

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.8.3>

УДК: 621.396.965.8

## АЛГОРИТМ ТРАЕКТОРНОЙ ОБРАБОТКИ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО ОТСЛЕЖИВАНИЯ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ДВИЖУЩИХСЯ ЦЕЛЕЙ В УСЛОВИЯХ МНОГОЛУЧЕВОГО РАССЕЯНИЯ

Ле Ба Тхань

Московский физико–технический институт (Национальный исследовательский университет), Институтский пер., 9, Долгопрудный Московской обл., 141700  
Российская Федерация

Статья поступила в редакцию 30 июня 2023 г.

**Аннотация.** В данной работе представлен модифицированный алгоритм алгоритма пуассоновской мульти–бернуллиевской смеси (ПМБС), который был адаптирован для выполнения задачи траекторной обработки в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния. Исходя из оценочных данных предыдущего кинематического состояния, размера и ориентации цели, полученных с помощью расширенного алгоритма ПМБС (РПМБС), производится этап предварительной обработки. В процессе этого этапа первоначально классифицируются источники первичных радиолокационных отметок. Далее, после классификации, эти радиолокационные отметки подвергаются дополнительной обработке для получения оценок состояния целей на следующий момент времени. Для оценки эффективности предложенного алгоритма используется метод имитационного моделирования в программной среде MATLAB. С его помощью моделируются сценарии отслеживания распределенных целей в условиях возникновения ложных сигналов от многолучевых радиолокационных рассеяний.

**Ключевые слова:** траекторная обработка; распределенная цель; многолучевое радиолокационное рассеяние.

**Автор для переписки:** Ле Ба Тхань, [thanhlb@phystech.edu](mailto:thanhlb@phystech.edu)

## **Введение**

Многолучевое рассеяние представляет собой процесс, при котором радиолокационные сигналы отражаются от множества объектов прежде, чем вернуться к источнику. Данный процесс может вызвать появление искажений ("фантомных" целей) на радиолокационном дисплее, поскольку радар может обнаружить один и тот же объект в различных местах, что зависит от пути, по которому проходит отраженный сигнал.

Многолучевые рассеяния могут быть вызваны рядом факторов, включая наличие движущихся объектов, неподвижных объектов и состояние окружающей среды (наличие дождя, снега или других частиц, способных рассеивать сигнал). В определенных обстоятельствах многолучевые рассеяния могут быть полезными, например, они позволяют радарам обнаруживать объекты, находящиеся вне прямой линии видимости. Однако, в большинстве случаев, они создают помехи, мешающие точному обнаружению и слежению за целями.

После первичной обработки радиолокационного сигнала, мы получаем первичные радиолокационные отметки (ПРО), содержащие информацию о потенциальных целях в зоне обзора радара. Однако эти радиолокационные отметки могут быть сформированы не только реальными целями или помехами, но также и ложными целями, вызванными явлением многолучевого рассеяния, описанным выше. Важно учесть, что появление ложных целей, вызванное помехами, обычно случайно. Отличие заключается в том, что ложные цели, созданные многолучевым рассеянием, обладают кинематическими свойствами, аналогичными свойствам реальных целей.

В работах [1-4] рассмотрены алгоритмы траекторной обработки, в числе которых алгоритмы: ГБС (глобального ближайшего соседа), СВАД (совместной вероятностной ассоциации данных), МГС (многогипотезного сопровождения),

ПВГ (плотности вероятностных гипотез), ПМБС (пуассоновской мульти–бернуллиевской смеси). Они эффективны в обнаружении и отслеживании траекторий движущихся целей при разных уровнях помех. Однако фантомные цели могут быть неправильно идентифицированы этими алгоритмами как реальные. Поэтому для их исключения необходим этап предварительной обработки. В работах [5,6] авторы использовали алгоритмы машинного обучения и нейронные сети для определения происхождения целей. Этот подход требует большой и правильно размеченной базы данных для обучения моделей. В данной работе мы предлагаем модификацию алгоритма РПМБС, описанного в работах [3,4] для исключения фантомных целей и отслеживания траекторий в условиях многолучевого рассеяния. Для определения фантомных целей, наш алгоритм использует информацию о расстоянии, азимуте и радиальной скорости потенциальных целей, полученную от радиолокационных отметок, в сочетании с информацией о целях, зафиксированных на предыдущем этапе, которая оценивается с помощью алгоритма РПМБС.

Для оценки эффективности алгоритма было проведено имитационное моделирование сценариев отслеживания движущихся целей в окружении автономных транспортных средств, используя MATLAB. Тестовые результаты демонстрируют способность алгоритма эффективно определять количество и состояние целей при условиях многолучевого рассеяния. Таким образом, предложенный алгоритм может применяться для решения задач траекторной обработки в радиолокационных системах высокого разрешения, таких как автомобильные радары.

Структура остальной части этой статьи следующая: В первом разделе рассмотрено явление многолучевого радарного рассеяния и проблематика появления фантомных целей. Второй раздел представляет модификацию алгоритма РПМБС для отслеживания распределенных целей в условиях многолучевого радарного рассеяния. В третьем разделе проводится анализ и оценка производительности предложенного алгоритма на основе результатов моделирования.

## 1. Многолучевое радиолокационное рассеяние и фантомные цели

Сигнал радара распространяется помимо прямого пути от радара к объекту и обратно и по другим возможным траекториям. Хотя количество этих путей теоретически не ограничено, с каждым последующим рассеянием энергия сигнала уменьшается. Пути с большим количеством рассеяний имеют меньшую амплитуду сигнала, поэтому вероятность их ошибочной интерпретации как реальной цели снижается. Обычно рассматриваются пути с тремя рассеяниями или меньше.

