

MATHEMATICAL MODELING МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

УДК 621.396.96

А.С. Гуторов

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ФИЛЬТРАЦИИ ПРИ ТРАЕКТОРНОЙ ОБРАБОТКЕ ДАННЫХ ПО ЦЕЛЯМ

Гуторов Александр Сергеевич, окончил радиотехнический факультет Ульяновского государственного технического университета, аспирант УлГТУ. Главный конструктор ФНПЦ ОАО «НПО «Марс». Имеет статьи в области статистических методов обработки сигналов. [e-mail: gutorov_as@mail.ru].

Аннотация

Сопровождение маневрирующей цели для автоматизированных систем является достаточно трудной задачей. Резкое изменение скорости или изменение направления движения цели может оказать существенное влияние на результат фильтрации параметров движения целей [1]. Известно несколько методов определения параметров движения цели в статистически неопределенных ситуациях, при которых неизвестны соответствия между измеренными и реальными положениями объектов, такие как: алгоритмы с применением фильтра Калмана, многомодельные алгоритмы фильтрации [2], алгоритмы межмодельного взаимодействия [3].

Целью данной работы является исследование алгоритмов предварительной обработки экспериментальных данных траекторий целей, направленных на сглаживание случайных помех. Для повышения точности оценивания траекторий маневрирования при сопровождении цели также предлагается использовать алгоритм, основанный на оценке функции сглаживания сплайном, формируемой по нескольким точкам траектории. Данный алгоритм позволяет производить оценку интенсивного изменения параметров движения цели в отсутствии динамической модели движения, основываясь только на измеренных данных и их аппроксимации. Моделирование алгоритмов оценки параметров движения цели показывает, что для маневрирующих целей такой алгоритм выдает более точный результат, чем алгоритмы с использованием фильтра Калмана. При этом алгоритм достаточно прост для реализации и требует немного вычислительных ресурсов. Данный алгоритм может применяться совместно с многомодельными алгоритмами обработки данных радиолокационных станций.

Ключевые слова: радиолокация, обнаружение, различение, оценивание, фильтрация, имитационное моделирование.

MATHEMATICAL MODELING AND RESEARCH OF FILTERING ALGORITHMS WHILE TARGET DATA TRAGECTORY PROCESSING

Aleksandr Sergeevich Gutorov, graduated from the Faculty of Radioengineering at Ulyanovsk State Technical University; a post-graduate student of Ulyanovsk State Technical University, Chief Designer at Federal Research-and-Production Center Open Joint-Stock Company 'Research-and-Production Association 'Mars'; an author of articles in the field of statistical methods of signal processing. e-mail: gutorov_as@mail.ru.

Abstract

The tracking of a maneuvering target in automated systems is a quite difficult task. A sudden change in speed of a target or change of its movement direction can have a major effect on the result of target movement parameters filtering. There are some methods of target movement characterization in statically indeterminate situations, at which conformities between measured and real objects positions are unknown, such as algorithms using Kalman Filter, multimodel filtering algorithms, and algorithms of intermodel interaction.

The goal of this article is a research of algorithms for preliminary processing of target trajectories experimental data, intended for smoothing random interferences. The algorithm based on the spline smoothing function constructed by several trajectory points is also offered to be used to increase accuracy of maneuvering trajectory estimation in target tracking. This algorithm makes it possible to evaluate the intensive change of target movement parameters in case the dynamic movement model is not available, based on measured data and its approximation. The simulation of target movement parameters estimation algorithms proves that this algorithm provides a more exact result in comparison with algorithms using Kalman filter. In addition, this algorithm is quite simple to implement and requires not many computational resources. This algorithm can be used together with multimodel radar data processing algorithms.

Key words: radar location, detection, discrimination, estimation, filtering, simulation modeling.

ВВЕДЕНИЕ

При проектировании систем обработки данных радиолокационных станций (РЛС) возникает проблема отождествления отсчетов наблюдений при получении оценок. Особую сложность при сопровождении целей составляет корректное определение параметров быстроманеврирующих целей, а также случаи пересечения траекторий движения целей. Задача сопровождения усложняется для маневрирующих целей в сложной внешней обстановке, в случае большого числа объектов.

Известны методы, созданные для решения задачи отождествления. Среди них можно выделить «сильнейший сосед» и «ближайший сосед» [4]. В этих методах решения принимаются с учетом попадания того или иного измерения в строб селекции – область вокруг следующего предсказанного измерения положения цели. Эти методы устойчиво работают, когда уровень сигнала больше уровня шума либо когда цель не маневрирует.

