

МНОГОМОДЕЛЬНОЕ БАЙЕСОВСКОЕ ОЦЕНИВАНИЕ ВЕКТОРА СОСТОЯНИЯ МАНЕВРЕННОЙ ВОЗДУШНОЙ ЦЕЛИ В ДИСКРЕТНОМ ВРЕМЕНИ

Л.Б. Рязанцев

*Кафедра вычислительной техники и автоматики,
Тамбовское высшее военное авиационное инженерное училище
радиоэлектроники (Военный институт) (ТВВАИУРЭ (ВИ));
kernel386@mail.ru*

Представлена членом редколлегии профессором В.И. Коноваловым

Ключевые слова и фразы: калмановская фильтрация; многомодельные алгоритмы; случайная структура; сопровождение воздушной цели.

Аннотация: Рассмотрены многомодельные алгоритмы сопровождения маневренной воздушной цели: автономный многомодельный алгоритм, обобщенные псевдобайесовские алгоритмы первого и второго порядков, многомодельный алгоритм с межмодельным взаимодействием. Приведены результаты моделирования, на основе которых определены точностные характеристики для каждого из исследуемых алгоритмов.

Введение

В условиях современного маневренного воздушного боя, когда маневренные возможности современных летательных аппаратов постоянно улучшаются, использование одномодельного фильтра Калмана и его модификаций не может обеспечить требуемую точность оценки вектора состояния цели по причине низкой адекватности модели, заложенной в фильтр [1]. Существенно повысить точность вычисления оценки вектора состояния можно с помощью многомодельных байесовских алгоритмов. В этом случае принимают, что реальная траектория воздушной цели представляет собой набор ограниченных по времени участков движения, отличающихся видом пространственной кривой и характером движения воздушной цели. В частности, можно выделить участки прямолинейного равномерного, прямолинейного равноускоренного движения, движения по окружности с постоянной угловой скоростью и т.д. Многомодельные алгоритмы используют несколько фильтров, согласованных с различными участками траектории, взаимодействующих между собой, с последующим объединением их оценок.

Целью работы является рассмотрение многомодельных байесовских алгоритмов оценки вектора состояния маневренной воздушной цели, сравнение их точностных характеристик и вычислительных затрат.

1. Нелинейная байесовская фильтрация

Рассмотрим задачу фильтрации для системы, уравнения состояния и измерения которой имеют вид:

$$x_k = F_k(x_{k-1}, \xi_{k-1}); \quad (1)$$

$$z_k = H_k(x_k, \eta_k), \quad (2)$$

где $F_k : R^{n_x} \times R^{n_\xi} \rightarrow R^{n_x}$, $H_k : R^{n_x} \times R^{n_\eta} \rightarrow R^{n_z}$ – известные нелинейные функции вектора состояния x_k и вектора измерений z_k соответственно; n_x, n_z, n_ξ, n_η – размерности векторов состояния x_k , измерения z_k , формирующего шума ξ_k и шума измерения η_k соответственно; $\{\xi_k, k = 0, 1, \dots\}$, $\{\eta_k, k = 0, 1, \dots\}$ – последовательности статистически независимых между собой и во времени случайных величин $\xi_k \in R^{n_\xi}$, $\eta_k \in R^{n_\eta}$, описываемых заданными плотностями вероятности.

Алгоритм байесовской фильтрации заключается в рекурсивном вычислении на каждом k -м шаге по полученным измерениям $z_{0,k}$ апостериорной плотности вероятности вектора состояния $p(x_k | z_{0,k})$, на основе которой определяется оценка вектора состояния \hat{x}_k . Алгоритм состоит из двух последовательных этапов прогноз–коррекция [2–4] и определяется выражениями:

$$p(x_k | z_{0,k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1})p(x_{k-1} | z_{0,k-1})dx_{k-1}; \quad (3)$$

$$p(x_k | z_{0,k}) = \frac{p(z_k | x_k)p(x_k | z_{0,k-1})}{p(z_k | z_{0,k-1})}, \quad (4)$$

где $p(z_k | z_{0,k-1}) = \int p(z_k | x_k)p(x_k | z_{0,k-1})dx_k$ и определяется из условия нормировки плотности вероятности $p(x_k | z_{0,k})$.