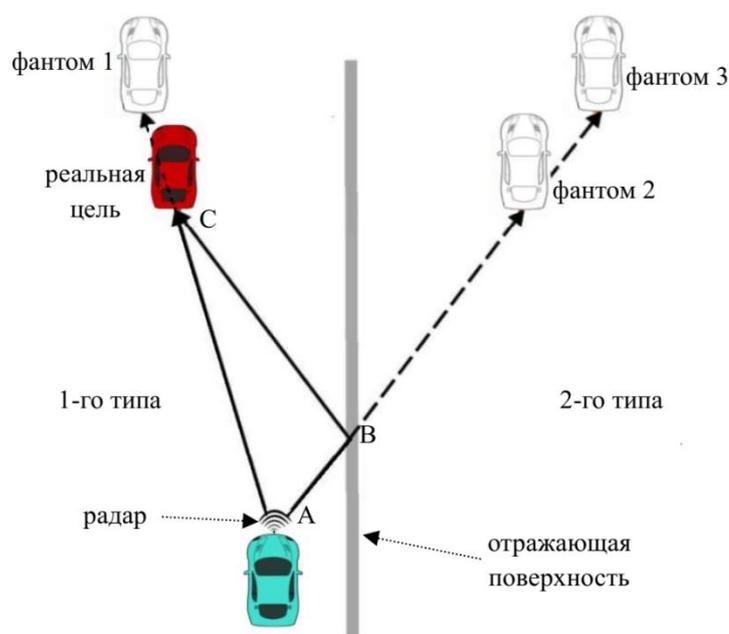


Рис.1. Многолучевые радарные рассеяния в автомобильной сцене

Для иллюстрации рассмотрим пути распространения сигнала с одним, двумя и тремя рассеяниями (рис.1).

+ Прямой путь с одним рассеянием  $A \rightarrow C \rightarrow A$ : Сигнал передается от радара (A) к объекту (C), отражается и возвращается обратно к радару (A).

+ Пути с двумя рассеяниями:

В этом случае существует два уникальных пути распространения, состоящих из двух рассеяний: 1.  $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow A$ . Сигнал идет от радара (A) к отражающей поверхности (B), оттуда к объекту (C) и возвращается к радару (A). Вследствие этого генерируется фантомная цель (1) в том же направлении, что и

реальный объект. Поскольку длина данного пути превышает длину прямого пути, фантомная цель (1) детектируется на большем расстоянии, чем реальная цель. 2.  $A \rightarrow C \rightarrow B \rightarrow A$ . Сигнал распространяется от радара (A) к цели (C), затем к отражающей поверхности (B) перед возвращением к радару (A). В этом случае фантомная цель (2) появляются на другой стороне отражающей поверхности, поскольку радар принимает отраженный сигнал в этом направлении. Длина пути для обоих путей с двумя рассеяниями одинакова. В связи с этим измеренная дальность и скорость для этих ложных целей также будут одинаковыми.

По пути с тремя рассеяниями  $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow B \rightarrow A$  сигнал распространяется от радара (A) к отражающей поверхности (B), затем к цели (C), затем к отражающей поверхности (B) и возвращается к радару (A). Этот путь распространения сигнала генерирует фантомную цель 3, расположенную на другой стороне отражающей поверхности.

Фантомные цели, которые создаются на основании путей, где последнее рассеяние сигнала идет от реального объекта к радару, классифицируются как фантомные цели 1-го типа. Фантомные цели, сформированные по путям, где последнее рассеяние сигнала идет от отражающей поверхности к радару, классифицируются как фантомные цели 2-го типа.

## **2. Модифицированный алгоритм пуассоновской мульти-бернуллиевской смеси для отслеживания объектов в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния**

В наших предыдущих исследованиях [1,2] был представлен алгоритм ПМБС, который способен обрабатывать траектории движущихся точечных целей, используя данные с различных типов датчиков. Основная идея алгоритма ПМБС заключается в моделировании неизвестной информации о целях с помощью конечных случайных множеств, включая пуассоновский процесс и мультибернуллиевскую смесь. Результаты тестовых моделирований показали, что алгоритм ПМБС демонстрирует более высокую эффективность (меньше ошибок в оценках количества и состояния движущихся целей) по сравнению с

такими популярными алгоритмами, как ГБС, СВАД, МГС и ПВГ, особенно в условиях высокого уровня шума. В последующих исследованиях [3,4] был разработан алгоритм РПМБС для обработки траекторий движущихся распределенных целей.

В алгоритме РПМБС вместо распределения Гаусса для описания неопределенности состояния цели мы используем гамма-гауссово обратное распределение Уишарта. Это позволяет при отслеживании траекторий распределенных целей с применением высокоразрешающих датчиков, включая лидар, камеры и автомобильные радары, аппроксимировать форму целей эллипсоидами, размер и ориентация в пространстве которых соответствуют форме и размеру отслеживаемой цели. Имитационное моделирование показывает, что алгоритм РПМБС способен отслеживать распределенные цели в различных шумовых условиях, дополнительно к оценкам количества и кинематических параметров целей, алгоритм также предоставляет приближенную оценку их размеров.

В условиях многолучевого рассеяния, как уже отмечалось ранее, фантомные цели обладают кинематическими характеристиками, идентичными реальным целям. Это может привести к тому, что алгоритмы обработки траекторий неверно классифицируют фантомные цели как реальные. В результате этого возникает потребность в удалении радиолокационных отметок, соответствующих фантомным целям.

Существуют различные подходы для устранения фантомных целей. Один из подходов включает интеграцию данных от нескольких датчиков, таких как камеры, лидары и радары. Главное преимущество этого подхода заключается в его способности к избыточной оценке окружающей среды, что помогает в идентификации и устранении ложных целей. Тем не менее, это требует надежного алгоритма интеграции данных от разных датчиков, что может быть сложной задачей, в результате чего увеличивается общая стоимость системы. Датчики типа лидара, например, предоставляют подробные и высокоточные 3D-изображения окружающей среды, однако они имеют свои недостатки, включая

зависимость от погодных условий, меньшую дальность действия по сравнению с радаром и более высокую стоимость.