Наиболее известным алгоритмом оценки сглаживания (фильтрации) замеров является метод сопровождения целей с применением фильтра Калмана. Когда цель движется с малой флуктуацией по направлению и скорости и шумовые составляющие являются гауссовскими, алгоритмы с применением фильтра Калмана являются оптимальными для использования. Для маневрирующей цели точность калмановского фильтра резко снижается из-за несоответствия модели движения цели и выходных данных РЛС по замерам. Для устранения недостатков стандартного фильтра Калмана применяются многомодельные байесовские алгоритмы одновременного различения типов целей (моделей) и оценивания изменяющихся траекторных параметров [5, 6] или адаптивные алгоритмы с использованием фильтра Калмана [7]. Эти алгоритмы используют баесовскую оценку вероятности соответствия той или иной модели текущей динамики движения цели. Дальнейшее развитие алгоритм получил при многокритериальном многомодельном оценивании вероятности применения той или иной модели.

Во время маневрирования цели алгоритм с применением фильтра Калмана не может надлежащим образом оценить динамику движения. Поэтому в многомодельных алгоритмах для маневрирующих целей целесообразно применять другие методы, например, алгоритмы оценки функции сглаживающего сплайна. Отличием этого алгоритма от фильтра Калмана является оценивание каждого значения по измеренным параметрам движения, а не через сумму предсказанных и измеренных значений.

В настоящей работе рассматриваются варианты алгоритмов фильтрации замеров положения цели для различных моделей движения целей. Представлены результаты моделирования для иллюстрации эффективности предложенных алгоритмов.

1 ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФИЛЬТРА КАЛМАНА И МНОГОМОДЕЛЬНЫХ АЛГОРИТМОВ С МЕЖМОДЕЛЬНЫМ ВЗАИМОДЕЙСТВИЕМ

Фильтр Калмана – последовательный рекурсивный алгоритм, использующий принятую модель динамической системы для получения оценки, которая может быть скорректирована в результате анализа каждой новой выборки измерений во временной последовательности [8].

Одной из основных проблем, с которой сталкиваются при работе с фильтром Калмана, является то, что как модель самой системы, так и модель измерений не идеальны. Статистические свойства шумов, а именно их ковариационные матрицы, являются теми параметрами, от которых зависит точность оценивания вектора состояния системы, то есть точность работы фильтра. Обычно начальные значения ковариационных матриц шума измерений и шума процесса выбираются путем анализа некоторых эмпирических данных или путем моделирования различных ситуаций и далее считаются постоянными. Если в процессе использования этих данных выясняется, что работа фильтра неудовлетворительна, то требуется новая настройка ковариационных матриц шумов. Появляется задача адаптивной фильтрации – параллельно с оценкой вектора со-

стояния системы оценивать статистические свойства шумов процесса и измерений (ковариационные матрицы) с целью повышения точности работы фильтра.

В режиме реального времени применение алгоритма фильтра Калмана зависит от априорных предположений относительно среднеквадратичной ошибки состояния и наблюдения. Кроме того, не существует оптимального оценивания неизвестной ковариационной матрицы состояний и наблюдений процессов. Некоторые авторы [7] предлагают решить эту проблему оценки выигрыша адаптивно, путем оценки одного или более параметров средней дисперсии матрицы состояния и измерений. Обобщенная схема работы фильтра Калмана представлена в [5].

Для расширения возможностей алгоритмов сопряжения цели, основанных на фильтре Калмана, предлагается использовать многомодельные алгоритмы с межмодельным взаимодействием. Алгоритмы имеют рекурсивную структуру и представляют наиболее полную совокупность моделей состояния объекта, позволяющих частично решить проблему недостаточности априорной информации по единой модели движения. Алгоритмы с межмодельным взаимодействием аппроксимируют состояние нелинейной системы относительно взвешенной оценки состояния модели. Тем не менее, для моделирования динамики цели требуется полный набор вариантов состояний объекта.

Для случая маневрирующей цели точность алгоритма межмодельного взаимодействия превосходит точность фильтра Калмана. Недостатками алгоритма являются требуемые большие вычислительные ресурсы ввиду большого количества моделей и проблема выбора правильной модели. Все это может оказывать влияние на производительность системы в целом.