Вероятностная модель эволюции вектора состояния $p(x_k | x_{k-1})$ определяется уравнением (1) с известными статистическими характеристиками формирующего шума ξ_k , функция правдоподобия $p(z_k | x_k)$ определяется моделью измерения (2), известными статистическими характеристиками шума измерения η_k , и согласно уравнению Фокера–Планка–Колмогорова могут быть найдены по следующим выражениям [2]:

$$p(x_k | x_{k-1}) = (2\pi)^{-n_x} \iint e^{i\omega^T (F_k(x_{k-1}, \xi_{k-1}) - x_k)} d\Phi(\xi_{k-1})d\omega; \quad (5)$$

$$p(z_k | x_{k-1}) = (2\pi)^{-n_z} \iint e^{i\omega^T (H_k(x_k, \eta_k) - z_k)} d\Phi(\eta_k)d\omega, \quad (6)$$

где i – мнимая единица; $\Phi(\xi_{k-1})$ и $\Phi(\eta_k)$ – функции вероятности случайных величин ξ_{k-1} и η_k соответственно.

Реализация алгоритма является сложной задачей, требующей решения функциональных интегральных уравнений (5) и (6).

2. Многомодельная байесовская фильтрация

Нелинейное маневренное поведение воздушной цели, описываемое уравнением состояния (1), можно представить множеством линейных моделей $M = \{m_i, i = 1, 2, \dots, N\}$. В каждый момент времени k поведение цели характеризуется одной из N входящей в это множество моделей, которая определяется индексом структуры s_k . Смена моделей является случайным марковским процессом

с вероятностью перехода из одного состояния в другое $q^{(ji)} = q(s_k = j | s_{k-1} = i)$.
Уравнения состояния и измерения для каждой модели имеют вид:

$$x_k = F_k^{(i)} x_{k-1} + \xi_{k-1}^{(i)}; \quad (7)$$

$$z_k = H_k^{(i)} x_k + \eta_k^{(i)}. \quad (8)$$

где $F_k^{(i)}$ и $H_k^{(i)}$ – матрицы перехода и измерения соответственно.

Вектор состояния для каждой структуры характеризуется апостериорной плотностью вероятности $p(x_k, s_k | z_{0,k}^-)$. Апостериорная плотность вероятности $p(x_k | z_{0,k}^-)$, независимая от номера структуры, может быть записана на основе формулы полной вероятности как

$$\hat{p}(x_k) = p(x_k | z_{0,k}^-) = \sum_{i=1}^N p(x_k, s_k = i | z_{0,k}^-) = \sum_{i=1}^N \hat{W}_k^{(i)} p(x_k | s_k = i, z_{0,k}^-), \quad (9)$$

где $\hat{W}_k^{(i)} = p(s_k = i | z_{0,k}^-)$ – апостериорная вероятность структуры $s_k = i$, определяющаяся рекурсивно аналогично выражениям (3) и (4), в которых операция интегрирования заменена операцией суммирования:

$$\hat{W}_k^{(i)} = \frac{p(z_k | s_k = i) \tilde{W}_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N p(z_k | s_k = j) \tilde{W}_k^{(j)}}; \quad \tilde{W}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}. \quad (10)$$

Учитывая, что во многих прикладных задачах имеет место неполнота или недостоверность наблюдений, а также неточное задание моделей состояния и измерения, можно произвести приближенную замену условных плотностей вероятности $p(x_k | x_{k-1}) \equiv p(x_k | s_k, x_{k-1})$, $p(z_k | x_k) \equiv p(z_k | s_k, x_k)$ в уравнениях (3), (4) и $p(x_k | s_k, z_{0,k}^-)$, $p(z_k | s_k)$ в уравнениях (9), (10), используя их гауссовскую аппроксимацию с известным математическим ожиданием и дисперсией:

$$p(x_k | s_k = i, x_{k-1}) = \mathcal{N}\left[x_k | F_{k-1}^{(i)} x_{k-1}, Q_{k-1}^{(i)}\right];$$

$$p(z_k | s_k = i, x_k) = \mathcal{N}\left[z_k | H_k^{(i)} x_k, R_k^{(i)}\right]; \quad (11)$$

$$p(x_k | s_k = i, z_{0,k}^-) = \mathcal{N}\left[x_k | \hat{x}_k^{(i)}, \hat{P}_k^{(i)}\right];$$

$$p(z_k | s_k = i) = p(v_k^{(i)}) = \mathcal{N}\left[v_k^{(i)} | 0, V_k^{(i)}\right]; \quad (12)$$

$$\mathcal{N}[\alpha | m, \Sigma] = (2\pi)^{-r/2} \det(\Sigma)^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\alpha - m)^T \Sigma^{-1}(\alpha - m)\right\}, \quad (13)$$

