

РАДИОТЕХНИКА И СВЯЗЬ

УДК 621.396.96

DOI: 10.34680/2076-8052.2023.3(132).394-404

ГРНТИ 47.49.31

Специальность ВАК 2.2.16

Научная статья

СЛЕЖЕНИЯ НАДВОДНЫХ МАНЕВРИРУЮЩИХ ЦЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ИНТЕРАКТИВНОГО МНОГОМОДЕЛЬНОГО АЛГОРИТМА

Ле Минь Хоанг, Коновалов А. А., Дао Ван Лук

*Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»
(Санкт-Петербург, Россия)*

Аннотация С каждым годом возрастают объемы водных перевозок. Поэтому требования к системам безопасности на водном транспорте повышаются. Одной из важнейших мер по улучшению безопасности мореплавания является совершенствование методов обработки данных в системе управления движением судов (СУДС), включая процесс построения траектории движения цели. Траекторная фильтрация является одной из важных проблем сопровождения целей, которой уделяется внимание в последние годы. Для слежения за маневрирующими надводными судами предлагается интерактивный многомодельный алгоритм. Приведено моделирование работы многомодельного алгоритма в среде Матлаба.

Ключевые слова: слежение цели, траекторная обработка, траекторная фильтрация, многомодельный алгоритм, фильтр Калмана, фильтр ИММ, ИММ алгоритм

Для цитирования: Ле Минь Хоанг, Коновалов А. А., Дао Ван Лук. Слежения надводных маневрирующих целей на основе интерактивного многомодельного алгоритма // Вестник НовГУ. 2023. 3(132). 394-404. DOI: 10.34680/2076-8052.2023.3(132).394-404

Research Article

TRACKING OF SURFACE MANEUVERING TARGETS BASED ON INTERACTIVE MULTI-MODEL ALGORITHM

Le Minh Hoang, Konovalov A. A., Dao Van Luc

Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI" (Saint Petersburg, Russia)

Abstract The volume of sea and river transportation is increasing every year. As a result, the requirements for security systems in water transport are increasing. Among the measures to improve the safety of navigation, one of the most important ones is the improvement of data processing methods in ship control systems, including the target trajectory tracking. In recent years, much attention has been paid to the target trajectory tracking. An interactive multi-model (IMM) algorithm is proposed for tracking maneuvering surface vessels. The simulation of the work of the algorithm for trajectory filtering of targets in the Matlab environment is given. The next direction is suggested in the conclusion.

Keywords: target tracking, trajectory processing, trajectory filtering, multi-model algorithm, Kalman filter, IMM filter, IMM algorithm

For citation: Le Minh Hoang, Konovalov A. A., Dao Van Luc. Tracking of surface maneuvering targets based on interactive multi-model algorithm // Vestnik NovSU. 2023. 3(132). 394-404. DOI: 10.34680/2076-8052.2023.3(132).394-404

Введение

Моря покрывают три четверти поверхности Земли, а площадь океанов составляет 360 миллион квадратных километров, и не удивительно, что большая часть мировых грузоперевозок осуществляется речным и морским транспортом. Количество кораблей постоянно увеличивается. Поэтому требования к системам безопасности на водном транспорте возрастают. Одной из важнейших мер по повышению безопасности мореплавания является совершенствование методов обработки данных в системе управления движением судов (СУДС), в том числе при построении траектории цели в процессе обработки радиолокационных информаций. Использование методов траекторного сопровождения надводных целей позволит значительно повысить качество построения траектории наблюдаемых целей.

В статье исследуются и применяются различные алгоритмы при траекторной фильтрации цели, – как маневрирующей, так и не маневрирующей [1, 2]. Двумя последовательными этапами при оценке параметров траектории цели в традиционных методах являются: (1) обнаружение и принятие решения о наличии маневра; (2) оценивание параметров траектории цели при наличии маневра с учетом ее. Этот подход имеет некоторые недостатки [3, 4]. Во-первых, в ходе принятия решения о выборе модели при фильтрации параметров траектории цели не учитывается возможная ошибка. Во-вторых, фильтрация выполняется после принятия окончательного решения о выборе модели, хотя учет этих результатов может быть полезен для выбора траектории. В-третьих, увеличивается вероятность ложного отождествления на начальном этапе маневра [5].