Как было указано, в алгоритме межмодельного взаимодействия могут использоваться несколько моделей для корректировки выбранной модели движения. Сходство фильтра Калмана с алгоритмом межмодельного взаимодействия заключается в использовании модели движения для предсказания положения цели – результат принимается на основе оценки предсказанных и измеренных значений. При маневрировании измеренные значения показывают более достоверную характеристику движения, но вес измеренных значений не увеличится в обоих алгоритмах.

Структурная схема работы алгоритма межмодельного взаимодействия представлена на рисунке 1.

Оценка значения замера обозначена как \hat{X}_t для момента времени t , замеры поступают как $Z(t)$. M_k^j представляет вектор вероятностей принятия модели j , $u(k)$ представляет вектор вероятности той или иной модели. $P_{(i,j)}$ – вероятность перехода от модели i к модели j . \hat{X}_t^j – оценка состояния модели j в момент времени t . \hat{X}_{t-1}^{oj} – результат выполнения блока взаимодействия для \hat{X}_{t-1}^j где $j = 1, 2, \dots, N$.

Алгоритм выполняется в несколько этапов.

В момент времени $t - 1$ принимается оценка состояния \hat{X}_{t-1}^j и матрица ковариации P_{t-1}^j , где $j = 1, 2, \dots, N$.

После выполнения процедуры межмодельного взаимодействия, в момент времени $t - 1$ фильтр оценки состояния модели j принимает значение:

$$\hat{X}_{t-1}^{oj} = \sum_{i=1}^n \hat{X}_{t-1}^i \times u_{t-1}(i|j).$$

Вероятность решения принятия модели j определяется по формуле:

$$P_{t-1}^{oj} = \sum_{i=1}^n \left\{ P_{t-1}^i + [\hat{X}_{t-1}^i - \hat{X}_{t-1}^{oj}] \times [\hat{X}_{t-1}^i - \hat{X}_{t-1}^{oj}]^T \right\} \times u_{t-1}(i|j),$$

где вектор вероятности принятия модели

$$u_{t-1}(i|j) = \frac{P_{(i,j)} u_{t-1}^i}{\bar{C}_j}, \text{ при этом } \bar{C}_j = \sum_{i=1}^n P_{(i,j)} u_{t-1}^i.$$

Выбирая модель j с наибольшей вероятностью, принимаем ее как наиболее подходящую под исходную динамику

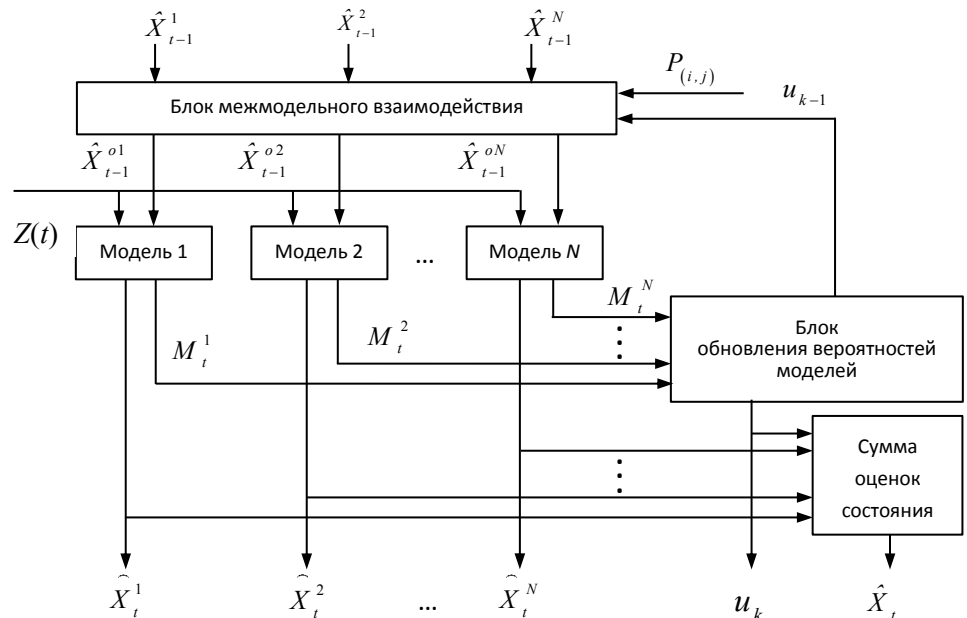


Рис. 1. Оценка параметров движения с помощью алгоритма межмодельного взаимодействия

ку движения цели. Применяв фильтр Калмана, получаем предсказание фильтра модели в момент времени $t - \hat{X}_{t-1}^j$ и вероятность P_t^j наиболее подходящей модели.