Технологии машинного обучения и искусственного интеллекта (ИИ) также обеспечивают потенциальные возможности для идентификации и устранения фантомных целей. В работе [5] для идентификации фантомных целей авторы применили алгоритмы машинного обучения: метод опорных векторов (SVM) и алгоритм случайного леса (RF). В работе [6] авторы использовали нейронную сеть PointNet++ для классификации происхождения радиолокационных отметок. Системы на основе ИИ способны учиться на основе прошлых сценариев ложных целей и улучшаться со временем. Однако эти системы могут быть сложными и требовать большого объема данных для эффективного обучения. Кроме того, точность ИИ-систем может зависеть от качества обучающих данных.

Помимо упомянутых подходов, существуют и другие стратегии, эффективность которых может варьироваться в зависимости от конкретных условий применения.

В рамках нашего исследования, мы используем алгоритм РПМБС для оценки размера и ориентации распределенных целей, а также для устранения фантомных целей с помощью метода геометрического анализа. Суть данного подхода заключается в оценке потенциальных областей взаимного перекрытия объектов. При рассмотрении положения, формы и размеров объектов, мы можем определить области, в которых может возникнуть коллизия, и оценить вероятность появления фантомных целей.

Предположим, что в каждый момент времени после этапа первичной обработки сигнала мы получаем набор первичных радиолокационных отметок, несущих информацию о расстоянии, азимуте, угле места и радиальной скорости потенциальных целей. В целях упрощения понимания содержания статьи введем следующие определения:

Статические радиолокационные отметки – информация, полученная с помощью радиолокационной системы, связанная с объектами, которые не движутся относительно точки наблюдения. Это могут быть здания, столбы,

дорожные знаки и другие стационарные структуры. Статические радиолокационные отметки обеспечивают важную информацию о физическом окружении.

Динамические радиолокационные отметки – информация, полученная с помощью радиолокационной системы, связанная с объектами, которые перемещаются или изменяют свое положение со временем относительно точки наблюдения. Это могут быть другие автомобили, пешеходы, велосипедисты и другие движущиеся объекты. Динамические радиолокационные отметки обеспечивают важную информацию о движущихся объектах в зоне наблюдения радиолокационной системы, позволяя предсказать их будущее положение и движение.

## 2.1 Классификация статических и динамических радиолокационных отметок

Предположим, что мы имеем дело с автомобилем, движущимся со скоростями  $v_x$  и  $v_y$  вдоль осей  $x$  и  $y$  декартовой системе координат, соответственно. Скорость вращения вокруг оси вращения автомобиля (позиционированной в средней точке задней оси) обозначим как  $\omega$ . Автомобиль оснащен радаром, расположенным в точке  $(x_r, y_r)$ , где началом системы координат является ось вращения автомобиля, как показано на рисунке 2. Вектор скорости радара определяется по формуле:

$$v_r = \begin{bmatrix} v_{r,x} \\ v_{r,y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x - \omega \cdot y_r \\ v_y + \omega \cdot x_r \end{bmatrix}$$

Рассмотрим неподвижный объект, расположенный на той же высоте, что и датчик, тогда радиальная скорость этого неподвижного объекта определяется по формуле:

$$v_D = -(\cos(\alpha)v_{r,x} + \sin(\alpha)v_{r,y}) \quad (1)$$

В соответствии с этим, радиолокационные отметки, радиальная скорость которых удовлетворяет условию (1), классифицируются как статические

радиолокационные отметки, происходящие от неподвижных объектов. В отличие от этого, радиолокационные отметки, радиальная скорость которых не соответствует условию (1), определяются как динамические радиолокационные отметки, генерируемые движущимися объектами.

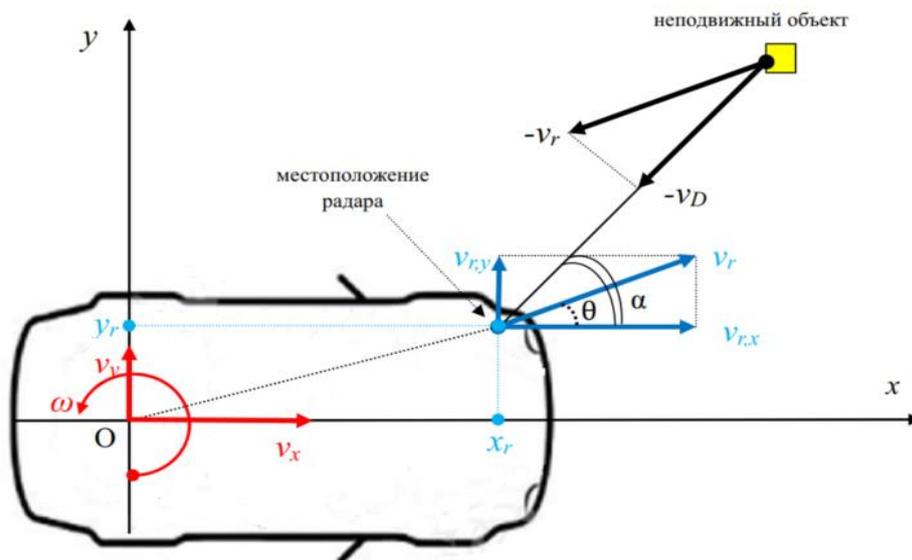


Рис. 2. Диаграмма векторов скоростей автомобиля, установленного на нем радара, и стационарного объекта в плоскости  $xu$

В случае объектов, высота которых отличается от высоты радара, как иллюстрировано на рисунке 3, стационарный объект генерирует радиолокационную отметку, если радиальная скорость соответствует условию:

$$v_D = -(\cos(\alpha)v_{r,x} + \sin(\alpha)v_{r,y})\cos(\varepsilon) \quad (2)$$

Учитывая ошибки измерений и другие факторы, обычно используется приближенное условие вместо точных выражений (1) и (2). Конкретно, объект классифицируется как стационарный, если разность между левой и правой частями выражений (1) и (2) меньше заданного порогового значения.

