ \omega_k \end{bmatrix} + \mathbf{q}_k, \quad (19)$$

где T_s – временной интервал между двумя моментами k и $k+1$, $\mathbf{q}_k \sim N(\mathbf{r}_k; 0, \mathbf{Q}_k)$ является гауссовским шумом с нулевым средним и ковариацией $\mathbf{Q}_k = \text{diag}\{0, T_s \sigma_{v_x}^2, 0, T_s \sigma_{v_y}^2, T_s \sigma_{v_\omega}^2\}$. Это нелинейная модель движения, для ее линеаризации необходимо вычислить матрицу Якоби по формуле:

$$\mathbf{F} = \left[\frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\partial x} \quad \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\partial v_x} \quad \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\partial y} \quad \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\partial v_y} \quad \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\partial \omega} \right]$$

На этапе прогнозирования предполагается, что при движении цели ее ориентация в пространстве изменяется, но ее размеры остаются неизменными. Таким образом, модель движения для протяженного состояния имеет вид:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{M}(\mathbf{x}_k) \mathbf{X}_k \mathbf{M}(\mathbf{x}_k)^T, \quad (20)$$

где

$$\mathbf{M}(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} \cos(\omega T_s) & -\sin(\omega T_s) \\ \sin(\omega T_s) & \cos(\omega T_s) \end{bmatrix}$$

матрица преобразования

Предположим, что ожидаемое количество измерений (отметок), полученных от целей в момент времени $k+1$ останется неизменным с момента времени k . Модель прогнозирования количества измерений имеет следующий вид:

$$\gamma_{k+1} = \gamma_k. \quad (21)$$

2.4. Прогнозирование параметров плотности GGIW

С использованием уравнения Чепмена-Колмогорова (9) для моделей движения, представленных в подразделе 2.3, алгоритм прогнозирования параметров плотности GGIW описан в таблице 2.

Таблица 2. Прогнозирование плотности GGIW

Вход: Множество параметров плотности GGIW в момент k :

$$\zeta_{k|k} = \{\alpha_{k|k}, \beta_{k|k}, \mathbf{m}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}, \nu_{k|k}, \mathbf{V}_{k|k}\}$$

Выход: Множество прогнозируемых параметров плотности GGIW в момент $k+1$: $\zeta_{k+1|k}$

$$\zeta_{k+1|k} = \left\{ \begin{array}{l} \alpha_{k+1|k} = \frac{\alpha_{k|k}}{\eta_k} \\ \beta_{k+1|k} = \frac{\beta_{k|k}}{\eta_k} \\ \mathbf{m}_{k+1|k} = f(\mathbf{m}_{k|k}) \\ \mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{F}_{k|k} \mathbf{P}_{k|k} (\mathbf{F}_{k|k})^T + \mathbf{Q}_{k|k} \\ \nu_{k+1|k} = 2d + 2 + e^{-T_s/\tau} (\nu_{k|k} - 2d - 2) \\ \mathbf{V}_{k+1|k} = (\nu_{k|k} - 2d - 2)(\nu_{k|k} - 2d - 2)^{-1} M(\mathbf{m}_{k|k}) \mathbf{V}_{k|k} (M(\mathbf{m}_{k|k}))^T \end{array} \right.$$

где $\mathbf{F}_{k|k} = \nabla_{\mathbf{x}} f(\mathbf{x})|_{\mathbf{x}=\mathbf{m}_{k|k}}$ – Матрица Якоби

Коэффициент η_k принимает значение настройки, превышающее 1, что соответствует предположению, что количество измерений, полученных от цели в момент времени $k+1$, остается неизменным по сравнению со временем k . Тем не менее, неопределенность относительно количества измерений возрастает на этапе прогнозирования.

2.5. Извлечение состояния распределенной цели

Предположим, что в момент времени k после обновления состояния цели мы получаем апостериорную плотность распределения $p(\xi_k | Z_{1:k})$, которая представляет собой распределение GGIW с набором параметров:

$$\zeta_{k|k} = \{\alpha_{k|k}, \beta_{k|k}, \mathbf{m}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}, \nu_{k|k}, \mathbf{V}_{k|k}\}.$$

Поскольку вектор кинематического состояния \mathbf{x}_k распределен по нормальному распределению с вектором средних значений $\mathbf{m}_{k|k}$ и ковариацией $\mathbf{P}_{k|k}$, при использовании метода оценки минимальной среднеквадратичной ошибки (МСКО) или метода оценки апостериорного максимума (МОАМ), оценочный вектор состояния $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ является вектором средних значений $\mathbf{m}_{k|k}$, то есть $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbf{m}_{k|k}$.

Для извлечения оценочных протяженных состояний распределенной цели мы используем оценочную матрицу $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$, которая является средним значением обратного распределения Уишарта с заданными степенями свободы $\nu_{k|k}$ и масштабной матрицей $\mathbf{V}_{k|k}$.

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \frac{\mathbf{V}_{k|k}}{\nu_{k|k} - 2d - 2}.$$

Для получения размера и угла ориентации цели, мы можем разложить матрицу \mathbf{X} в соответствии с выражением (5), используя спектральное разложение матрицы.