Далее обновляем вероятность принятия каждой модели в текущий момент времени:

$$u_{t-1}(j) = \frac{M_k^j \bar{C}_j}{C},$$

где

$$C = \sum_{i=1}^n M_k^i \bar{C}_j.$$

После получения вероятностей принятия каждой модели получаем оцениваемые значения искомого параметра \hat{X}_t :

$$\hat{X}_t = \sum_{i=1}^n u_t(i) \left\{ P_t^i + [\hat{X}_t^i - \hat{X}_t] \times [\hat{X}_t^i - \hat{X}_t]^T \right\},$$

где P_t^i – матрица ковариации состояний.

Данный алгоритм выполняется рекурсивно до выявления наиболее подходящей модели движения цели. Можно отметить, что, применяя алгоритм межмодельного взаимодействия в совокупности с алгоритмом фильтра Калмана, через несколько шагов может быть выбрана любая иная модель даже при установившейся ранее, отличной от текущей динамики полета. Тем не менее, в быстро меняющейся обстановке этого может быть недостаточно.

2 ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ОЦЕНКИ СГЛАЖИВАЮЩЕГО СПЛАЙНА

Измеренное значение во многих случаях отражает закономерность движения цели в текущий момент времени более оперативно, чем предсказанное значение, при этом по нескольким замерам можно выявить закономерность искривления кривой. Таким образом, оценочный вес фильтра должен быть связан со значением замера.

Когда цели маневрируют, параметры движения имеют некую регулярность изменения или характеристику маневра, даже учитывая наличие погрешностей измерений и систематических ошибок. Например, можно использовать кубический сплайн отрезка – функцию, которая на каждом отрезке является многочленом степени не выше третьей, имеет непрерывные первую и вторую производные на всем отрезке. Кубический сплайн используется для сглаживания экспериментальных данных и особенно эффективен для аппроксимации математической модели маневрирующей цели, а функция сглаживающего сплайна отражает закономерность маневрирования. Сглаживающий сплайн «проходит» в определенной близости от экспериментальных точек. Таким образом точки сплайна могут использоваться как дополнительная информация по характеристикам маневрирования при определении модели движения.

Предположим, мы имеем замер L с координатами положения цели (x_i, y_i) . При этом $f(x_i, y_i)$ – функция кубического сплайна. Необходимо найти функцию, которая сводится к минимизации функционала [3]:

$$\rho \sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i)|^2 + (1 - \rho) \int \left| \frac{d^2 f(x_i)}{dx^2} \right|^2 dx, \quad (1)$$

где n – количество точек, $\frac{d^2 f(x_i)}{dx^2}$ представляет вторую

производную функции $f(x_i, y_i)$ и весовой коэффициент сглаживания $\rho \in [0, 1]$. Структура функционала обеспечивает наименьшее отклонение прохождения сплайна от экспериментальных значений (первое слагаемое) и минимальную кривизну сплайна (второе слагаемое). Однако, эти условия являются противоречивыми, так как приближение кривой сплайна к экспериментальным точкам увеличивает кривизну. Чем меньше значение ρ по абсолютной величине, тем ближе к экспериментальным данным проходит сплайн-функция. При $\rho=0$ сплайн-функция $f(x_i, y_i)$ стремится к данным согласно критерию наименьших квадратов.

Формула (1) является задачей нахождения минимума функции при оптимальных значениях кривизны и отклонения от замеренных значений.

Сглаживающая сплайн-функция, построенная описанным методом, позволяет устранять искажения в замерах, вызванные случайной погрешностью при первичной обработке сигнала, при этом не заглаживая сами маневры цели.

Опыт показывает, что для оптимального определения интенсивности изменения характеристик движения, то есть скривления кривой движения, а значит сопровождения маневрирующей цели, необходимо выбирать значение параметра сглаживания равным 0,8.

Так, для функции $f(x_i, y_i)$ при трех соседних замерах имеем:

$$f(x_{i-1}, y_{i-1}) = (f(x_{i-2}, y_{i-2}) - f(x_i, y_i)) / 2.$$

На рисунке 2 представлен алгоритм фильтрации в части оценки положения цели, используя метод определения функции сглаживающего сплайна.