где $Q_{k-1}^{(i)}$ и $R_k^{(i)}$ – ковариационные матрицы некоррелированных между собой гауссовских случайных последовательностей $\xi_{k-1}^{(i)} \sim \mathcal{N}\left[\xi_{k-1}^{(i)} | 0, Q_{k-1}^{(i)}\right]$,

$\eta_k^{(i)} \sim \mathcal{N}[\eta_k^{(i)} | 0, R_k^{(i)}]$; $\mathcal{N}[\alpha | m, \Sigma]$ – обозначение для гауссовской плотности вероятности r -мерной случайной величины α с математическим ожиданием m и дисперсией Σ ; $\hat{x}_k^{(i)}, \hat{P}_k^{(i)}, v_k^{(i)}, V_k^{(i)}$ – оценка вектора состояния, ковариация оценки, невязка и ковариация невязки для i -й модели соответственно, которые определяются выражениями калмановской фильтрации:

$$\tilde{x}_k^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{x}_{k-1}^{(i)}; \quad \tilde{P}_k^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{P}_{k-1}^{(i)} (F_{k-1}^{(i)})^T + Q_{k-1}^{(i)}; \quad (14)$$

$$\hat{x}_k^{(i)} = \tilde{x}_k^{(i)} + K_k^{(i)} v_k^{(i)}; \quad \hat{P}_k^{(i)} = (I - K_k^{(i)} H_k^{(i)}) \tilde{P}_k^{(i)}; \quad (15)$$

$$K_k^{(i)} = \tilde{P}_k^{(i)} (H_k^{(i)})^T (V_k^{(i)})^{-1}; \quad V_k^{(i)} = H_k^{(i)} \tilde{P}_k^{(i)} (H_k^{(i)})^T + R_k^{(i)}, \quad (16)$$

$$v_k^{(i)} = z_k - H_k^{(i)} \tilde{x}_k^{(i)},$$

где I – единичная матрица; $K_k^{(i)}$ – матрица коэффициентов усиления фильтра Калмана для i -й модели в момент времени k .

Плотность вероятности $\hat{p}(x_k)$ представляет собой взвешенную сумму гауссовских плотностей вероятности, математическое ожидание и ковариация которой определяются выражениями:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \hat{W}_k^{(i)} \hat{x}_k^{(i)}; \quad \hat{P}_k = \sum_{i=1}^N \left[\hat{P}_k^{(i)} + (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(i)}) (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(i)})^T \right] \hat{W}_k^{(i)}. \quad (17)$$

Структурная схема многомодельного алгоритма фильтрации представлена на рис. 1 и состоит из следующих этапов:

- переинициализации фильтров для обеспечения взаимодействия между моделями;
- вычисления оценок $\hat{x}_k^{(i)}$ и их ковариаций $\hat{P}_k^{(i)}$ для каждого из N фильтров, настроенных на соответствующую модель;
- объединения оценок отдельных фильтров в итоговую оценку \hat{x}_k и нахождения ее ковариации \hat{P}_k с учетом весовых коэффициентов $\hat{W}_k^{(i)}$.

Существует несколько способов реализации данного алгоритма, отличающихся правилами переинициализации фильтров, их взаимодействия и объедине-