Были разработаны многомодельные (ММ) алгоритмы [4, 6, 7, 8] для решения этих проблем. Алгоритм ММ характеризуется тем, что он использует набор моделей, состоящих из нескольких моделей движения цели в каждый момент времени, каждая из которых отражает возможные режимы движения цели. Алгоритмом ММ является основным подходом к сопровождению цели в условиях неопределенности движения. Однако, если движение цели часто меняется, это означает, что модель системы претерпевает частые переходы, – в этом случае метод ММ становится менее эффективным [1]. Для решения этой проблемы предлагается интерактивный многомодельный алгоритм (ИММ) [2, 3], в котором для описания движения цели используется несколько моделей с различными структурами в едином наборе фильтров, а окончательная оценка является взвешенной суммой оценок от каждого фильтра различных моделей [10]. В рамках данной статьи, с помощью программы MATLAB, моделируется работоспособность ИММ-фильтра при сопровождении надводных маневрирующих целей.

Динамическая система и модели измерения

А. Динамическая система

Вектор состояния целей определяется: $x = [x \quad v_x \quad a_x \quad y \quad v_y \quad a_y]^T$; где вектор положения $s = [x \quad y]^T$, вектор скорости $v = [v_x \quad v_y]^T$, вектор ускорения

$a = [a_x \quad a_y]^T$. Вектор шума системы определяется выражением $w = [w_x \quad w_y]^T$. Обращаем внимание, что w_x, w_y соответствуют «ускорениям» белого шума с нулевым средним по осям X и Y соответственно [10].

Уравнениям движения соответствуют: $x_{k+1} = Fx_k + Gu_k + w_k$, где F - матрица перехода (матрица экстраполяции), G – матрица интенсивности управления (входная матрица), u – вектор управления (вектор детерминированного ускорения), w – белый гауссовский шум с нулевым средним и известной ковариационной матрицей.

Модель движения неманеврирующей цели: модель движения с постоянной скоростью (*constant velocity, CV*):

Уравнение движения в этой модели описывается вид:

$$x_{k+1} = F_{CV}x_k + G_{CV}u_k + w_k,$$

где:

$$F_{CV} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad G_{CV} = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & T & 0 \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

и T – временная разница между измерениями x_{k+1} и x_k (для РЛС это период обзора).

Модель движения маневрирующей цели.

Модель движения с постоянным ускорением (*constant acceleration, CA*)

Уравнение движения в этой модели имеет вид:

$$x_{k+1} = F_{CA}x_k + G_{CA}u_k + w_k$$

где:

$$F_{CA} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad G_{CA} = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & T & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & T & 1 \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

Модель с постоянной скоростью поворота (*constant turn, CT*)

Уравнение движения в этой модели имеет вид:

$$x_{k+1} = F_{CT}x_k + G_{CT}u_k + w_k$$

где

$$F_{CT} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & 0 & -\frac{1-\cos \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \cos \omega T & 0 & 0 & -\sin \omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos \omega T}{\omega} & 0 & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \sin \omega T & 0 & 0 & \cos \omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$G_{CT} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & 0 & -\frac{1-\cos \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos \omega T}{\omega} & 0 & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 \end{bmatrix}^T; \quad (3)$$

Негауссовое распределение используется для моделирования изменения ускорения маневрирующих целей:

$$w(k) \sim \mathcal{C}(0, Q_c),$$

$$Q_c = \begin{bmatrix} q_x^2 & 0 \\ 0 & q_y^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

где $\mathcal{C}(0, Q_c)$ – распределение с центральным положением 0 и ковариацией Q_c .