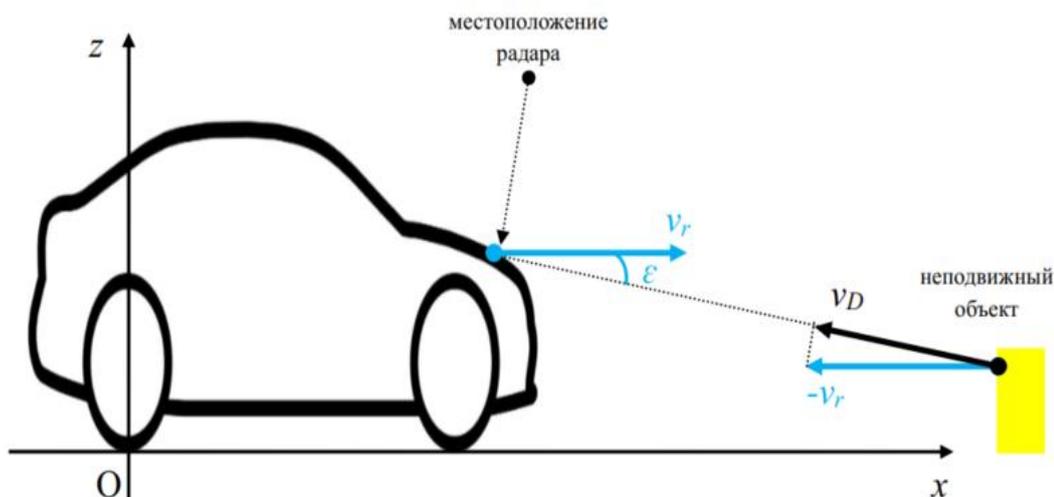


Рис. 3. Диаграмма векторов скоростей автомобиля, радара, установленного на автомобиле, и неподвижного объекта в плоскости  $xz$

## 2.2 Исключение динамических радиолокационных отметок, соответствующих фантомным целям

Известно, что фантомные цели обладают кинематическими свойствами, аналогичными реальным целям, что накладывает необходимость устранения динамических радиолокационных отметок, соответствующих таким фантомным целям.

### 2.2.1 Исключение радиолокационных отметок, связанных с фантомными целями второго типа

Согласно рисунку 1, положение фантомной цели второго типа оказывается скрытым отражающей поверхностью (позиционируется за отражающей поверхностью в направлении окончательного рассеяния). Для определения и устранения радиолокационных отметок, относящихся к фантомным целям второго типа, мы выполняем следующие шаги:

+ Идентификация отражающих поверхностей: применяем алгоритм кластеризации данных DBSCAN [7,8] для объединения статических радиолокационных отметок, полученных от неподвижных объектов, в кластеры. Каждый из этих кластеров соответствует определенной неподвижной отражающей поверхности. Эти поверхности обычно представляют собой

отрезки или ограниченные поверхности. Для сопоставления этих радиолокационных отметок с соответствующими отражающими поверхностями можно использовать такие алгоритмы, как алгоритм линейной регрессии [9] в машинном обучении, алгоритм RANSAC[10] и т. д.

+ Если отрезок, соединяющий позицию радара и местоположение динамической радиолокационной отметки, пересекает отражающую поверхность, то данная динамическая радиолокационная отметка классифицируется как отметка, связанная с фантомной целью второго типа и подлежит удалению.

### **2.2.2 Исключение радиолокационных отметок, связанных с фантомными целями первого типа**

Как иллюстрируется на рисунке 1, такие цели располагаются позади реальной цели. Следовательно, для определения, относятся ли динамические радиолокационные отметки к фантомным целям первого типа, необходимо определить, затеняются ли они реальной целью. Применяя модифицированный алгоритм РПМБС, форма, размер и ориентация цели аппроксимируются эллипсом (или эллипсоидом в трехмерном пространстве), имеющим соответствующие форму, размер и ориентацию в пространстве.

Чтобы определить, какие динамические радиолокационные отметки на временном интервале  $k$  соответствуют фантомным целям первого типа, мы выполняем следующие шаги: на основе оценок алгоритма РПМБС о количестве, положении, кинематическом состоянии, форме, размерах и ориентации подтвержденных целей в зоне обзора радара в момент времени  $k-1$  мы прогнозируем аналогичную информацию о целях в зоне обзора радара в момент времени  $k$ . Прогнозируемая информация о положении, форме и размерах целей описывается соответствующими эллипсами (или эллипсоидами). Стоит отметить, что эти цели являются подтвержденными (вероятность их существования превышает определенный порог). Если отрезок, соединяющий позицию радара и положение динамической радиолокационной отметки,

пересекает один из эллипсов, описывающих форму и размер подтвержденных целей, то данная радиолокационная отметка классифицируется как отметка, связанная с фантомной целью первого типа. Схема модифицированного алгоритма РПМБС для обработки траекторий распределенных целей в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния представлена на рисунке 4.