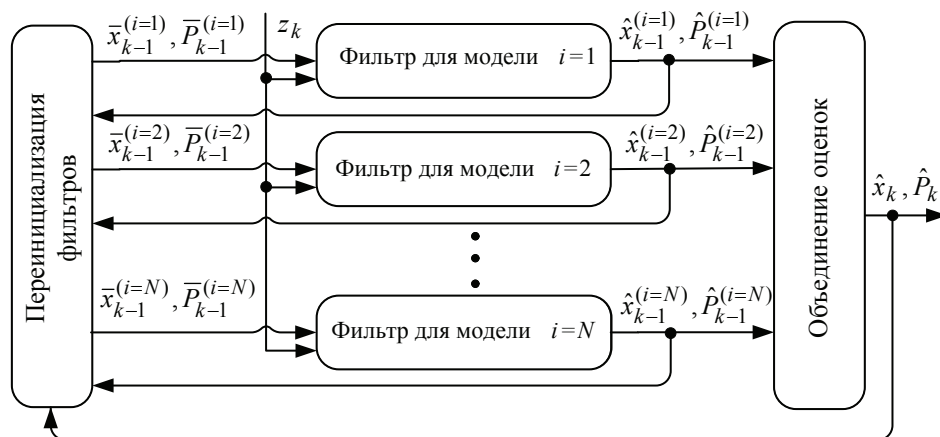


Рис. 1. Структурная схема многомодельного алгоритма

ния оценок. Рассмотрим наиболее распространенные: автономный многомодельный алгоритм (Autonomous Multiple-Model (AMM) Algorithm) [4, 5], обобщенный псевдобайесовский алгоритм первого порядка (First-Order Generalized Pseudo-Bayesian (GPB1) Algorithm) [2, 4, 5], обобщенный псевдобайесовский алгоритм второго порядка (Second-Order Generalized Pseudo-Bayesian (GPB2) Algorithm) [3–5] и многомодельный алгоритм с межмодельным взаимодействием (Interacting Multiple-Model (IMM) Algorithm) [4, 5].

3.1. Автономный многомодельный алгоритм

Фильтр состоит из N дискретных калмановских фильтров, настроенных на разные математические модели и работающих параллельно. Оценки каждого из фильтров вычисляются независимо от значений оценок других фильтров. Переинициализация фильтров не осуществляется.

Алгоритм фильтрации описывается следующими уравнениями:

– переинициализация фильтров (не осуществляется):

$$\bar{x}_{k-1}^{(i)} = \hat{x}_{k-1}^{(i)}; \quad \bar{P}_{k-1}^{(i)} = \hat{P}_{k-1}^{(i)}; \quad (18)$$

– вычисление оценок фильтров $\hat{x}_k^{(i)}$ и их ковариаций $\hat{P}_k^{(i)}$ в соответствии с уравнениями (14) – (16);

– вычисление весовых коэффициентов $\hat{W}_k^{(i)}$ в соответствии с уравнениями (10), (12), (13);

– объединение оценок отдельных фильтров в итоговую оценку \hat{x}_k и нахождения ее ковариации \hat{P}_k в соответствии с уравнениями (17).

3.2. Обобщенный псевдобайесовский алгоритм первого порядка

В этом случае оценки фильтров предыдущего шага $\hat{x}_{k-1}^{(i)}$ и их ковариации $\hat{P}_{k-1}^{(i)}$ на текущем шаге заменяются итоговой оценкой \hat{x}_{k-1} и ее ковариацией \hat{P}_{k-1} соответственно.

Алгоритм фильтрации описывается следующими уравнениями:

– переинициализация фильтров:

$$\bar{x}_{k-1}^{(i)} = \hat{x}_{k-1}; \quad \bar{P}_{k-1}^{(i)} = \hat{P}_{k-1}; \quad (19)$$

– вычисление оценок фильтров $\hat{x}_k^{(i)}$ и их ковариаций $\hat{P}_k^{(i)}$ в соответствии с уравнениями (14) – (16);

– вычисление весовых коэффициентов $\hat{W}_k^{(i)}$ в соответствии с уравнениями (10), (12), (13);

– объединение оценок отдельных фильтров в итоговую оценку \hat{x}_k и нахождения ее ковариации \hat{P}_k в соответствии с уравнениями (17).

3.3. Обобщенный псевдобайесовский алгоритм второго порядка

Является самым сложным из рассматриваемых. Фильтр состоит из N^2 калмановских фильтров, работающих параллельно. Оценка состояния вычисляется по каждой из возможной модели на текущем и предыдущем шаге – всего N^2 гипотез.