Б. Модель измерения

Радиолокационная станция производит измерение в полярной системе координат (ПСК) с дискретным временем, включая дальность и азимут, выражаемым следующим образом:

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_k &= \begin{bmatrix} \rho_k \\ \alpha_k \end{bmatrix} = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k; \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \text{atan}\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{\rho_k} \\ v_{\alpha_k} \end{bmatrix}; \end{aligned} \quad (5)$$

где (x, y) – местоположение цели в декартовых (прямоугольных) координатах (ДСК); $\mathbf{v}_k$ – вектор гауссовского шума с нулевым средним и дисперсией $R_k = \text{diag}(\sigma_\rho^2, \sigma_\alpha^2)$, а σ_ρ и σ_α – стандартные отклонения для дальности и азимута соответственно. РЛС находится в начале координат: $(x_R, y_R) = (0, 0)$. Период обзора: $T = \Delta t = 3\text{s}$ [5].

Интерактивный многомодельный алгоритм

В последние годы большое внимание уделяется методам фильтрации параметров траекторий маневрирующих целей с использованием многомодельных (ММ) алгоритмов [8, 11]. Их особенность заключается в том, чтобы использовать сразу несколько моделей движения цели, а не одну. Результаты оценки вектора состояния вычисляют как взвешенную сумму отдельных фильтров. Среди ММ алгоритмов наиболее популярным является алгоритм ИММ. Доказано, что ИММ

является оптимальным фильтром и одной из экономичных схем оценки состояния цели [10, 12]. Основным преимуществом этого метода является возможность оценки состояния динамической системы с набором моделей движения, которые можно перемещать из одной модели в любую другую, в соответствии с матрицей переходных вероятностей.

Модели движения цели и измерения описывается уравнениями:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= F(M_{k-1})\mathbf{x}_{k-1} + G(M_{k-1})\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_k, \\ \mathbf{z}_k &= H(M_k)\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (6)$$

где $\mathbf{x}$ – вектор состояния; F – переходная матрица состояния; $\mathbf{u}$ – вектор детерминированных управляющих воздействий; G – входная матрица управляющих воздействий; $\mathbf{w}$ – вектор случайных воздействий; $\mathbf{z}$ – вектор измеряемых параметров цели; H – матрица измерения; $\mathbf{v}$ – вектор ошибок измерения.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$M_k \in \{M^s\}_{s=1}^N$: последовательность состояний, принимаемых системой, описывается марковской цепью с известными вероятностями переходов: $\pi_{is} \triangleq p\{M_k^s | M_{k-1}^i\}$.

ИММ-фильтры делятся на 4 основных шага: смешивание, фильтрация, обновление вероятности режима и комбинация состояний. На рисунке 1 показана структура схема алгоритма ИММ.

