

УДК 621.391.26

Канд. техн. наук, доцент Хмарский П.А. (Институт прикладной физики НАН Беларуси, Минск)

Ph. D., Associate professor Khmarskiy P.A.
(Institute of Applied Physics, National Academy of Sciences of Belarus, Minsk)

Методика идентификации объектов по траекторным признакам в системах мониторинга воздушной и наземной обстановки

Method for object identification using trajectory features in air and ground surveillance systems

Представлена методика идентификации объектов по траекторным признакам в системах мониторинга воздушной и наземной обстановки. Описан подход к описанию априорной плотности вероятности траекторных признаков с использованием обобщенного гауссова распределения. Предложенная методика, основанная на вычислении коэффициента правдоподобия методом Монте-Карло, позволяет повысить эффективность идентификации различных классов объектов за счет более адекватного описания статистических характеристик их движения.

A method for object identification based on trajectory features in air and ground surveillance systems is presented. An approach to describing the a priori probability density of trajectory features using generalized Gaussian distribution has been developed. The proposed method, which is based on calculating the likelihood ratio using Monte Carlo technique, improves the efficiency of identifying different classes of objects through a more adequate description of the statistical characteristics of their movement.

Введение

В современных условиях задача идентификации объектов по траекторным признакам является одной из ключевых в системах мониторинга воздушной и наземной обстановки [1-3]. Актуальность данной проблемы обусловлена необходимостью идентификации широкого спектра объектов, включая воздушные (аэродинамические летательные аппараты, вертолеты, беспилотные летательные аппараты и баллистические объекты), наземные (автомобили, грузовики, люди, здания и сооружения и др.), а также выявления ложных объектов (с физически нереализуемой траекторией и источников дискретных мешающих отражений). Существующие методы идентификации, основанные на классических статистических подходах, не обеспечивают требуемой эффективности

в современных условиях из-за существенной нелинейности измерений, сложного характера движения наблюдаемых объектов и значительной априорной неопределенности [3, 4]. Особую сложность представляет необходимость учета специфических моделей движения различных классов объектов [5-7]: от характерных режимов полета аэродинамических летательных аппаратов до дискретного характера перемещения наземных объектов. Перспективным направлением решения данной проблемы является разработка методики идентификации, основанной на использовании обобщенного гауссова распределения [8] для описания априорной плотности распределения вероятности (ПРВ) траекторных признаков и применении численного метода интегриро-

вания Монте-Карло [9-12]. Такой подход позволяет более точно моделировать реальные распределения параметров движения различных классов объектов, учитывать их взаимосвязь и множественность режимов функционирования.

Целью настоящей работы является разработка методики идентификации объектов по траекторным признакам, обеспечивающей повышение эффективности классификации в современных системах мониторинга воздушной и наземной обстановки за счет более адекватного описания статистических характеристик движения наблюдаемых целей и применения усовершенствованных алгоритмов обработки информации.

Материалы и методики

В современных системах мониторинга воздушной и наземной обстановки идентификация объектов по траекторным признакам основывается на анализе характерных особенностей их движения. К основным траекторным признакам идентификации объектов относятся [3, 4, 13, 14]: полная скорость движения и ее составляющие; ускорение и его составляющие; высота полета или перемещения; характер изменения параметров движения во времени (равномерное движение, маневрирование, зависание и др.); флуктуационные ошибки измерения координат; специфические модели задающего и возмущающего воздействий. Данные признаки позволяют эффективно идентифицировать следующие классы: воздушные объекты (включая аэродинамические летательные аппараты, вертолеты, беспилотные летательные аппараты, баллистические и опасные объекты), наземные объекты (легковые автомобили, грузовики, люди), ложные объекты с физически нереализуемой траекторией, а также источники дискретных мешающих отражений (ДМО). Физическая возможность идентификации объектов по траекторным признакам основывается на ключевых различиях, которые проявляются в следующих аспектах.

Аэродинамические летательные аппараты характеризуются специфическими моделями движения. Самолеты не способны зависать в воздухе, для них характерны модели первого и второго порядка с коррелированными и некоррелированными приращениями случайного маневра. Вертолеты, напротив, могут зависать на месте, двигаться с постоянной скоростью и ускорением, что требует применения моделей нулевого и первого порядков. **Баллистические объекты** имеют принципиально иной характер движения, разделяющийся на три основных участка [15, 16]: активный участок с работающим двигателем; пассивный участок в верхних слоях атмосферы; участок входа в плотные слои атмосферы. Для каждого участка характерны свои модели движения и особенности траектории. **Наземные объекты**

отличаются дискретным характером движения с четко выраженными участками [17]: остановка; равномерное движение; разгон; торможение; поворот. Каждый участок описывается своей специфической моделью задающего воздействия. **Источники дискретных мешающих отражений (ДМО)** в радиолокационных системах мониторинга существенно отличаются от реальных объектов [14]: более высокими флуктуационными ошибками измерения азимута (в 3-4 раза); специфическими моделями задающего и возмущающего воздействий; характерными высотно-скоростными характеристиками. При идентификации ложных объектов с физически нереализуемой траекторией используются два основных критерия: оценка состоятельности измерений координат и параметров движения; проверка попадания оценок координат и параметров движения объекта в область допустимых значений. Важно отметить, что даже при перекрывающихся моделях движения различных классов объектов, значения параметров возмущающего воздействия оказываются различными, что создает дополнительные возможности для их эффективной идентификации.