Алгоритм фильтрации описывается следующими уравнениями:

– переинициализация фильтров:

$$\bar{x}_{k-1}^{(ij)} = \hat{x}_{k-1}^{(i)}; \quad \bar{P}_{k-1}^{(ij)} = \hat{P}_{k-1}^{(i)}; \quad (20)$$

– вычисление оценок фильтров $\hat{x}_k^{(ij)}$ и их ковариаций:

$$\tilde{x}_k^{(ij)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{x}_{k-1}^{(ij)}; \quad \tilde{P}_k^{(ij)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{P}_{k-1}^{(ij)} (F_{k-1}^{(i)})^T + Q_{k-1}^{(i)}; \quad (21)$$

$$\hat{x}_k^{(ij)} = \tilde{x}_k^{(ij)} + K_k^{(ij)} v_k^{(ij)}; \quad \hat{P}_k^{(ij)} = (I - K_k^{(ij)} H_k^{(i)}) \tilde{P}_k^{(ij)}; \quad (22)$$

$$K_k^{(ij)} = \tilde{P}_k^{(ij)} (H_k^{(i)})^T (V_k^{(ij)})^{-1}; \quad V_k^{(ij)} = H_k^{(i)} \tilde{P}_k^{(ij)} (H_k^{(i)})^T + R_k^{(i)}; \quad (23)$$

$$v_k^{(ij)} = z_k - H_k^{(i)} \tilde{x}_k^{(ij)};$$

– вычисление весовых коэффициентов $\hat{W}_k^{(i)}$, совместных оценок и их ковариаций:

$$\bar{W}_k^{(ji)} = \frac{\mathcal{N}[v_k^{(ji)} | 0, V_k^{(ji)}] q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}}{\tilde{W}_k^{(i)}}; \quad \tilde{W}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N \mathcal{N}[v_k^{(ji)} | 0, V_k^{(ji)}] q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}; \quad (24)$$

$$\hat{x}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N \hat{W}_k^{(ji)} \hat{x}_k^{(j)}; \quad \hat{P}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N \left[\hat{P}_k^{(ji)} + (\hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^{(j)}) (\hat{x}_k^{(i)} - \hat{x}_k^{(j)})^T \right] \hat{W}_k^{(ji)}; \quad (25)$$

– объединение оценок $\hat{x}_k^{(i)}$ в итоговую оценку \hat{x}_k и нахождения ее ковариации \hat{P}_k :

$$\hat{W}_k^{(i)} = \frac{\tilde{W}_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N \tilde{W}_k^{(j)}}; \quad (26)$$

$$\hat{x}_k = \sum_{j=1}^N \hat{W}_k^{(j)} \hat{x}_k^{(j)}; \quad \hat{P}_k = \sum_{j=1}^N \left[\hat{P}_k^{(j)} + (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(j)}) (\hat{x}_k - \hat{x}_k^{(j)})^T \right] \hat{W}_k^{(j)}. \quad (27)$$

3.4. Многомодельный алгоритм с межмодельным взаимодействием

Состоит из N дискретных калмановских фильтров, каждый из которых переинициализируется с учетом оценок других фильтров.

Алгоритм фильтрации описывается следующими уравнениями:

– переинициализация фильтров:

$$\tilde{W}_k^{(i)} = \sum_{j=1}^N q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}; \quad \hat{W}_{k-1}^{(j)} = \frac{q^{(ji)} \hat{W}_{k-1}^{(j)}}{\tilde{W}_k^{(i)}}; \quad (28)$$

$$\bar{x}_{k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^N \hat{x}_{k-1}^{(j)} \hat{W}_{k-1}^{(ji)}; \quad \bar{P}_{k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^N \left[\hat{P}_{k-1}^{(j)} + (\bar{x}_{k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k-1}^{(j)}) (\bar{x}_{k-1}^{(i)} - \hat{x}_{k-1}^{(j)})^T \right] \hat{W}_{k-1}^{(ji)}; \quad (29)$$

– вычисление оценок фильтров $\hat{x}_k^{(i)}$ и их ковариаций $\hat{P}_k^{(i)}$ в соответствии с уравнениями (14) – (16).

– вычисление весовых коэффициентов $\hat{W}_k^{(i)}$ в соответствии с уравнениями (10), (12), (13).

– объединение оценок отдельных фильтров в итоговую оценку \hat{x}_k и нахождения ее ковариации \hat{P}_k в соответствии с уравнениями (17).