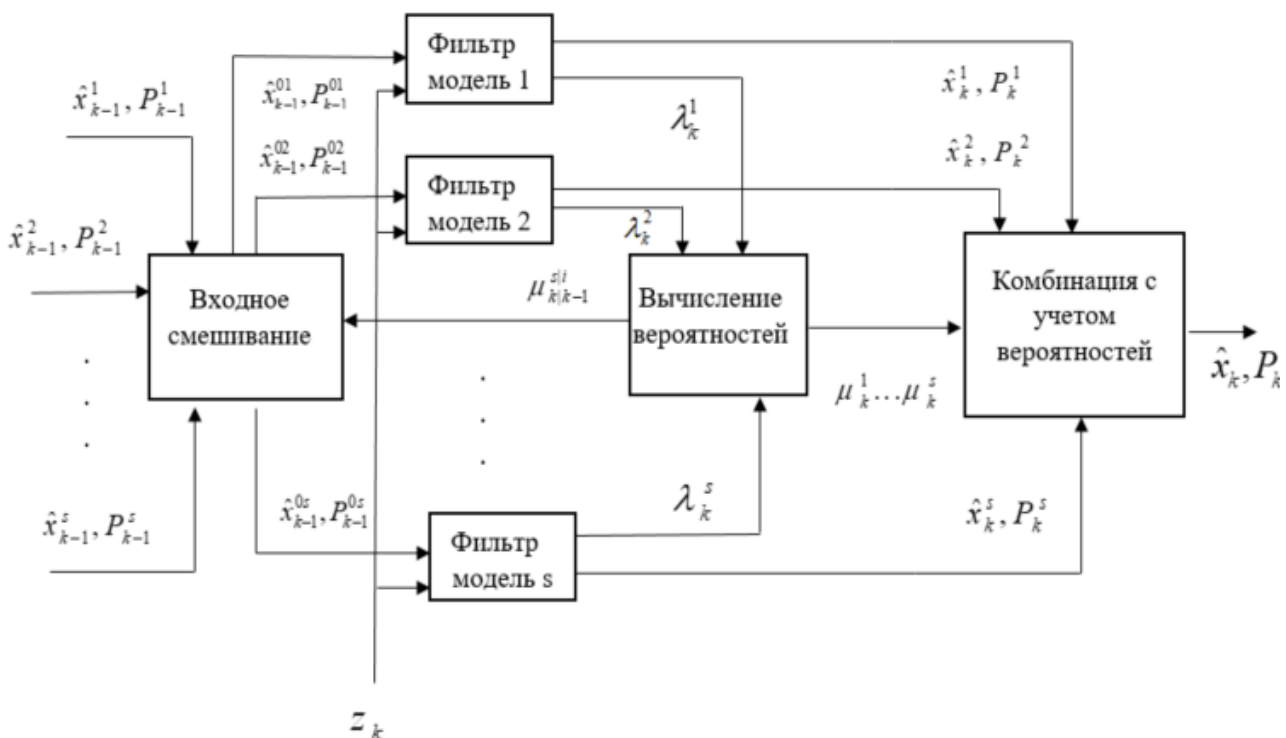


Рисунок 1. Структура алгоритма ИММ

Один цикл ИММ-алгоритм состоит из следующих пяти шагов [3, 5, 12]:

1. Расчет априорных переходных вероятностей:

$$\mu_{k|k-1}^{s|i} = \frac{\pi_{is}\mu_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^N \pi_{is}\mu_{k-1}^i} \quad (7)$$

2. Смешивание оценок: начальные условия каждого s-го фильтра, вычисляются следующим образом:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k-1}^{0s} &= \sum_{i=1}^N \hat{x}_{k-1}^i \mu_{k|k-1}^{s|i} \\ \hat{P}_{k-1}^{0s} &= \sum_{i=1}^N \mu_{k|k-1}^{s|i} \left[P_{k-1}^i + (\hat{x}_{k-1}^i - \hat{x}_{k-1}^{0s})(\hat{x}_{k-1}^i - \hat{x}_{k-1}^{0s})^T \right] \end{aligned} \quad (8)$$

3. Фильтрация:

• Экстраполированная оценка вектора состояния и его ковариация

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k|k-1}^s &= F(M_{k-1}^s) \hat{x}_{k|k-1}^{0s} + G(M_{k-1}^s) u_{k-1}^s; \\ P_{k|k-1}^s &= F(M_{k-1}^s) P_{k|k-1}^{0s} F(M_{k-1}^s)^T + Q_{k-1}^s; \end{aligned} \quad (9)$$

• Экстраполированная оценка вектора измерения

$$\hat{z}_{k|k-1}^s = H(M_{k-1}^s) \hat{x}_{k|k-1}^s; \quad (10)$$

• Вектор невязки и его ковариационная матрица

$$\begin{aligned} y_k^s &= z_k - \hat{z}_{k|k-1}^s; \\ S_k^s &= H(M_k^s) P_{k|k-1}^{0s} H(M_k^s)^T + R_k; \end{aligned} \quad (11)$$