3. Имитационное моделирование и анализ производительность алгоритма

Для оценки производительности алгоритма фильтрации моделирования в сценарии, в котором оценивается состояние распределенной цели с использованием измерений от автомобильного радара использован MATLAB. В моделируемом сценарии был представлен автономный автомобиль, движущийся по дороге и оснащенный автомобильным радаром, который способен обнаруживать окружающие транспортные средства. способными

наблюдать за окружающими транспортными средствами. Параметры радара моделировались с использованием опции "drivingRadarDataGenerator". В поле обзора радара находился движущийся автомобиль, который являлся объектом наблюдения. В каждый момент времени, в зависимости от пространственного положения и ориентации цели, радар генерировал различное количество зашумленных измерений (первичных радиолокационных меток). Эти измерения содержали информацию об относительном расстоянии, угловом азимуте и радиальной скорости цели в системе координат, связанной с радаром.

Применяя описанный выше метод моделирования состояния распределенной цели и алгоритм фильтрации для обновления и прогнозирования состояния цели, была проведена оценка состояний цели на каждом временном шаге при получении новых радиолокационных меток.

В тестовом сценарии оценки координат, скоростных характеристик, размеров и ориентации цели в каждый момент времени были представлены в декартовой системе координат автономного транспортного средства. В этой системе начало координат совпадает с центром задней оси автомобиля, ось Ox направлена вдоль направления движения автомобиля, а ось Oy перпендикулярна оси Ox и направлена к левому борту автомобиля.

В результате проведенного тестового моделирования были получены оценки траектории цели.

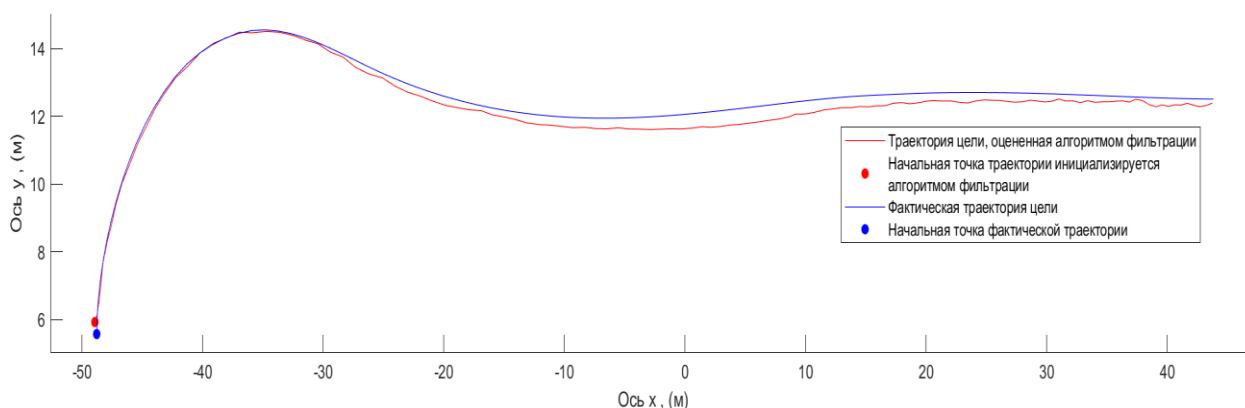


Рис. 7. Фактическая траектория цели и траектория, оцененная алгоритмом фильтрации

На рисунке 7 представлена фактическая траектория цели и оцененная траектория, полученная с помощью алгоритма фильтрации в системе координат,

связанной с нашим автономным автомобилем. На рисунке видно, что оцененная траектория достаточно близка к фактической траектории цели. Для более детального анализа эффективности алгоритма рассмотрим несколько других подходов.

3.1. Оценка производительности алгоритма фильтрации при оценке кинематических состояний распределенной цели

Вначале рассмотрим производительность фильтра при оценке кинематических состояний цели. Согласно изложенному выше (раздел 2) кинематические состояния цели, включающие координаты и составляющие скорости, моделируются при помощи гауссовского нормального распределения. Для оценки производительности фильтра в оценке любого состояния, подчиняющемуся нормальному распределению, проанализируем остаток оценки (разность между оцениваемым и истинным состояниями). Если фильтр функционирует корректно и стабильно, то остатки будут распределены вокруг нулевого значения (среднее значение остатков будет близким к нулю), и примерно 99% остатков будет находиться в диапазоне $(-3\sigma, 3\sigma)$, где σ – стандартное отклонение оценки этого состояния.