4. Результаты моделирования

Каждый из рассмотренных многомодельных алгоритмов использует три модели движения – одну модель прямолинейного движения с постоянной скоростью (МДПС) и две модели движения по окружности с постоянной угловой скоростью (МДО) 0,122 рад/с и –0,122 рад/с соответственно, что эквивалентно движению с перегрузкой $\pm 3,5g$, где g – ускорение свободного падения. Уравнение состояния моделей для вектора состояния $x = [x, \dot{x}, y, \dot{y}]^T$ имеет вид:

$$x_k = F_k x_{k-1} + G \xi_{k-1}; \quad \xi_{k-1} \sim \mathcal{N}[\xi_{k-1} | 0, Q];$$

$$Q = \text{diag}[\sigma_{\xi}^2, \sigma_{\xi}^2]; \quad \xi = [\xi_x, \xi_y]^T,$$
(30)

где для модели прямолинейного движения с постоянной скоростью:

$$F = \text{diag}[F_{cv}, F_{cv}]; \quad F_{cv} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad G = \text{diag}[G_{cv}, G_{cv}]; \quad G_{cv} = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix},$$
(31)

для модели движения по окружности с постоянной угловой скоростью:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & (\sin \omega T)/\omega & 0 & -(1 - \cos \omega T)/\omega \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & (1 - \cos \omega T)/\omega & 1 & (\sin \omega T)/\omega \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix}; \quad G = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix}.$$
(32)

Интервал дискретизации $T = 1$ с. Значения дисперсии формирующего шума $\sigma_{\xi} = 2,25$ м/с² для модели прямолинейного движения с постоянной скоростью и $\sigma_{\xi} = 50$ м/с² для остальных. Матрица вероятностей переходов имеет вид

$$q = \begin{bmatrix} 0,95 & 0,025 & 0,025 \\ 0,025 & 0,95 & 0,025 \\ 0,025 & 0,025 & 0,95 \end{bmatrix}.$$
(33)

Для моделирования использовалась траектория движения воздушной цели, представленная на рис. 2, пара-

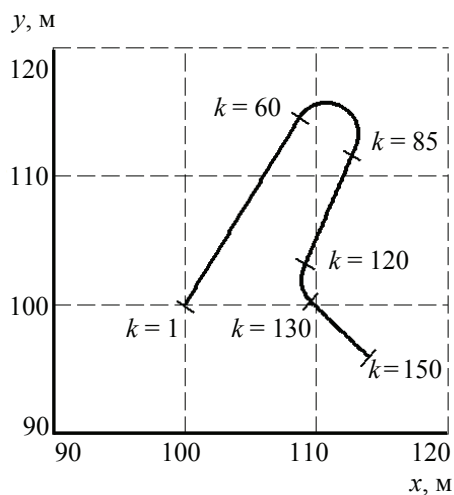


Рис. 2. Траектория движения цели

метры которой приведены в табл. 1, среднеквадратические ошибки (СКО) оценивания алгоритмов приведены на рис. 3 и в табл. 2, нормированные вычислительные затраты алгоритмов и оценки вероятности структуры приведены в табл. 2 и на рис. 4 соответственно.

На основе анализа рассмотренных алгоритмов АММ, GPB1, GPB2, IMM и проведенного математического моделирования в среде MatLab можно сделать следующие выводы:

– точностные характеристики рассмотренных алгоритмов различны в зависимости от вида межмодельного взаимодействия, что обуславливает наилучшие показатели у алгоритма GPB2;

Таблица 1

Параметры движения цели

Номер шага k	Угловая скорость ω , рад/с
1–59	0
60–84	–0,122
85–119	0
120–129	0,122
130–150	0

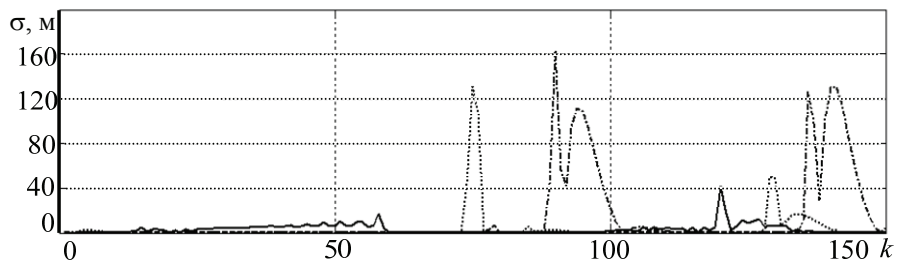


Рис. 3. Среднеквадратическая ошибка оценивания координат:
 - - - - - АММ; – GPB1; - - - - - GPB2; ——— – IMM