• Коэффициент усиления фильтра Калмана:

$$K_k^s = P_{k|k-1}^s H(M_k^s)^T (S_k^s)^{-1}; \quad (12)$$

• Оценка вектора состояния и его ковариационная матрица:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k|}^s &= \hat{x}_{k|k-1}^s + K_k^s y_{k-1}^s; \\ P_k^s &= P_{k|k-1}^s - K_k^s S_k^s (K_k^s)^T; \end{aligned} \quad (13)$$

4. Вычисление апостериорных вероятностей истинности моделей:

$$\mu_k^s = \frac{\Lambda_k^s \sum_{i=1}^N \pi_{is} \mu_{k-1}^i}{\sum_{s=1}^N \Lambda_k^s \sum_{i=1}^N \pi_{is} \mu_{k-1}^i} \quad (14)$$

где Λ_k^s – функция правдоподобия

$$\Lambda_k^s = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |S_k^s|}} \exp \left(-\frac{1}{2} (y_k^s)^T (S_k^s)^{-1} (y_k^s) \right) \quad (15)$$

(m – размер векторов z и y)

5. Вычислять результирующей оценки вектора состояния и его ковариации:

$$\hat{x}_k = \sum_{s=1}^N \hat{x}_k^s \mu_k^s;$$

$$P_k = \sum_{s=1}^N \mu_k^s \{P_k^s + [\hat{x}_k^s - \hat{x}_k][\hat{x}_k^s - \hat{x}_k]^T\}; \quad (16)$$

Отметим, что полученный результат (16) является текущим результатом фильтрации, однако он не участвует в формировании следующих оценок.

Результат моделирования

Для того, чтобы проверить работоспособность ИММ-фильтра, рассмотрим следующий пример: цель движется сначала с постоянной скоростью, затем совершает поворот. Начальное состояние цели: $x_0 = y_0 = 1$ км, $\sigma_x = \sigma_y = 10$ м, $v_{0x} = 10$ узлов, $v_{0y} = 6$ узлов, $\sigma_\rho = 60$ м; $\sigma_\alpha = 0.5^\circ$. Общее время движения 750 с. Параметры движения цели указаны в таблице 1. Истинная траектория движения цели показана на рисунке 2.

Таблица 1. Параметры движения цели

Время, с	Скорость поворота, %/с	Модель движения
0-80	0	m_1
81-140	1	m_2
141-200	-1	m_3
201-250	0	m_1

Для описания движения цели используются два разных набора моделей, соответственно, фильтры ИММ2 и ИММ3 со следующими параметрами:

– Набор моделей фильтра ИММ2: $[m_1 \ m_2]$, начальные вероятности моделей: $\mu_0 = [0.95 \ 0.05]$, а матрица переходных вероятностей:

$$\pi_{is} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix}$$

– Набор моделей фильтра ИММ3: $[m_1 \ m_2 \ m_3]$, начальные вероятности моделей $\mu_0 = [0.95 \ 0.025 \ 0.025]$, а матрица переходных вероятностей:

$$\pi_{is} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 \end{bmatrix}$$

Результаты моделирования представлены на рисунках 3-6. На рисунке 3 представлена траектория цели после фильтрации: зелеными точками показаны зашумленные измерения, линиями – результаты работы двух разных фильтров (ИММ2, ИММ3). На рисунках 4, 5 – вероятностей ИММ2, ИММ3 фильтра соответственно (9). На рисунке 6 – зависимости СКО оценки координат цели от времени. На рисунке 7 – зависимости СКО оценки скорости цели от времени.