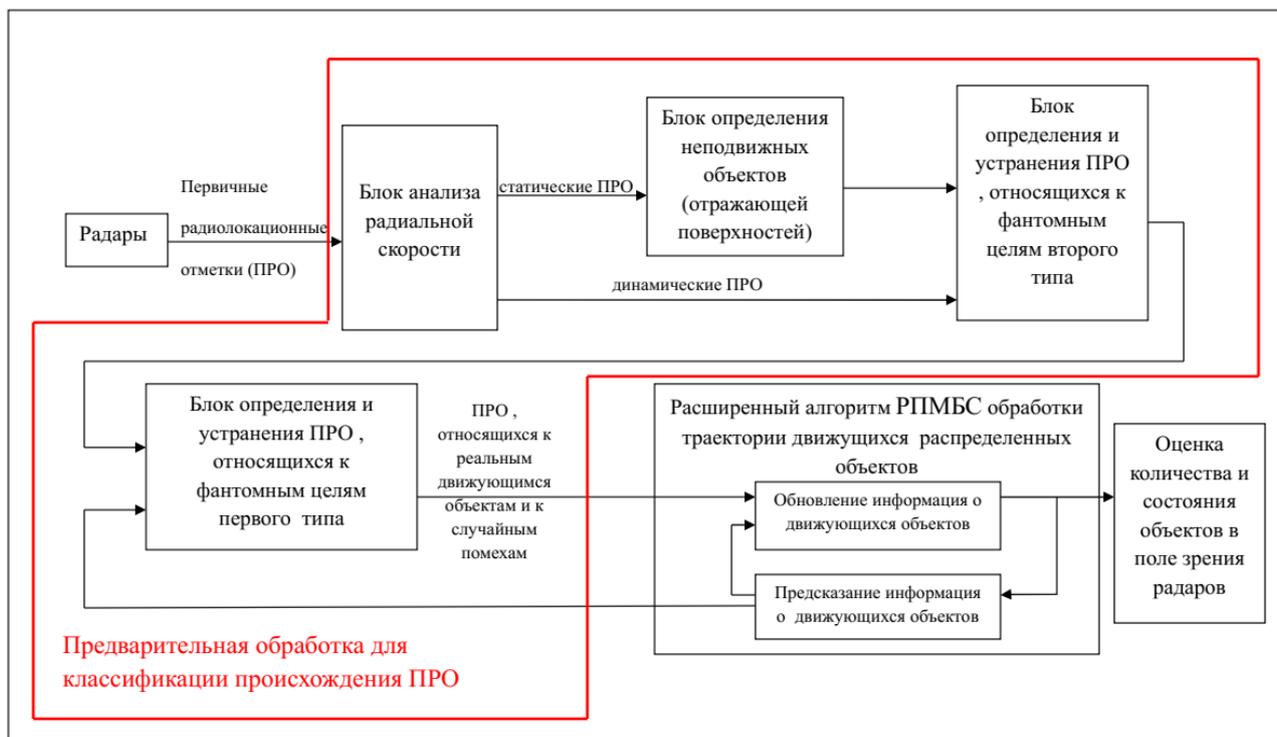


Рис. 4. Обобщенная схема модифицированного алгоритма РПМБС

### 3. Имитационное моделирование и анализ эффективности модифицированного алгоритма РПМБС в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния

Для оценки функциональных характеристик и производительности модифицированного алгоритма РПМБС в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния используем MATLAB для генерации сценария движения по автомагистрали.

В данном сценарии представлен наш автомобиль, перемещающийся по дороге, оснащенный четырьмя радаром: одним фронтальным, одним задним и двумя боковыми. Движущиеся цели представлены другими транспортными средствами, движущимися вблизи нашего автомобиля. Дорожные барьеры

действуют как стационарные отражающие поверхности. Радары формируют первичные радиолокационные отметки, содержащие информацию о расстоянии, азимуте и радиальной скорости потенциальных целей. В дополнение к радиолокационным отметкам, полученным от реальных объектов (как движущихся, так и неподвижных) и случайных помех, радары также генерируют отметки, из-за многолучевого распространения с учетом до трех рассеяний между передачей и приемом радиолокационного сигнала.

В ходе обработки траекторий целей эффективность модифицированного алгоритма РПМБС оценивается с использованием метрики GOSPA (generalized optimal sub-pattern assignment), которая учитывает ошибки в оценке количества, кинематических параметров и размеров целей в области видимости радара. Метрика GOSPA вычисляет единственное скалярное значение, которое объединяет ошибки локализации (расстояние между истинными и оценочными позициями целей) и ошибки мощности (пропущенные или ложные цели).

$$d_p^{(c,\alpha)}(X, \hat{X}) = \left[ \min_{\theta \in \Theta} \left( \underbrace{\sum_{(i,j) \in \theta} d(\mathbf{x}^i, \hat{\mathbf{x}}^j)}_{\text{ошибки локализации}} + \underbrace{\frac{c^p}{\alpha} (|\mathbf{x}| - |\theta|)}_{\text{ошибки пропуска целей}} + \underbrace{\frac{c^p}{\alpha} (|\hat{\mathbf{x}}| - |\theta|)}_{\text{ошибки ложных целей}} \right) \right]^{\frac{1}{p}},$$

где  $X$  и  $\hat{X}$  – множества истинных и оценочных позиций целей соответственно, где  $\mathbf{x}^i, \hat{\mathbf{x}}^i$  – элементы (позиции объектов) в множествах  $X$  и  $\hat{X}$  соответственно,  $p$  – показатель ( $1 \leq p < \infty$ ), определяющий степень, в которой большие ошибки выделяются перед меньшими;

$c$  – предельное расстояние ( $c > 0$ ), соответствующее максимальной допустимой ошибке локализации цели;

$\alpha$  – коэффициент штрафа за мощность ( $0 < \alpha \leq 2$ ), определяющий вес ошибок мощности (пропущенных или ложных обнаружений целей) в метрике GOSPA;

$\Theta$  – множество возможных способов назначений оценочных позиций целей их истинным позициям. Оценочная позиция назначается истинной позиции цели при условии, что расстояние между ними меньше  $c$ . Для оптимизации

назначения можно применить венгерский алгоритм [11] или алгоритм аукциона [12]. Подбор параметров  $p$ ,  $c$ ,  $\alpha$  и детальное изучение метрики GOSPA представлены в работе [13].

В случае точечной цели ошибка локализации оценивается евклидовым расстоянием между истинной и оценочной позициями цели. Для распределенных целей, ошибки локализации также будут включать ошибки в оценке размера и ориентации цели в пространстве. Предположим, что реальная цель аппроксимируется эллипсом, центр и форма которого определяются вектором  $\mathbf{c}$  и матрицей  $\mathbf{X}$ . В предложенном алгоритме форма и размеры цели аппроксимируются эллипсом, центр и форма которого определяются вектором  $\hat{\mathbf{c}}$  и матрицей  $\hat{\mathbf{X}}$ . Разность двух эллипсов оценивается квадратом расстояния GWD (Gaussian Wasserstein Distance) по формуле:

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

Для оценки производительности алгоритма обработки траектории множества распределенных целей, расстояние GWD интегрируется в метрику GOSPA.