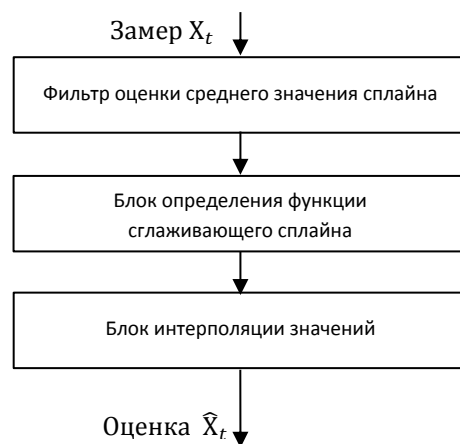


Рис. 2. Упрощенная схема оценки положения цели с использованием метода определения функции сглаживающего сплайна

Отфильтрованные результаты оценки координат сопоставляются со значением функции кубического сплайна, найденной по последним трем замерам. Все действия выполняются циклически для всех замеров маневрирующей цели. Экспериментальные данные показали, что 3-х замеров достаточно для определения сплайн-функции. Для надежного определения, с учетом сложности алгоритма, необходимо производить вычисление коэффициентов сплайн-функции по 4–5 замерам.

3 МОДЕЛИРОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ФИЛЬТРАЦИИ ЗАМЕРОВ ПОЛОЖЕНИЯ ЦЕЛИ

Для проверки эффективности работы алгоритмов траекторной фильтрации данных было проведено математическое моделирование движения цели и замеров ее положения с помощью имитируемой РЛС [9, 10]. Ставится задача – оценить эффективность и вычислительную производительность каждого из рассмотренных выше алгоритмов фильтрации замеров РЛС. Предполагается, что процессы распределены по гауссовскому закону. На рисунке 3 представлен маршрут движения цели.

Имитируемая цель движется криволинейно с переменной скоростью. Данные поступают от РЛС после пороговой и траекторной обработок. Пунктирная линия на рисунке 3 обозначает реальную траекторию цели, точки – выдаваемые РЛС замеры позиции цели, со средним квадратическим отклонением определения составляющих координат $\delta = 138$ м. Для оценки эффективности работы алгоритмов фильтрации данных РЛС были программно реализованы алгоритмы по методу Калмана и с использованием сглаживающего сплайна.

Результаты построения отфильтрованных траекторий представлены на рисунке 4. Видно, что при достаточно резком изменении вектора движения цели отфильтрованные с помощью фильтра Калмана значения находятся дальше от реальной траектории, чем значения, полученные с помощью сглаживающего сплайна. Это объясняется тем, что в фильтре Калмана на предсказание текущего значения большое влияние оказывает вес суммы предыдущих значений. Имеет место так называемая расходимость [11]. Особенно этот эффект