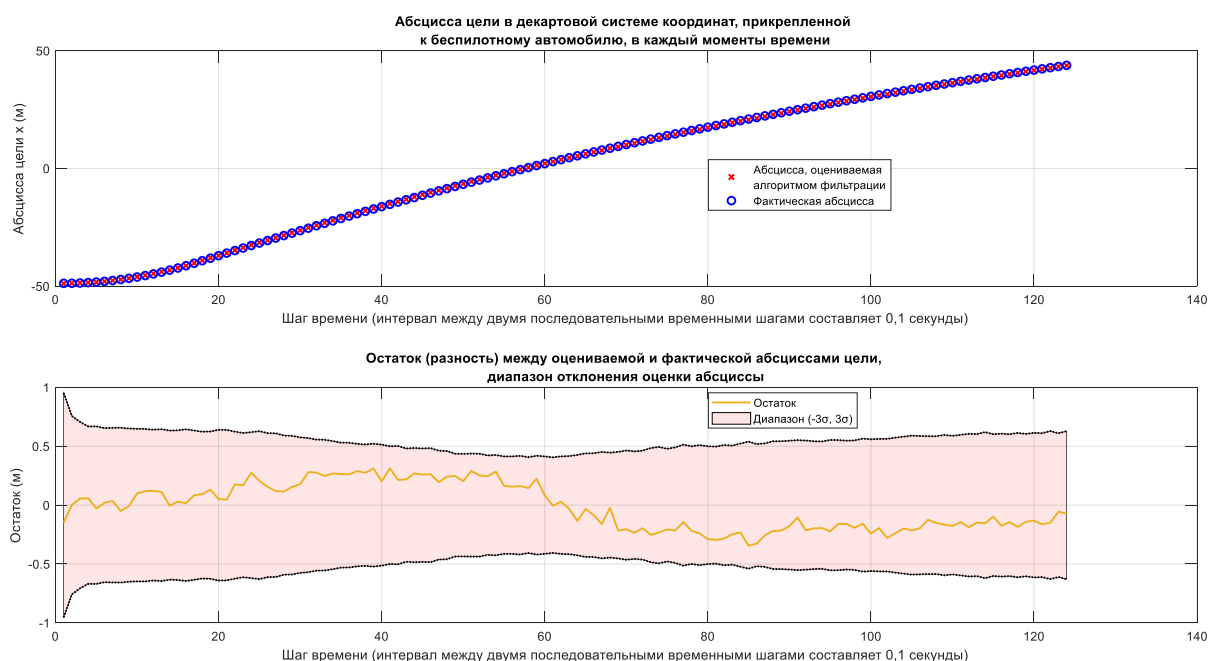


Рис. 8. Оценка и остаток оценки абсциссы

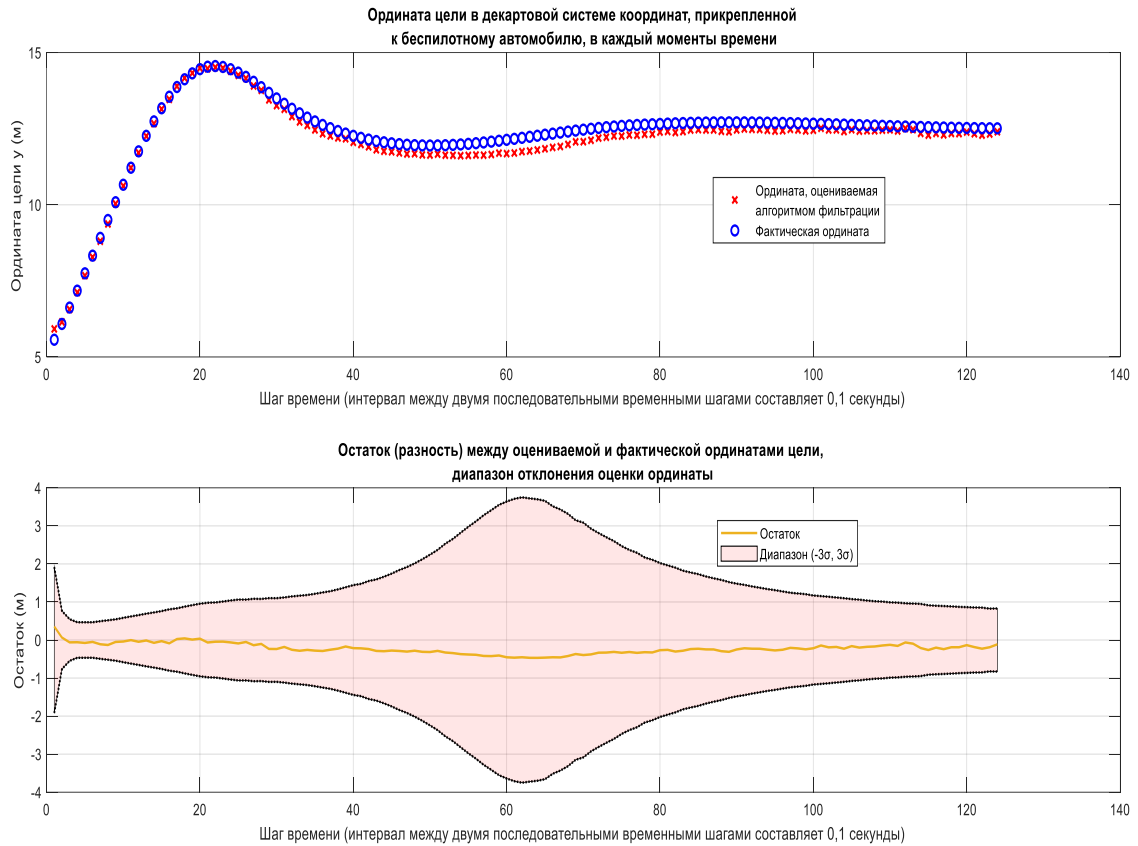


Рис. 9. Оценка и остаток оценки ординаты

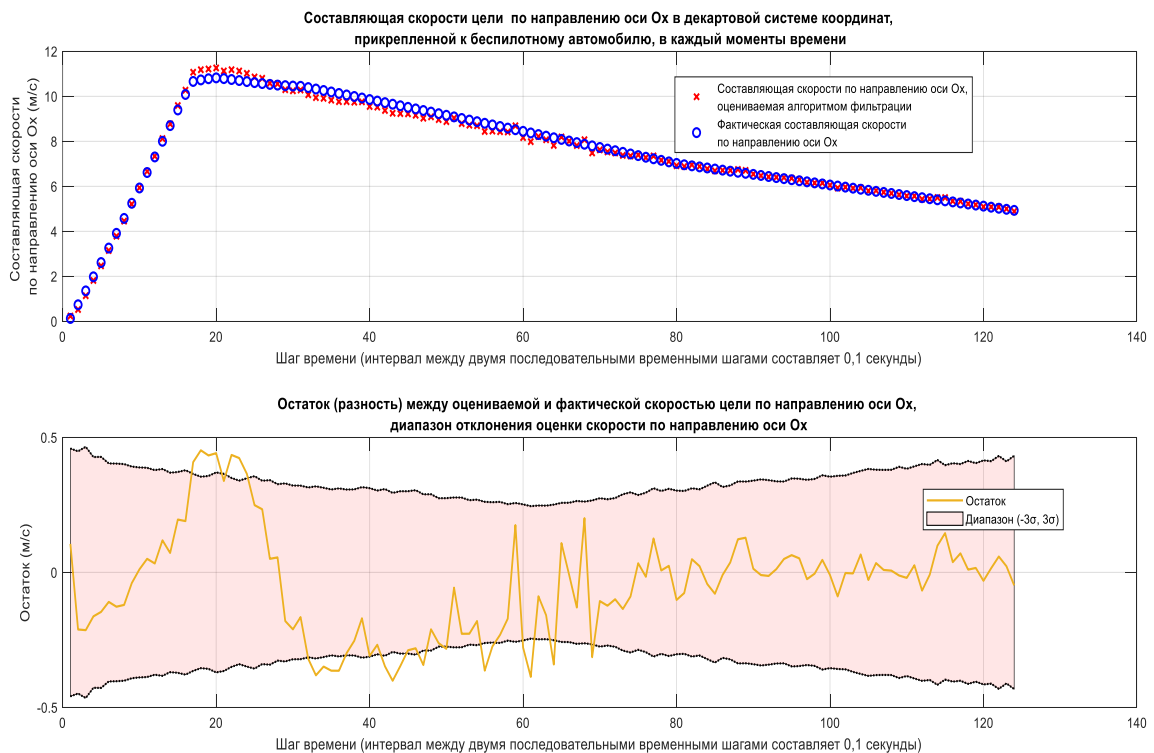


Рис. 10. Оценка и остаток оценки составляющей скорости по направлению оси x

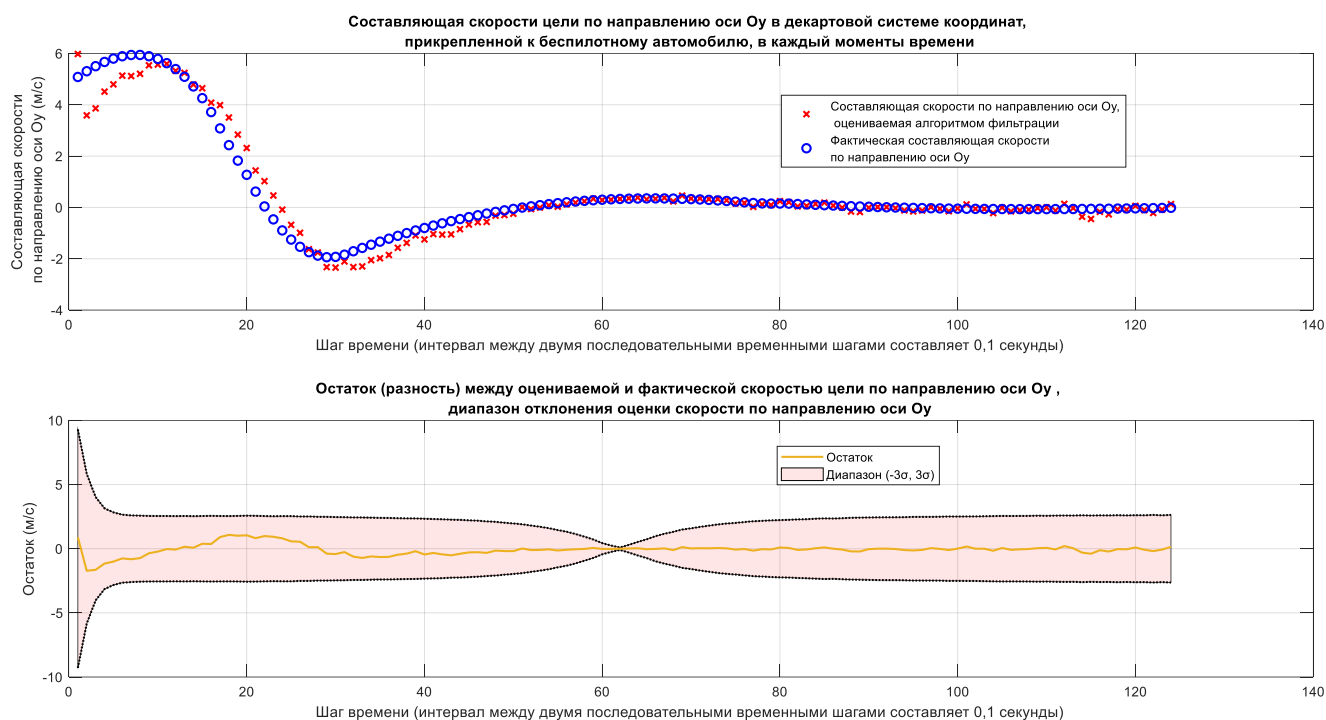


Рис. 11. Оценка и остаток оценки составляющей скорости по направлению оси u

Рисунки (8-11) демонстрируют результаты использования предложенного алгоритма фильтрации для оценки координат и компонентов скорости цели. Видно хорошее соответствие между оценками фильтра и фактическими значениями кинематического состояния цели. Средние значения остатков близки к нулю, что указывает на небольшую систематическую ошибку фильтра. Абсолютные значения средних остатков при оценке абсциссы и ординаты составляют 