В работе также проведено тестирование отслеживания целей в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния с применением модифицированного алгоритма ПВГ. Структура модифицированного алгоритма ПВГ аналогична структуре модифицированного алгоритма РПМБС, описанного на рисунке 4. Оригинальный алгоритм ПВГ представлен в работах [14,15].

Рассмотрим результаты сценария, в котором отслеживание целей проводится в течение периода в 11,4 секунды, что соответствует 114 временным шагам, где период обзора радара, или время между двумя последовательными измерениями, составляет 0,1 секунды. При этом сценарий имитационного моделирования генерирует радиолокационные отметки, соответствующие пяти типам: реальные движущиеся цели, неподвижные объекты, фантомные цели 1-го типа, фантомные цели 2-го типа и помехи. В ходе предварительной обработки эти радиолокационные отметки классифицируются в соответствии с этими пятью типами. Точное количество радиолокационных отметок каждого типа и

процентное соотношение отметок, отнесенных к каждому типу, представлены в таблицах 1 и 2.

Таблица 1. Точное количество ПРО и результаты классификации происхождения ПРО после процесса предобработки при использовании модифицированного алгоритма ПВГ

Происхождение ПРО	Точное число ПРО каждого типа	Результаты предварительной обработки для классификации происхождения ПРО (Процент радиолокационных отметок, отнесенных к каждой категории, %)				
		Реальные движущиеся цели	Неподвижные объекты	Фантомные цели 1-го типа	Фантомные цели 2-го типа	Помехи
Реальные движущиеся цели	1968	91.72	0.51	7.27	0.51	0
Неподвижные объекты	27064	1.15	92.16	4.08	2.62	0
Фантомные цели 1-го типа	833	15.49	0	84.39	0.12	0
Фантомные цели 2-го типа	3153	3.04	0.25	13.99	82.71	0
Помехи	130	23.85	0	18.46	57.69	0

Таблица 2. Точное количество ПРО и результаты классификации происхождения ПРО после процесса предобработки при использовании модифицированного алгоритма РПМБС

Происхождение ПРО	Точное число ПРО каждого типа	Результаты предварительной обработки для классификации происхождения ПРО (Процент радиолокационных отметок, отнесенных к каждой категории,%)				
		Реальные движущиеся цели	Неподвижные объекты	Фантомные цели 1-го типа	Фантомные цели 2-го типа	Помехи
Реальные движущиеся цели	1968	97.71	0.51	1.17	0.61	0
Неподвижные объекты	27064	1.32	92.16	3.2	3.33	0
Фантомные цели 1-го типа	833	23.73	0	74.35	1.92	0
Фантомные цели 2-го типа	3153	4.44	0.25	1.49	93.82	0
Помехи	130	24.62	0	9.23	66.15	0

Результаты показывают, что процент правильной классификации реальных движущихся целей и неподвижных объектов составляет более 90%. При этом радиолокационные отметки, соответствующие фантомным целям, будут обнаружены и удалены.

Стоит отметить, что процесс предварительной обработки не способен дифференцировать радиолокационные отметки, происходящие от случайных помех. Это приводит к ошибочной классификации таких отметок в другие группы, включая их неверное определение как отметок, происходящих от реальных целей. Тем не менее, после этапа предварительной обработки данные отметки подвергаются дальнейшей обработке с использованием алгоритмов РПМБС или ПВГ для их исключения и оценки реальных целей.

Следует также обратить внимание на то, что после предварительной обработки остаются некоторые радиолокационные отметки, связанные с фантомными целями 1-го типа, которые ошибочно классифицируются как отметки, связанные с реальными целями. В частности, в контексте эксперимента для алгоритма ПВГ после этапа предварительной обработки 15,49 % отметок, связанных с фантомными целями 1-го типа, были неверно классифицированы как отметки реальных целей, в то время как этот показатель для алгоритмов ПМБС достиг 23,73 %. Это обусловлено тем, что в некоторых случаях метки больших фантомных целей 1-го типа могут появляться все еще находясь на поверхности реальных целей, что в итоге слабо влияет на оценку их состояния.

После предварительной обработки радиолокационные отметки обрабатываются с использованием модифицированных алгоритмов РПМБС или ПВГ для оценки состояния реальных движущихся целей. Сравнение вычисленного количества целей, полученных с помощью данных алгоритмов, и фактического числа движущихся целей представлено на рисунке 5.