Таблица 2

Среднеквадратические ошибки оценивания координат и вычислительные затраты алгоритмов

Алгоритм	СКО, м	Нормированное время выполнения
Автономный алгоритм АММ	35,7	1
Псевдобайесовский алгоритм первого порядка GPB1	15,6	1,1
Псевдобайесовский алгоритм второго порядка GPB2	3	3
Алгоритм с межмодельным взаимодействием IMM	5,4	1,3

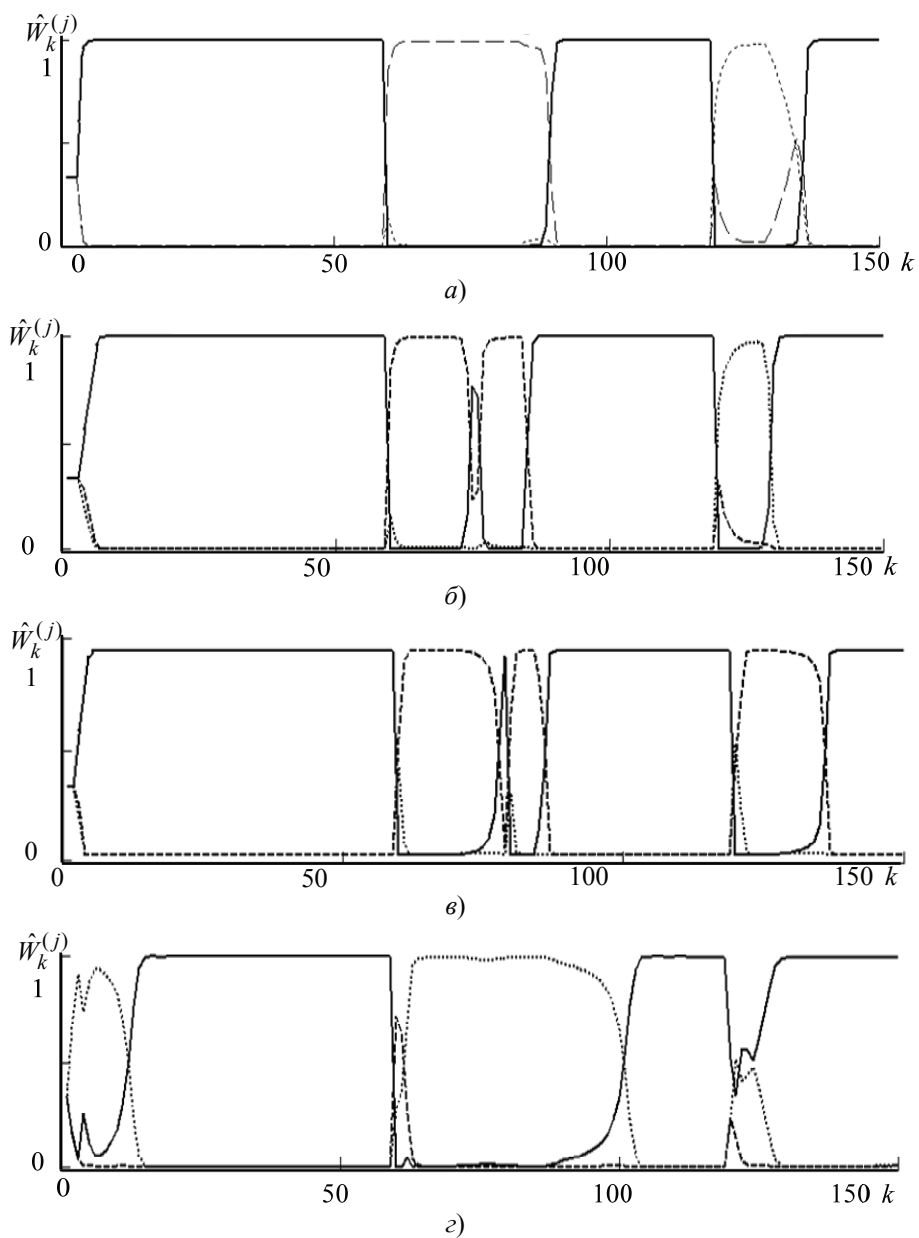


Рис. 4. Оценка вероятности структуры:

— — МДПС; - - - - МДО $-0,122$ рад/с; — МДО $0,122$ рад/с;
 а — автономный алгоритм АММ; б — псевдобайесовский алгоритм первого порядка GPB1; в — псевдобайесовский алгоритм второго порядка GPB2;
 г — алгоритм с межмодельным взаимодействием IMM

– вычислительные затраты и простота реализации, оцененные в ходе работы, выявили приоритет в использовании алгоритма АММ;

– лучшим соотношением «точность – вычислительные затраты» обладает алгоритм IMM, что позволяет рекомендовать его использование для оценки вектора состояния маневренной воздушной цели.

Список литературы

1. Оценивание дальности и скорости в радиолокационных системах / В.И. Меркулов [и др.]. – М. : Радиотехника, 2007. – 304 с.
2. Бухалев, В.А. Распознавание, оценивание и управление в системах со случайной скачкообразной структурой / В.А. Бухалев. – М. : Наука, Физматлит, 1996. – 288 с.
3. Клекис, Э.А. Оптимальная фильтрация в системах со случайной структурой в дискретном времени / Э.А. Клекис // Автоматика и телемеханика. – 1987. – № 11. – С. 61–70.
4. Bar-Shalom, Yaakov. Estimation with Applications to Tracking and Navigation / Yaakov Bar-Shalom, X. Rong Li, Thiagalingam Kirubarajan. – New Youk : John Wiley & Sons, 2001. – 558 p.
5. Li, Rong. Engineer's guide to variable-structure multiple-model estimation for tracking in Multitarget-Multisensor Tracking: Applications and Advances / X. Rong Li, Y. Bar-Shalom, W.D. Blair // Eds. Boston, MA: Artech House. – 2000. – Vol. III, Ch. 10. – P. 499–567.

Multi-Model Bayesian Estimation of Maneuvering Air Target Vector in Discrete Time

L.B. Ryazantsev

*Department of Computer Science and Automation,
Tambov Higher Military Aviation Engineering College
of Radio-Electronics (Military Institute) THMAECE (MI);
kernel386@mail.ru*

Key words and phrases: Kalman filtering; multiple model algorithms; random structure; target tracking.

Abstract: This paper presents the multiple model algorithms for tracking maneuvering air target. Autonomous multiple model algorithm, generalized pseudo-Bayesian algorithm of first order, and of second order, interacting multiple model algorithm are considered. Simulated results and precision characteristics for each algorithm are showed.

Multimodelle Bayesianesinschätzung des Vektorees des Zustandes des manövrierfähigen Luftzieles in der Diskretzeit

Zusammenfassung: Es werden die Multimodellealgorithmen der Begleitung des manövrierfähigen Luftzieles betrachtet: autonomer Multimodellealgorithmus, zusammengefassten Pseudobayesianalgorithmus der ersten und der zweiten Ordnung, Multimodellealgorithmus mit dem intermodellern Zusammenwirken. Es sind die Modellierungsergebnisse und die exakte Charakteristiken für jeden aus den untersuchenden Algorithmen angeführt.

Appréciation multimodèle bayésienne du vecteur de l'état du but aérien de manoeuvre dans le temps discret

Résumé: Sont examinés les algorithmes multimodèle de l'accompagnement du but aérien de manoeuvre: algorithme multimodèle autonome, algorithme généralisé pseudobayésien du premier ordre, algorithme généralisé pseudobayésien du dixième ordre et algorithme multimodèle avec une interaction intermodèle. Sont cités les résultats du modélage à la base desquels sont définies les caractéristiques de précision pour chacun des algorithmes étudiés.

Автор: *Рязанцев Леонид Борисович* – адъюнкт кафедры вычислительной техники и автоматики, ТВВАИУРЭ (ВИ).

Рецензент: *Данилов Станислав Николаевич* – доктор технических наук, доцент кафедры «Радиоэлектронные средства бытового назначения», ГОУ ВПО «ТГТУ».