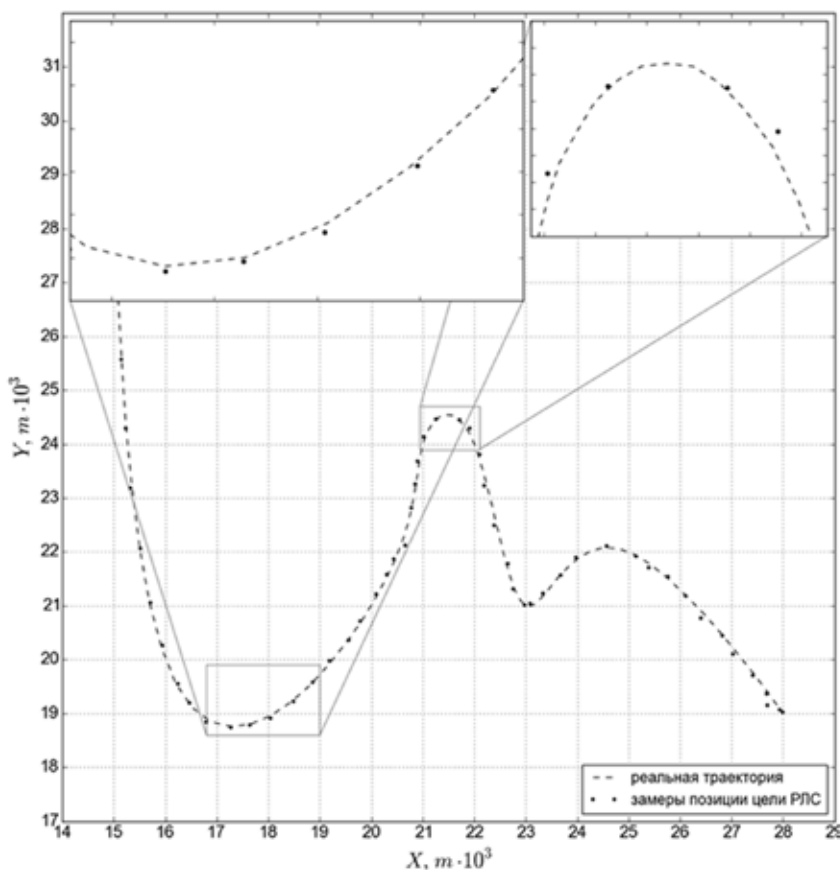


Рис. 3. Имитируемая траектория движения цели

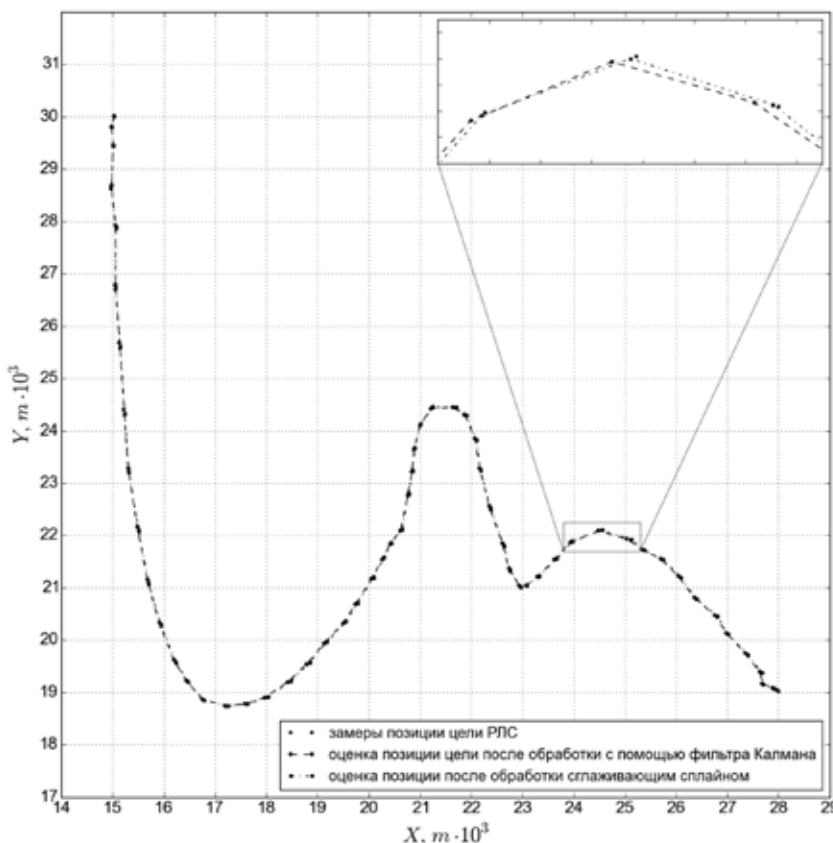


Рис. 4. Фильтрация замеров с применением фильтра Калмана и сглаживающего сплайна

заметен при фильтрации позиции быстроманеврирующей цели. Для тех же условий сглаживающий сплайн более «отзывчив» на смену траектории движения цели. Уже через одну отметку фильтр может откорректировать предсказание направления движения цели.

Так, среднее значение ошибки по координате X для отфильтрованных значений с помощью фильтра Калмана составляет 55,6 м обработки с помощью сглаживающего сплайна 9,7 м. Сопоставляя на рисунке 5 траекторию движения цели со значением ошибки фильтраций, видно, что фильтр Калмана чувствителен к изменению модели движения цели, ошибка увеличивается тогда, когда начинает меняться вектор направления движения цели. Но при этом с каждой итерацией фильтр Калмана «приспосабливается» к текущей модели движения. Для приведения фильтра в равновесное к модели положение необходимо от 5–7 итераций, тогда как в результате фильтрации сглаживающим сплайном маневры цели не привносят дополнительные ошибки оценивания. Но при этом требуется гораздо большее количество вычислительных ресурсов. Для получения оптимальных результатов по критерию производительность-качество, как было указано выше, алгоритмы фильтрации целесообразно объединять в многомодельные алгоритмы с межмодельным взаимодействием.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлены и рассмотрены особенности реализации алгоритмов фильтрации данных замеров на этапе траекторной обработки РЛС. Для изучения особенностей алгоритмов на программном языке Python с использованием графической библиотеки построения графиков Matplotlib и библиотек научных расчетов разработана программа моделирования движения цели и ее обнаружения имитируемой РЛС. Моделирование показало, что в случае априорно неизвестной модели движения цели предпочтительно использовать совокупность алгоритмов фильтрации, оптимизированных под различные модели, при этом на каждой очередной итерации следует уточнять оценку применимости модели к движению цели. Для неманеврирующей или слабоманеврирующей цели целесообразно использовать стандартные алгоритмы с помощью фильтра Калмана, не требующие сложных расчетов, а для быстроманеврирующей цели целесообразно применять алгоритмы на основе сглаживающих сплайнов.