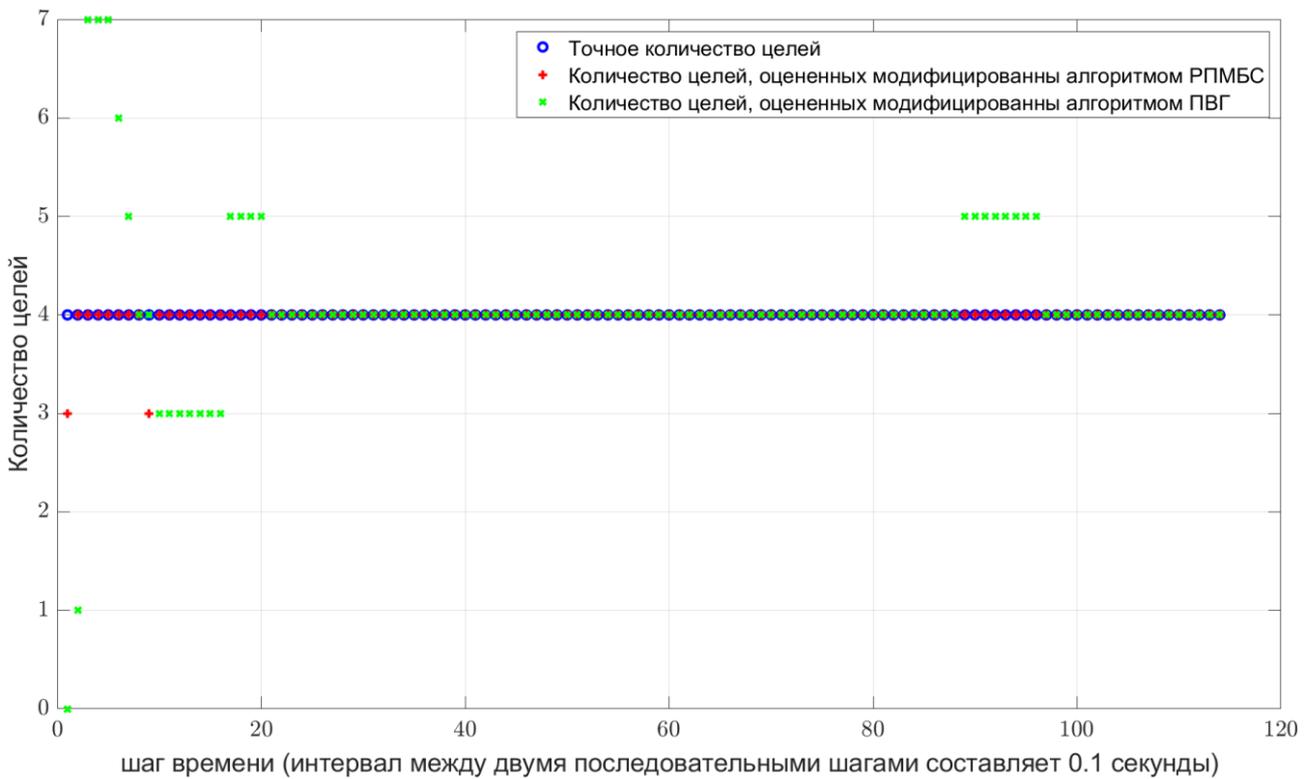
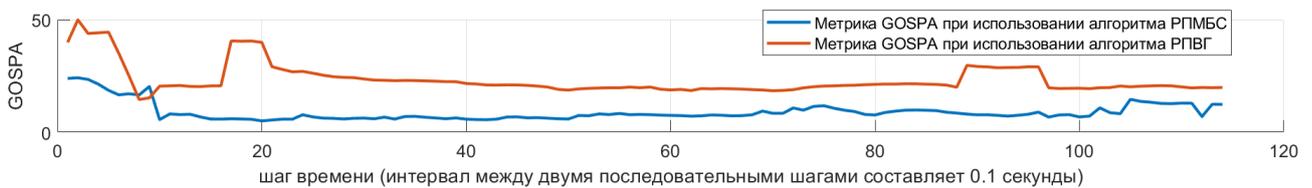
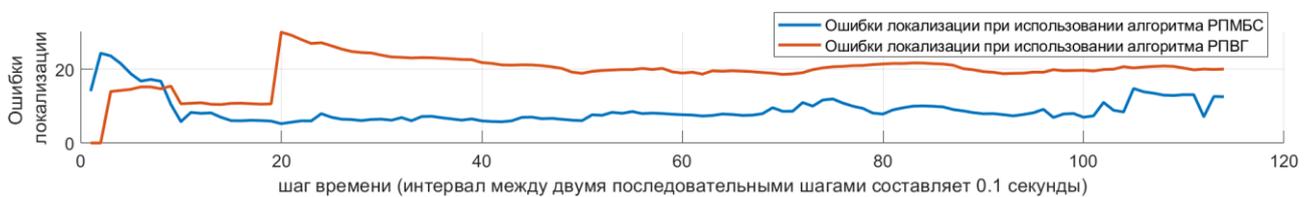


Рис. 5. Результат оценки количества целей

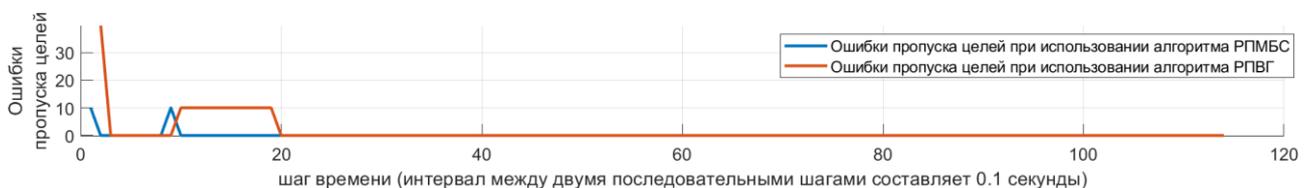
На рисунке 6 представлены метрика GOPSA и зависимости ошибки от времени при использовании модифицированных алгоритмов РПМБС и ПВГ в случаях отслеживания цели в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния ( $p=1, c=20, \alpha=2$ ).



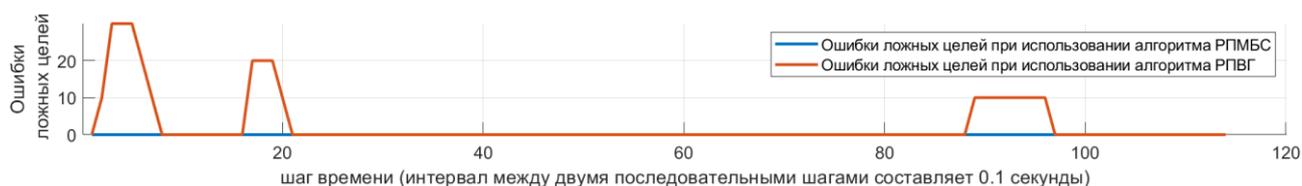
а)



б)



в)



г)

Рис. 6. Метрики GOSPA и составляющие ошибки при использовании модифицированного алгоритма РПМБС (синие кривые) и модифицированного алгоритма ПВГ (оранжевые кривые): а) метрики GOSPA, б) ошибки локализации, в) ошибки пропуска целей, г) ошибки ложных целей

В рамках тестового сценария, продолжительностью 11,4 секунды, в поле зрения радара появляется четыре цели. Метрика GOSPA с параметрами  $p=1$ ,  $c=20$ ,  $\alpha=2$  имеет относительно низкое значение, что указывает на эффективность обоих алгоритмов в оценке состояния целей. Эти результаты согласуются с выводами, сделанными в наших предыдущих работах [1,4], где было показано, что алгоритм ПМБС часто обладает преимуществами в определении количества целей, особенно при высоком уровне помех. В условиях многолучевого рассеяния модифицированный алгоритм РПМБС также проявляет более высокую эффективность по сравнению с алгоритмом СВГ, что подтверждается более низким значением индекса GOSPA, указывающим на более высокую точность оценки состояния целей.