Для идентификации объектов необходимо вычислить коэффициент правдоподобия по траекторным признакам $L_{\eta}(\mathbf{f}'_{k+1}|\mathcal{Q}_i)$ для каждого класса \mathcal{Q}_i с учетом принятой реализации сигнала \mathbf{f}'_{k+1} :

$$L_{\eta}(\mathbf{f}'_{k+1}|\mathcal{Q}_i) = \sum_{l=1}^{N_{\gamma}^{(i)}} P(\gamma_l|\mathbf{f}'_{k+1}, \mathcal{Q}_i) \int_{V_{\eta}^{(i)}} p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathcal{Q}_i, \gamma_l) p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathbf{f}'_{k+1}, \mathcal{Q}_i, \gamma_l) d\boldsymbol{\eta}_{k+1}, \quad (1)$$

где $N_{\gamma}^{(i)}$ – количество моделей входного воздействия, индивидуальное для каждого i -го класса; $P(\gamma_l|\mathbf{f}'_{k+1}, \mathcal{Q}_i)$ – априорная вероятность l -й ($l=1, N_{\gamma}^{(i)}$) модели входного воздействия, условная по классу объекта \mathcal{Q}_i ; $p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathcal{Q}_i, \gamma_l)$ – априорная ПРВ вектора траекторных признаков $\boldsymbol{\eta}_{k+1}$, условная по классу объекта \mathcal{Q}_i и модели входного воздействия γ_l ($l=1, N_{\gamma}^{(i)}$), характерной для этого класса; $p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathbf{f}'_{k+1}, \mathcal{Q}_i, \gamma_l)$ – апостериорная ПРВ вектора траекторных признаков $\boldsymbol{\eta}_{k+1}$, условная по классу объекта \mathcal{Q}_i и модели входного воздействия γ_l для этого класса; $V_{\eta}^{(i)}$ – область определения вектора траекторных признаков i -го класса объекта.

Известно, что модель входного воздействия γ_l на диапазон значений траекторных признаков не влияет [13, 14, 18], поэтому априорные ПРВ траекторных признаков из (1) можно записывать без указания такой зависимости – $p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathcal{Q}_i, \gamma_l) \cong p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathcal{Q}_i)$. Тогда выражение (1) примет вид:

$$L_{\eta}(\mathbf{f}'_{k+1}|\mathcal{Q}_i) = \sum_{l=1}^{N_{\gamma}^{(i)}} P(\gamma_l|\mathbf{f}'_{k+1}, \mathcal{Q}_i) \int_{V_{\eta}^{(i)}} p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathcal{Q}_i) p(\boldsymbol{\eta}_{k+1}|\mathbf{f}'_{k+1}, \mathcal{Q}_i, \gamma_l) d\boldsymbol{\eta}_{k+1}, \quad (2)$$

Важным этапом идентификации объектов является аппроксимация ПРВ траекторных признаков $\boldsymbol{\eta}_{k+1}$. Несмотря на возможность аналитического представления

составляющих интеграла для вычисления коэффициента правдоподобия (2), выражение его первообразной через аналитические функции затруднено. Устранение данной проблемы возможно за счет использования численного метода интегрирования Монте-Карло, выбор которого обусловлен следующими преимуществами [9–12]: прямой учет влияния нелинейных преобразований на аппроксимируемую плотность; простота реализации; высокая скорость сходимости. В основе метода Монте-Карло лежит аппроксимация произвольной плотности вероятности $p(a)$ совокупностью случайных отсчетов $a^{(s)}$ ($s = \overline{1, N}$, $N \gg 1$) и ненормированными весами этих отсчетов $w^{(s)}$ [9]. При этом дисперсия ошибки аппроксимации будет минимальна, если закон распределения случайных отсчетов будет соответствовать $\tilde{w}^{(s)} = p(a^{(s)})$, что соответствует значимой выборке.

Чтобы получить аппроксимацию ПРВ траекторных признаков η_{k+1} , сначала необходимо аппроксимировать апостериорную ПРВ вектора состояния координат и параметров движения наблюдаемого объекта a_{k+1} на текущем шаге измерений. Для этого используется

соответствующий блок аппроксимации, включающий (см. рис. 1,а): генератор случайных отсчетов Монте-Карло; устройство расчета и нормировки весов случайных отсчетов; матричный фильтр с конечной импульсной характеристикой (КИХ) для формирования оценок. Важно отметить, что точность вычисления интегралов методом Монте-Карло имеет обратную зависимость от числа отсчетов $N_{МК}$. Экспериментально показано, что для случая неманеврирующих объектов увеличение числа отсчетов более $N_{МК} = 5000$ приводит лишь к незначительному возрастанию эффективности алгоритмов фильтрации [12].