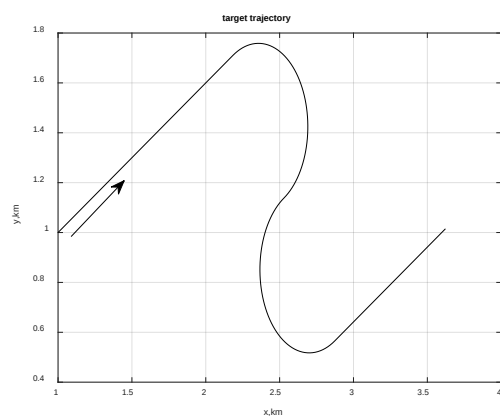


Рисунок 2. Истинная траектория цели

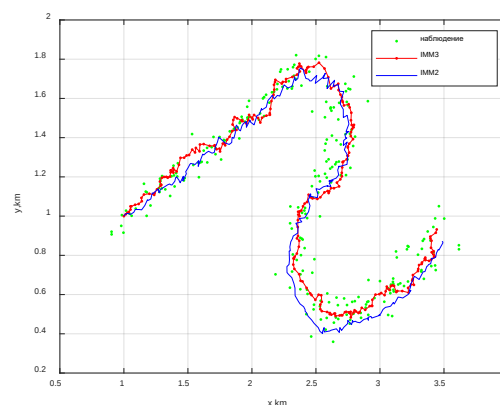


Рисунок 3. Траектория цели после фильтрации

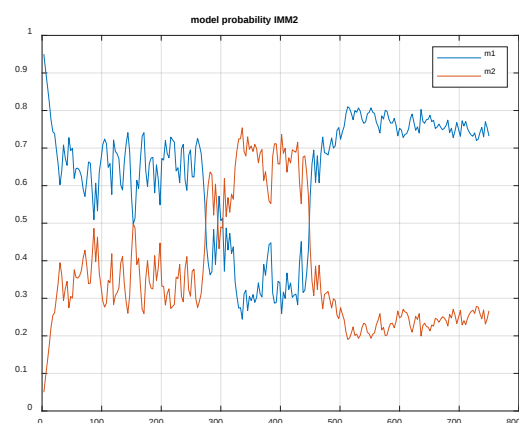


Рисунок 4. Модель вероятности IMM2

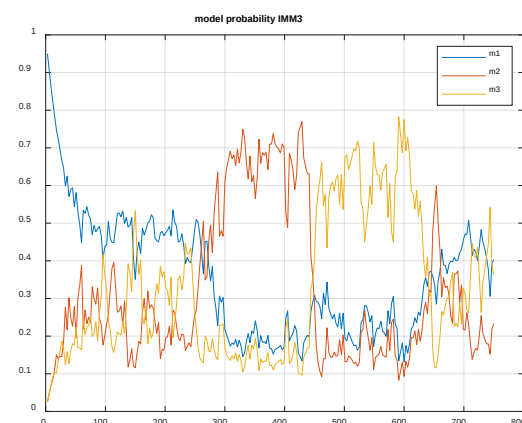


Рисунок 5. Модель вероятности IMM3

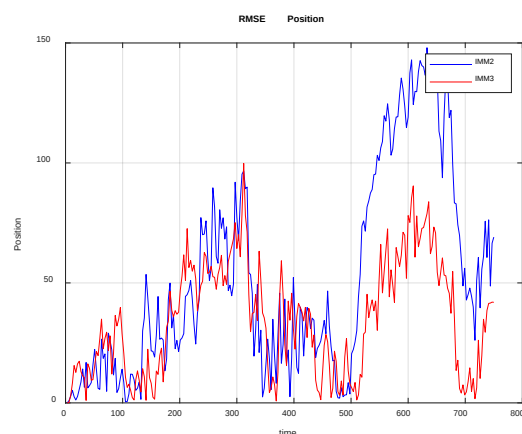


Рисунок 6. СКО по координатам

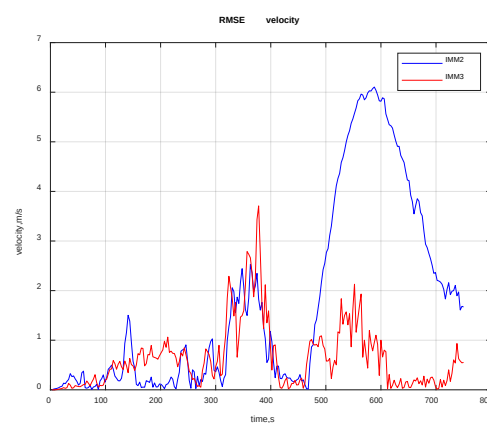


Рисунок 7. СКО по скорости

Заключение

Анализ результатов моделирования позволяет сделать следующие выводы: во-первых, правильная модель движения имеет наибольшую вероятность на каждом сегменте. Во-вторых, общее состояние СКО по положению типично для алгоритмов IMM. Переходные процессы наблюдаются в начале и в конце маневра. Пики в начале и в конце маневра обусловлены запаздыванием вероятности переключения модели с одного на другое. После переключения модели движения ошибка