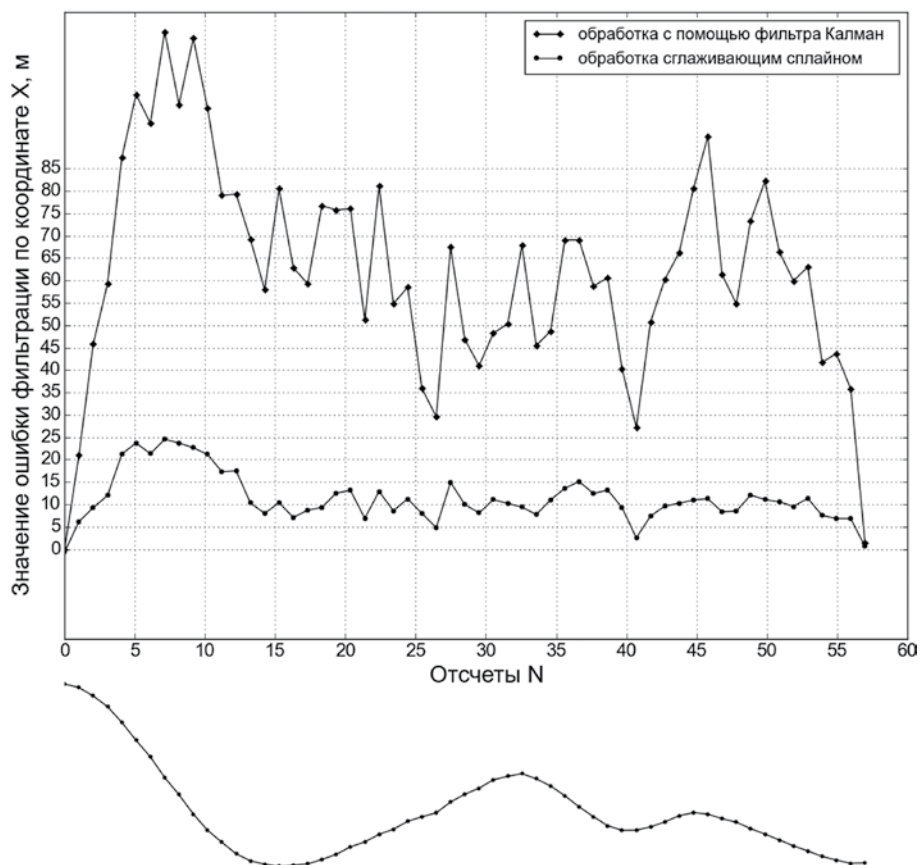


Рис. 5. Значение ошибки фильтрации по координате X

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Вопросы перспективной радиолокации / под ред. А.В. Соколова. – М. : Радиотехника, 2003. – 512 с.
2. Васильев К.К., Павлыгин Э.Д., Гуторов А.С. Многомодельные алгоритмы обработки данных системы мобильных РЛС // Автоматизация процессов управления. – 2014. – № 4 (38) – С. 6–13.
3. Yunfeng Liu, Jidong Suo, Hamid Reza Karimi, and Xiaoming Liu. A Filtering Algorithm for Maneuvering Target Tracking Based on Smoothing Spline Fitting // Hindawi Publishing Corporation. Abstract and Applied Analysis. Volume 2014, Article ID 127643.
4. Ворошилина Е.П., Тисленко В.И. Анализ методов автоматического сопровождения целей по дальности // Известия Томского политехнического университета. – 2006. – Т. 309, № 8. – С. 67–72.
5. Васильев К.К. Методы обработки сигналов : учеб. пособие. – Ульяновск, 2001. – 80 с.
6. Гуторов А.С. Проблемы совмещения отождествленных объектов от РЛС в многопозиционных системах // Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем : сб. науч. тр. Восьмой Всерос. науч.-практ. конф. (с участием стран СНГ). – Ульяновск : УлГТУ, 2013. – С. 18–21.
7. Fu H., Wu Y. and T. Lou. Adaptive unscented incremental filter method. Journal of Aerospace Power. – 2013. Vol. 28, No. 2, pp. 259–263.