0.016 м и 0.220 м соответственно. Абсолютные значения средних остатков при оценке составляющих скорости по направлению оси x и y составляют 0.046 м/с и 0.072 м/с, соответственно. При этом большинство остатков находятся в диапазоне $(-3\sigma, 3\sigma)$, что подтверждает работоспособность фильтра.

Таким образом, по результатам анализа остатков между оцененным состоянием и реальным состоянием видно, что фильтр способен работать стабильно и имеет возможность хорошо оценивать кинематическое состояние распределенной цели на основе радиолокационных отметок на каждом временном шаге.

МСКО измеряет разницу между истинными и оцененными значениями состояния и является стандартной мерой точности алгоритма фильтрации, используемого для оценки состояний цели. МСКО в момент времени k при оценке вектора состояния $\mathbf{x}_k = [x_k^1, \dots, x_k^N]^T$ рассчитывается по формуле

$$RMSE(\mathbf{x}_k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{k, \text{оцениваемое}}^i - x_{k, \text{фактическое}}^i)^2}.$$

Более низкие значения МСКО указывают на более точные оценки состояния.

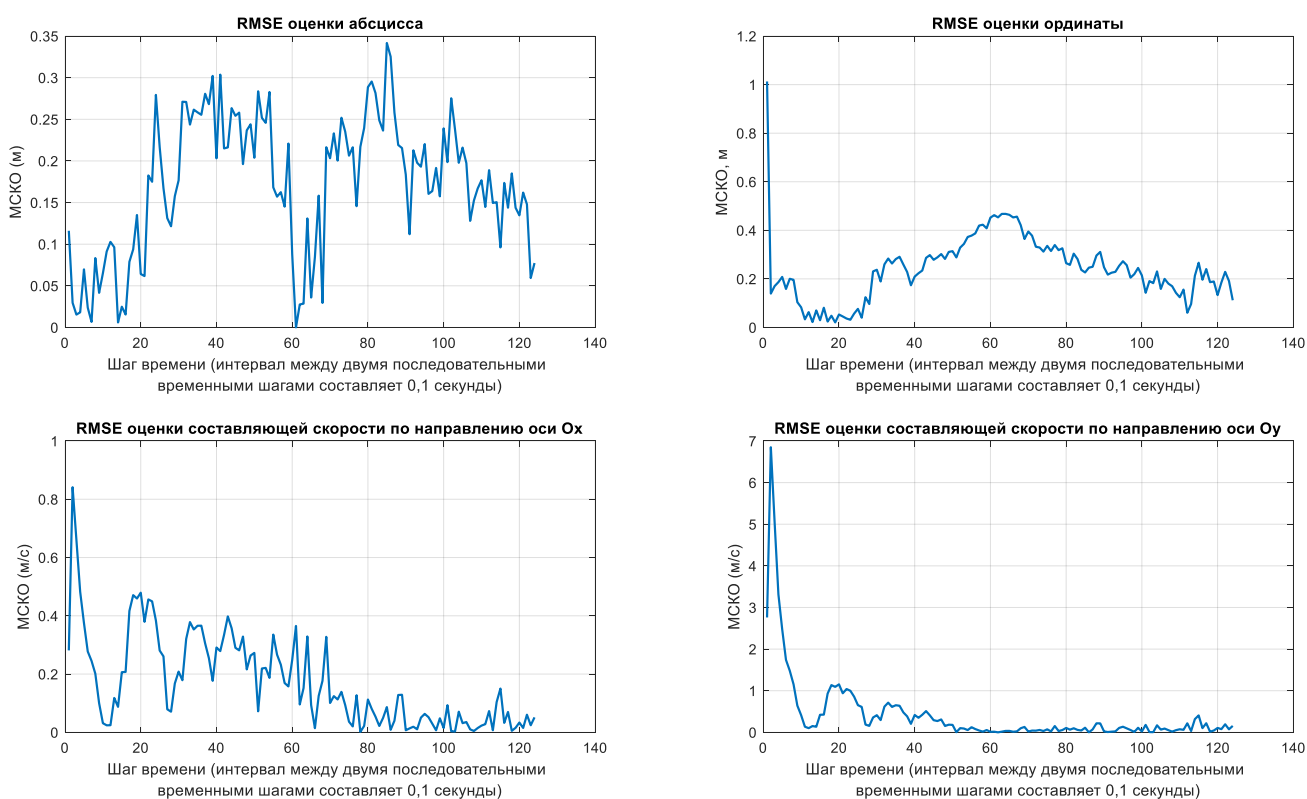


Рис. 12. МСКО оценки кинематических состояния в каждый момент времени

Как видно на рис.12 среднее по времени значение МСКО для оценки абсциссы составляет 0.173 м, для оценки ординаты – 0.22833 м, для оценки составляющей скорости по направлению оси x составляет 0.15142 м/с, для оценки составляющей скорости по направлению оси Oy составляет 0.27315 м/с. Используя МСКО, мы можем сравнивать производительность фильтра с другими фильтрами или вносить корректировки в параметры фильтра для достижения лучшей производительности.