постепенно уменьшалась. В-третьих, чем больше количество моделей, используемых в фильтре, совпадает с реальной моделью движения, тем ниже вероятность ошибки, и наоборот.

ИММ алгоритм использует фиксированный набор моделей. На практике могут быть выполнены много различных маневров. Следовательно, в рамках набора может потребоваться большее количество моделей. Но, даже при использовании большого количества моделей, вряд ли это будет лучшим решением. Потому что, это значительно увеличивает вычислительную сложность. С другой стороны, использование большого количества моделей не гарантирует лучшей эффективности. Поэтому, в дальнейшем предполагается проведение исследования многомодельных алгоритмов с переменной структурой для решения перечисленных проблем.

Список литературы

1. Chui C. K., Chen G. Kalman filtering: with Real-Time Applications // Applied Optics. 1989. 28(10). 1841.
2. Ramachandra K. V. Kalman filtering techniques for radar tracking. Bangalor, CRC Press, 2018. 256 p.
3. Коновалов А. А. Основы траекторной обработки радиолокационной информации. В 2-х ч. Ч. 2. Санкт-Петербург, изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2014. 179 с.
4. Bar-Shalom Y., Li X. R. Multitarget-multisensor tracking: principles and techniques. Storrs, CT, YBS, 1995. 631 p.
5. Хоанг Л. М., Лук Д. В., Коновалов А. А. Моделирование интерактивного многомодельного алгоритма сопровождения надводной цели // Актуальные проблемы радио- и кинотехнологий: материалы VI Международной научно-технической конференции, посвященной 125-летию со дня рождения выдающегося русского ученого в области электроники и вакуумной техники С. А. Векшинского, Санкт-Петербург, 16–17 ноября 2021 года. Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский государственный институт кино и телевидения, 2022. С. 75-79.
6. Li X. R., Leondes C. T. Hybrid estimation techniques // Control and Dynamic Systems: Advances in Theory and Applications. Vol. 76. New-York, 1996. P. 213-287.
7. Li X. R., Jilkov V. P. A. Survey of Maneuvering Target Tracking. Part V: Multiple-Model Methods // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2005. 41(4). 1255-1321. DOI: 10.1109/TAES.2005.1561886
8. Рязанцев Л. Б. Многомодельное байесовское оценивание вектора состояния маневренной воздушной цели в дискретном времени // Вестник Тамбовского государственного технического университета. 2009. 15(4). 729-739.
9. Дао В. Л., Коновалов А. А., Ле М. Х. Сопровождение надводной цели с использованием интерактивного многомодельного алгоритма // Актуальные проблемы инфотелекоммуникаций в науке и образовании (АПИНО 2022) : сборник научных трудов XI Международной научно-технической и научно-методической конференции. Санкт-Петербург, 15–16 февраля 2022 года. В 4-х т. Т. 3. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, 2022. С. 184-189.
10. Bar-Shalom Y., Chang K. C., Blom H. A. P. Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1989. 25(2). 296-300. DOI: 10.1109/7.18693

11. Bar-Shalom Y., Li X. R., Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation. New York, Wiley & Sons, 2001. 592 p.