8. Иванов Д.С., Овчинников М.Ю., Ткачев С.С. Руководство по лабораторной работе. Использование фильтра Калмана в задаче определения ориентации тела, подвешенного на струне. – М. : ГОУ ВПО Московский физико-технический институт (государственный университет), 2008. – 30 с.

9. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика : учеб. пособие для вузов.– 9-е изд., стер. – М. : Высш. шк., 2003. – 473 с.

10. Информационные технологии в радиотехнических системах / под ред. И.Б. Федорова. – М. : МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003. – 260 с.

11. Фарина А., Студер Ф. Цифровая обработка радиолокационной информации. Сопровождение целей : пер. с англ. – М. : Радио и связь, 1993. – 320 с.

REFERENCES

1. *Voprosy perspektivnoi radiolokatsii*. Pod red. A.V. Sokolova [Issues of Advanced Radiolocation. Edited by A.V. Sokolov]. Moscow, Radiotekhnika Publ., 2003. 512 p.

2. Vasilyev K.K., Pavlygin E.D., Gutorov A.S. *Mnogomodelnye algoritmy obrabotki dannykh sistemy mobilnykh RLS* [Multi-Model Data Processing Algorithms of the Mobile Radar System]. *Avtomatizatsiia protsessov upravleniia* [Automation of Control Processes], 2014, no. 4 (38), pp. 6–13.

3. Yunfeng Liu, Jidong Suo, Hamid Reza Karimi, and Xiaoming Liu. A Filtering Algorithm for Maneuvering Target Tracking Based on Smoothing Spline Fitting. *Hindawi Publishing Corporation. Abstract and Applied Analysis*, vol. 2014, Article ID 127643.

4. Voroshilina E.P., Tislenko V.I. *Analiz metodov avtomaticheskogo soprovozhdeniia tselei po dalnosti* [Analysis of Methods for Computer-Aided Target Tracking according to Range]. *Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of Tomsk Polytechnic University], 2006, vol. 309, no. 8, pp. 67–72.

5. Vasilyev K.K. *Metody obrabotki signalov. Ucheb. posobie* [Signal Processing Methods. Textbook]. Ulyanovsk, 2001. 80 p.

6. Gutorov A.S. *Problemy sovmeshcheniia otozhdestvlennykh objektov ot RLS v mnogopozitsionnykh sistemakh* [Alignment of Objects Detected by Radar in Multiposition Systems]. *Sovremennye problemy proektirovaniia, proizvodstva i ekspluatatsii radio-tekhnicheskikh sistem: sb. nauch. tr Vosmoi Vseros. nauch.-prakt. konf. (s uchastiem stran SNG)* [Proc. of the 8th Russian Workshop on Current Problems of Radioengineering Systems' Development, Manufacturing, and Operation (in partnership of CIS countries)], Ulyanovsk, ULSTU Publ., 2013, pp. 18–21.

7. Fu H., Wu Y. and T. Lou, Adaptive Unscented Incremental Filter Method. *Journal of Aerospace Power*, 2013, vol. 28, no. 2, pp. 259–263.

8. Ivanov D.S., Ovchinnikov M.Iu., Tkachev S.S. *Rukovodstvo po laboratornoi rabote. Ispolzovanie filtra Kalmana v zadache opredeleniia orientatsii tela, podveshennogo na strune* [Lab Instructions on the Kalman Filter Use for the Attitude Determination of Body Suspended by a String]. Moscow, Moskovskii fiziko-tekhnicheskii institut (State University) Publ., 2008. 30 p.

9. Gmurman V.E. *Teoriia veroiatnostei i matematicheskaia statistika*. Ucheb. posobie dlia vuzov, 9-e izd., ster. [Theory of Probability and Mathematical Statistics. University-and-Colledge Textbook, the 9th revised and stereotyped edition]. Moscow, Vyssh. shk. Publ., 2003. 473 p.

10. *Informatsionnye tekhnologii v radiotekhnicheskikh sistemakh*. Pod red. I.B. Fedorova [Information Technologies in Radioelectronic Systems. Edited by I.B. Fedorov]. Moscow, N.E. Baumann MSTU Publ., 2003. 260 p.

11. Farina A., Studer F. *Tsifrovaia obrabotka radiolokatsionnoi informatsii. Soprovozhdenie tselei*. Per. s angl. [Digital Processing of Radiolocation Information. Tracking of Targets. Transl. from Engl.]. Moscow, Radio i sviaz Publ., 1993. 320 p.