Другой подход к оценке работоспособности фильтра заключается в использовании значений СНКОО (среднее нормализованное квадратное отклонение ошибки оценки). Статистический тест на согласованность фильтра основан на СНКОО, состоит из нескольких шагов [26].

Предположим, что мы наблюдаем цель и оцениваем ее состояние в течение k временных шагов. В момент времени k оцениваемый вектор состояния цели следует распределению со средним $\hat{\mathbf{x}}_k$, ковариационная матрица равна P_k , а фактический вектор состояния цели равен \mathbf{x}_k .

Нормализованное квадратное отклонение ошибки оценки НКОО определяется по формуле:

$$\epsilon_k = (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T P_k^{-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k). \quad (22)$$

НКОО показывает, больше ли или меньше ошибка оценки, чем неопределенность, выраженная ковариацией.

СНКОО определяется по формуле:

$$\bar{\epsilon} = \frac{1}{nM} \sum_{k=1}^M \epsilon_k = \frac{1}{nM} \sum_{k=1}^M (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T P_k^{-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k), \quad (23)$$

где M – количество временных шагов, n – размерность вектора состояния цели.

Если работа фильтра и оценка ковариации точны, то СНКОО должно быть близко к размерности вектора состояния. Если значение НКОО значительно выше размерности вектора состояния, это может указывать на то, что ошибка нашей оценки больше, чем неопределенность, выраженная ковариацией. Если значение НКОО ниже размерности, это может указывать на то, что мы переоцениваем неопределенность. Это означает, что значение СНКОО, определенное по формуле (23), тем ближе к 1, чем точнее работает алгоритм (должно быть в пределах от 0,9 до 1,1 [26-28]). В тестовом сценарии получено значение СНКОО, равное 0.9226. Если СНКОО не близок к 1, необходимо настроить параметры фильтра и модель заново.

3.2. Оценка производительности алгоритма фильтрации при оценке протяженных состояний распределенной цели

На рисунке 13 показаны оценочные значения, истинная информация и отклонение оценки, оцененные фильтром, размеров и ориентации цели в пространстве.

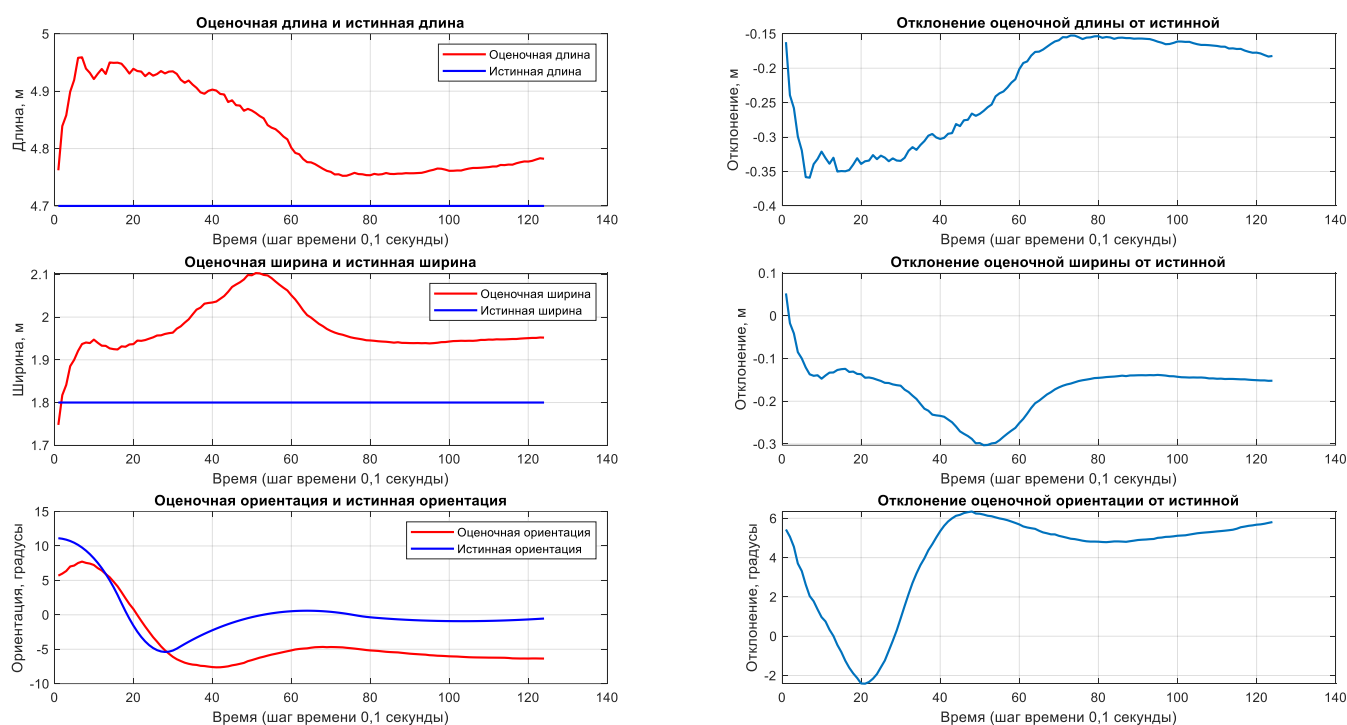


Рис. 13. Результат оценки размера и ориентации цели

По всем временным шагам теста: среднее абсолютное отклонение оценки длины: 0.23 м, ширины: 0.09 м и ориентации 4.72° от истинного значения.