12. Mazor E., Dayan J., Bar-Shalom Y., Averbuch A. Interacting multiple model methods in target tracking: a survey // IEEE Transactions on aerospace and electronic systems. 1998. 34(1). 103-123. DOI: 10.1109/7.640267

References

1. Chui C. K., Chen G. Kalman filtering: with Real-Time Applications // Applied Optics. 1989. 28(10). 1841.

2. Ramachandra K. V. Kalman filtering techniques for radar tracking. Bangalor, CRC Press, 2018. 256 p.

3. Konovalov A. A. Osnovy trayektnoy obrabotki radiolokatsionnoy informatsii [Fundamentals of trajectory processing of radar information]. In 2 parts. Part 2. St. Petersburg, Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI" Publ., 2014. 179 p.

4. Bar-Shalom Y., Li X. R. Multitarget-multisensor tracking: principles and techniques. Storrs, CT, YBs, 1995. 631 p.

5. Hoang L. M., Luk D. V., Konovalov A. A. Modelirovaniye interaktivnogo mnogomodel'nogo algoritma soprovozhdeniya nadvodnoy tseli [Modeling of an interactive multimodel algorithm for tracking a surface target] // Aktual'nyye problemy radio- i kinotekhnologiy [Actual problems of radio and film technologies]: materials of the VI International Scientific and Technical Conference dedicated to the 125th anniversary of the birth of an outstanding Russian scientist in the field of electronics and vacuum technology S.A. Vekshinsky, St. Petersburg, November 16–17, 2021. St. Petersburg, Saint Petersburg University of Film and Television, 2022. P. 75-79.

6. Li X. R., Leondes C. T. Hybrid estimation techniques // Control and Dynamic Systems: Advances in Theory and Applications. Vol. 76. New-York, 1996. P. 213-287.

7. Li X. R., Jilkov V. P. A. Survey of Maneuvering Target Tracking. Part V: Multiple-Model Methods // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2005. 41(4). 1255-1321. DOI: 10.1109/TAES.2005.1561886

8. Ryazantsev L. B. Mnogomodel'noye bayesovskoye otsenivaniye vektora sostoyaniya manevrennoy vozduшной tseli v diskretnom vremeni [Multimodel Bayesian estimation of the state vector of a maneuverable aerial target in discrete time] // Transactions of the Tambov State Technical University. 2009. 15(4). 729-739.

9. Dao V. L., Konovalov A. A., Le M. H. Soprovozhdeniye nadvodnoy tseli s ispol'zovaniyem interaktivnogo mnogomodel'nogo algoritma [Support of a surface target using an interactive multimodel algorithm] // Aktual'nyye problemy infotelekkommunikatsiy v nauke i obrazovanii (APINO 2022) [Actual problems of infotelecommunications in science and education (APINO 2022)]: collection of scientific papers of the XI International Scientific, Technical and Scientific-methodical Conference. St. Petersburg, February 15–16, 2022. The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications: in 4 volumes. Vol. 3. St. Petersburg, 2022. P. 184-189.

10. Bar-Shalom Y., Chang K. C., Blom H. A. P. Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1989. 25(2). 296-300. DOI: 10.1109/7.18693

11. Bar-Shalom Y., Li X. R., Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation. New York, Wiley & Sons, 2001. 592 p.

12. Mazor E., Dayan J., Bar-Shalom Y., Averbuch A. Interacting multiple model methods in target tracking: a survey // IEEE Transactions on aerospace and electronic systems. 1998. 34(1). 103-123. DOI: 10.1109/7.640267

Информация об авторах

Ле Минь Хоанг – аспирант, инженер, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет имени В. И. Ульянова (Ленина) (Санкт-Петербург, Россия), ORCID: 0000-0001-8913-3296, lehoang.navy@gmail.com

Коновалов Александр Анатольевич – кандидат технических наук, старший научный сотрудник, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет имени В. И. Ульянова (Ленина) (Санкт-Петербург, Россия), ORCID: 0009-0004-1943-5394, al_an_kon@mail.ru

Дао Ван Лук – аспирант, инженер, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет имени В. И. Ульянова (Ленина) (Санкт-Петербург, Россия), ORCID: 0000-0001-8006-3076, daolucvtl01@gmail.com