Таким образом, модифицированный алгоритм РПМБС можно использовать в приложениях для сопровождения радиолокационных целей в условиях многолучевого рассеяния радара.

Однако, несмотря на тот факт, что экспериментальные результаты показывают способность предложенного алгоритма отслеживать и достаточно точно оценивать цели на основе данных, полученных с радиолокационной отметки, у алгоритма есть определенные недостатки. Во-первых, реализация алгоритма РПМБС сложнее по сравнению с другими методами, такими как ГБС, СВАД, МГС. В сложных условиях алгоритм требует больше вычислительных ресурсов. Необходимо правильно настроить множество параметров, чтобы алгоритм был эффективен в различных контекстах. При некорректной оценке

состояния целей в прошлый момент времени возможны ошибки в классификации происхождения радиолокационных меток в будущем.

## **Заключение**

В рамках данной работы представлен модифицированный алгоритм РПМБС, разработанный для отслеживания целей автомобильными радарными системами в условиях многолучевого рассеяния. Результаты моделирования подтверждают способность алгоритма одновременно обнаруживать и отслеживать траектории нескольких целей при получении первичных радиолокационных отметок от различных радаров в условиях многолучевого радиолокационного рассеяния. Численные эксперименты демонстрируют эффективность данного алгоритма в тестовых сценариях, что делает его применимым для задач, таких как трекинг целей в области автономного вождения, системах помощи водителю, приложениях, обеспечивающих безопасность водителя и других сферах с помощью автомобильного радара, где количество, плотность целей, отражающих поверхностей и помех могут быть значительными.

Для повышения точности алгоритма сопровождения цели можно рассмотреть возможность объединения информации из различных типов датчиков, а также применения моделей классификации, используемых в машинном обучении, таких как SVM, RF или нейронная сеть PointNet++, при условии доступности данных для обучения этих моделей.

**Финансирование:** Оставить пустым если финансирование отсутствует.

## **Литература**

1. Thanh L. B., Alexandrovich P. D., Ruben P. Multi-object multi-sensor tracking simulation using poisson multi-bernoulli mixture filter //2021 23rd International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA). – IEEE, 2021. – С. 1-6. <https://doi.org/10.1109/DSPA51283.2021.9535849>

2. Thanh L. B. Data Association for Multi-Object Tracking Using Assignment Algorithms // 2021 International Conference Engineering and Telecommunication (En&T). – IEEE, 2021. – С. 1-5. <https://doi.org/10.1109/EnT50460.2021.9681742>
3. 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>
4. Ле Ба Тхань. Алгоритм многоцелевой траекторной обработки для распределенных движущихся целей. *Журнал радиоэлектроники* [электронный журнал]. 2023. №7. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.7.12>
5. Prophet R. et al. Instantaneous ghost detection identification in automotive scenarios // 2019 IEEE Radar Conference (RadarConf). – IEEE, 2019. – С. 1-6. <https://doi.org/10.1109/RADAR.2019.8835603>
6. Kraus F. et al. Using machine learning to detect ghost images in automotive radar // 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). – IEEE, 2020. – С. 1-7. <https://doi.org/10.1109/ITSC45102.2020.9294631>
7. Ester M. et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise // kdd. – 1996. – Т. 96. – №. 34. – С. 226-231. <https://cdn.aaii.org/KDD/1996/KDD96-037.pdf>
8. Kellner D., Klappstein J., Dietmayer K. Grid-based DBSCAN for clustering extended objects in radar data // 2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. – IEEE, 2012. – С. 365-370. <https://doi.org/10.1109/IVS.2012.6232167>
9. Zhang A. et al. Dive into deep learning // arXiv preprint arXiv:2106.11342. – 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.11342>
10. Martínez-Otzeta J. M. et al. Ransac for robotic applications: A survey // Sensors. – 2022. – Т. 23. – №. 1. – С. 327. <https://doi.org/10.3390/s23010327>
11. Kuhn H. W. The Hungarian method for the assignment problem // Naval Research Logistics (NRL). – 2005. – Т. 52. – №. 1. – С. 7-21. <https://doi.org/10.1002/nav.20053>

12. Bertsekas D. P. Auction Algorithms // Encyclopedia of optimization. – 2009. – Т. 1. – С. 73-77. [http://web.mit.edu/dimitrib/www/Auction\\_Encycl.pdf](http://web.mit.edu/dimitrib/www/Auction_Encycl.pdf)
13. Rahmathullah A. S., García-Fernández Á. F., Svensson L. Generalized optimal sub-pattern assignment metric // 2017 20th International Conference on Information Fusion (Fusion). – IEEE, 2017. – С. 1-8. <https://doi.org/10.23919/ICIF.2017.8009645>
14. Granstrom K., Orguner U. A PHD filter for tracking multiple extended targets using random matrices // IEEE Transactions on Signal Processing. – 2012. – Т. 60. – №. 11. – С. 5657-5671. <https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2212888>
15. 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>

**Для цитирования:**

Ле Ба Тхань. Алгоритм траекторной обработки для автоматического отслеживания распределенных движущихся целей в условиях многолучевого рассеяния. *Журнал радиоэлектроники* [электронный журнал]. 2023. №8. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.8.3>