Результаты моделирования подтверждают, что предложенный алгоритм фильтрации успешно оценивает размеры и ориентацию цели в пространстве, используя только информацию о дальности, азимуте и радиальной скорости, полученную из радиолокационных отметок. Это подтверждает способность такого подхода для точного и надежного определения размеров и ориентации объектов на основе радиолокационных данных.

Еще одной метрикой, которая может быть использована для анализа и оценки производительности алгоритма фильтрации, является расстояние Гаусса-Вассерштейна (РГВ). Предположим, что фактически цель аппроксимируется

эллипсом, центр и форма которого определяются вектором \mathbf{c} и матрицей \mathbf{X} . Наш алгоритм оценивает, что цель аппроксимируется эллипсом, центр и форма которого определяются вектором $\hat{\mathbf{c}}$ и матрицей $\hat{\mathbf{X}}$. Разность двух эллипсов оценивается величиной РГВ, которая определяется по формуле:

$$d(\mathbf{c}, \mathbf{X}, \hat{\mathbf{c}}, \hat{\mathbf{X}}) = \|\mathbf{c} - \hat{\mathbf{c}}\|^2 + \text{Tr}(\mathbf{X} + \hat{\mathbf{X}} - 2(\mathbf{X}^{\frac{1}{2}} \hat{\mathbf{X}} \mathbf{X}^{\frac{1}{2}})^{\frac{1}{2}}),$$

квадратный корень матрицы \mathbf{X} , при этом $(\mathbf{X}^{\frac{1}{2}})^T (\mathbf{X}^{\frac{1}{2}}) = \mathbf{X}$.

Таким образом, величина РГВ учитывает как отклонение в положении цели, так и отклонение ориентации и размеров.

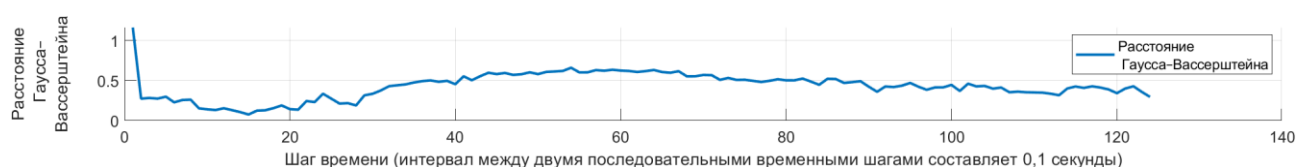


Рис. 14. Расстояние Гаусса-Вассерштейна при оценки местоположения и протяженных состояния цели

Средняя величина РГВ по всем временным шагам тестового сценария составляет 0.4273. Эта метрика позволяет оценить производительность фильтра и настроить его для достижения желаемого уровня производительности.

Важно отметить, что при применении фильтра на практике необходимо учитывать различия в конфигурации и характеристиках каждого конкретного радара или датчика, а также особенности движения и маневренности различных типов целей. Кроме того, такие сложные ситуации, как частичное закрытие цели другой целью, могут влиять на производительность алгоритма. Поэтому при проектировании фильтра важно использовать метрики и критерии для оценки его эффективности, чтобы настроить параметры и модели и обеспечить оптимальную работу. Примерами таких адаптаций могут быть коррекция шума модели движения, выбор начального состояния на основе предварительных знаний о цели, применение многомодельного подхода и т.д..

Заключение

Результаты имитационного моделирования показывают, что, помимо достаточно хорошей оценки информации о количестве и кинетическом состоянии цели, предложенный алгоритм позволяет оценивать размеры цели по первичным радиолокационным отметкам, которые несут информацию о расстоянии до целей, азимута и доплеровской скорости. Помимо применения в автомобильных радарх, этот алгоритм может быть применен к другим типам датчиков высокого разрешения, таким как лидары и т. д.

В работе также представлены метрики и критерии для оценки производительности алгоритма фильтрации состояния распределенной цели. При разработке фильтрации для использования в различных сенсорных системах необходимо настроить параметры и модели, чтобы обеспечить корректную и оптимальную работу алгоритма фильтрации. В следующей части статьи мы будем использовать этот алгоритм фильтрации для использования в алгоритме многоцелевого траекторной обработки при получении зашумленных измерений от различных датчиков, включая линейное измерение, нелинейное измерение, а также радиальную скорость.

Литература

1. Кичерова А. Д., Медведев Е. Р. Программная реализация вторичной обработки сигналов в автомобильном радаре //Навигация и управление движением. – 2021. – С. 277-279.
2. Buhren M., Yang B. Simulation of automotive radar target lists using a novel approach of object representation //2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – IEEE, 2006. – С. 314-319. <https://doi.org/10.1109/IVS.2006.1689647>
3. Gunnarsson J. et al. Tracking vehicles using radar detections //2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – IEEE, 2007. – С. 296-302. <https://doi.org/10.1109/IVS.2007.4290130>

4. Hammarstrand L. et al. Extended object tracking using a radar resolution model //IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. – 2012. – Т. 48. – №. 3. – С. 2371-2386. <https://doi.org/10.1109/TAES.2012.6237597>
5. Gilholm K. et al. Poisson models for extended target and group tracking //Signal and Data Processing of Small Targets 2005. – SPIE, 2005. – Т. 5913. – С. 230-241. <https://doi.org/10.1117/12.618730>
6. Gilholm K., Salmond D. Spatial distribution model for tracking extended objects //IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation. – 2005. – Т. 152. – №. 5. – С. 364-371. <https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20045114>
7. Ristic B., Sherrah J. Bernoulli filter for detection and tracking of an extended object in clutter //2013 IEEE Eighth International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing. – IEEE, 2013. – С. 306-311. <https://doi.org/10.1109/ISSNIP.2013.6529807>
8. Granström K., Lundquist C. On the use of multiple measurement models for extended target tracking //Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion. – IEEE, 2013. – С. 1534-1541. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6641184>
9. Granström K. et al. PHD extended target tracking using an incoherent X-band radar: Preliminary real-world experimental results //17th International Conference on Information Fusion (FUSION). – IEEE, 2014. – С. 1-8. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6916272>
10. Granström K. et al. Gamma Gaussian inverse Wishart probability hypothesis density for extended target tracking using X-band marine radar data //IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2015. – Т. 53. – №. 12. – С. 6617-6631. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2015.2444794>
11. Knill C., Scheel A., Dietmayer K. A direct scattering model for tracking vehicles with high-resolution radars //2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). – IEEE, 2016. – С. 298-303. <https://doi.org/10.1109/IVS.2016.7535401>

12. Lian F. et al. Unified cardinalized probability hypothesis density filters for extended targets and unresolved targets //Signal Processing. – 2012. – Т. 92. – №. 7. – С. 1729-1744. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2012.01.009>
13. Petrovskaya A., Thrun S. Model based vehicle detection and tracking for autonomous urban driving //Autonomous Robots. – 2009. – Т. 26. – №. 2-3. – С. 123-139. <https://doi.org/10.1007/s10514-009-9115-1>
14. Scheel A., Reuter S., Dietmayer K. Using separable likelihoods for laser-based vehicle tracking with a labeled multi-Bernoulli filter //2016 19th International Conference on Information Fusion (FUSION). – IEEE, 2016. – С. 1200-1207. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7528021>
15. Koch J. W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices //IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. – 2008. – Т. 44. – №. 3. – С. 1042-1059. <https://doi.org/10.1109/TAES.2008.4655362>
16. Feldmann M., Fränken D., Koch W. Tracking of extended objects and group targets using random matrices //IEEE Transactions on Signal Processing. – 2010. – Т. 59. – №. 4. – С. 1409-1420. <https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2101064>
17. Orguner U. A variational measurement update for extended target tracking with random matrices //IEEE Transactions on Signal Processing. – 2012. – Т. 60. – №. 7. – С. 3827-3834. <https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2192927>
18. Ardeshiri T., Orguner U., Gustafsson F. Bayesian inference via approximation of log-likelihood for priors in exponential family //arXiv preprint arXiv:1510.01225. – 2015. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1510.01225>
19. Lan J., Li X. R. Tracking of extended object or target group using random matrix—Part I: New model and approach //2012 15th International Conference on Information Fusion. – IEEE, 2012. – С. 2177-2184. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6290568>
20. Vivone G., Braca P., Errasti-Alcala B. Extended target tracking applied to X-band marine radar data //OCEANS 2015-Genova. – IEEE, 2015. – С. 1-6. <https://doi.org/10.1109/OCEANS-Genova.2015.7271630>

21. Vivone G. et al. Converted measurements Bayesian extended target tracking applied to X-band marine radar data. – 2019.
22. Vivone G. et al. Multistatic Bayesian extended target tracking //IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. – 2016. – Т. 52. – №. 6. – С. 2626-2643.
<https://doi.org/10.1109/TAES.2016.150724>
23. Schumann O. et al. RadarScenes: A real-world radar point cloud data set for automotive applications //2021 IEEE 24th International Conference on Information Fusion (FUSION). – IEEE, 2021. – С. 1-8.
<https://doi.org/10.23919/FUSION49465.2021.9627037>
24. Gelman A. et al. Bayesian data analysis. – CRC press, 2013.
<https://doi.org/10.1201/b16018>
25. Granström K., Orguner U. Estimation and maintenance of measurement rates for multiple extended target tracking //2012 15th International Conference on Information Fusion. – IEEE, 2012. – С. 2170-2176.
<https://ieeexplore.ieee.org/document/6290567>
26. Li X. R., Zhao Z., Jilkov V. P. Practical measures and test for credibility of an estimator //Proc. Workshop on Estimation, Tracking, and Fusion—A Tribute to Yaakov Bar-Shalom. – Citeseer, 2001. – С. 481-495.
<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=1c1f6c864789630d8cd37d5342f67ad8d480f077>
27. Su J. et al. Underwater 3d doppler-angle target tracking with signal time delay //Sensors. – 2020. – Т. 20. – №. 14. – С. 3869. <https://doi.org/10.3390/s20143869>
28. Bar-Shalom Y., Li X. R., Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation: theory algorithms and software. – John Wiley & Sons, 2001.
<https://doi.org/10.1002/0471221279.ch11>

Для цитирования:

Ле Ба Тхань. Нелинейная фильтрация сигналов распределенной движущейся цели при траекторной обработке. *Журнал радиоэлектроники* [электронный журнал]. 2023. №7.
<https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.7.8>