Для аппроксимации апостериорной ПРВ вектора состояния $p(a_{k+1} | \eta_{k+1})$ методом Монте-Карло на вход соответствующего блока аппроксимации (рис. 1,а) поступает взвешенная оценка вектора состояния \hat{a}_{k+1} с выхода траекторного измерителя координат и параметров движения наблюдаемого объекта и значение ее взвешенной ковариационной матрицы ошибок R_{k+1}^j . Далее необходимо сгенерировать $N_{МК}$ случайных векторов (распределены по гауссову закону с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией) размерностью равной

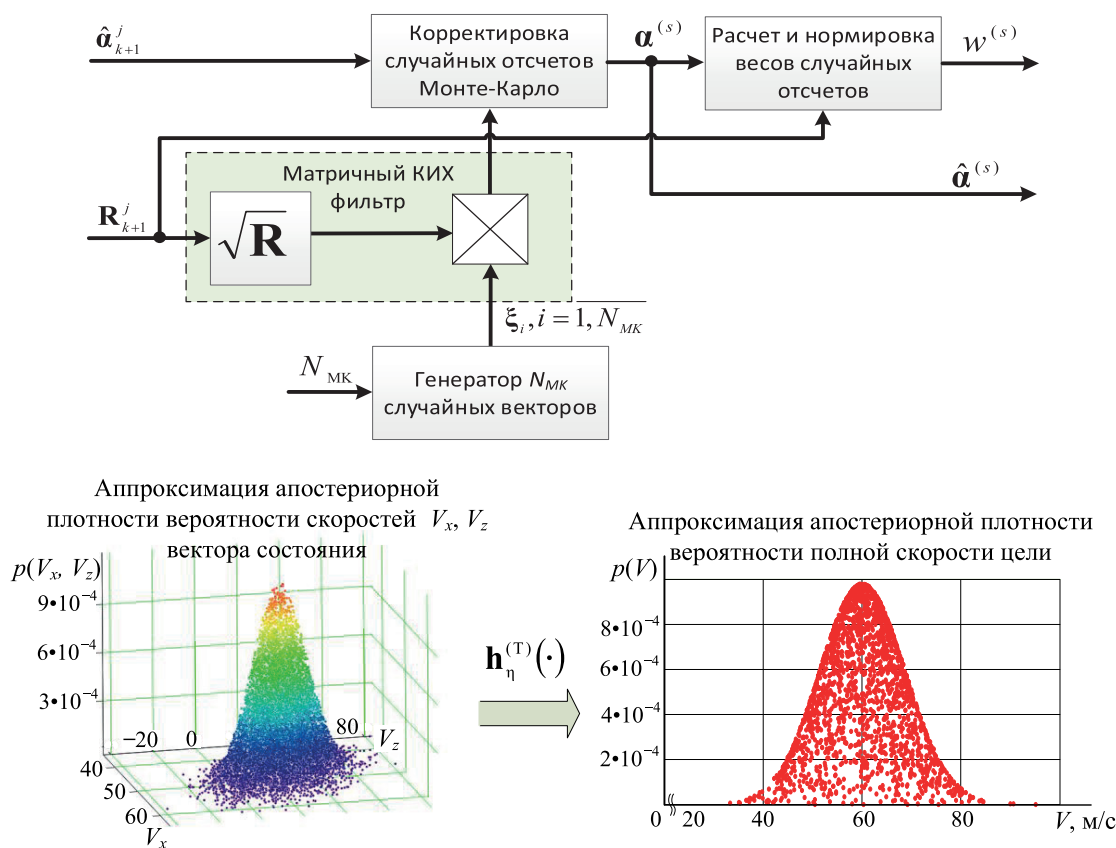


Рис. 1. Аппроксимации плотности вероятности методом Монте-Карло блок-схема (а); пример аппроксимации ПРВ вектора состояния (б)

размерности a_{k+1} , вычислить $\sqrt{R_{k+1}^T}$ и пропустить через матричный КИХ-фильтр:

$$\mathbf{a}^{(s)} = \hat{\mathbf{a}} + \sqrt{\mathbf{R}} \boldsymbol{\xi}^{(s)}, \quad \tilde{\mathbf{w}}^{(s)} = \frac{1}{(2\pi)^2 |\mathbf{R}|} e^{-\frac{1}{2} (\sqrt{\mathbf{R}} \boldsymbol{\xi}^{(s)})^T \mathbf{R}^{-1} (\sqrt{\mathbf{R}} \boldsymbol{\xi}^{(s)})}, \quad (3)$$

где $\sqrt{\mathbf{R}}$ – верхняя треугольная матрица; $\boldsymbol{\xi}^{(s)}$ – случайный вектор с ненормированным весом $\tilde{\mathbf{w}}^{(s)}$, каждый элемент которого распределен по гауссову закону с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией.

После вычисления весов $\tilde{\mathbf{w}}^{(s)}$, выполняется их нормировка. На рис. 1,б приведен пример аппроксимации апостериорной ПРВ вектора состояния методом Монте-Карло с последующим нелинейным преобразованием в систему координат траекторного признака (полной скорости) $\mathbf{h}_\eta^{(T)}(\cdot)$:

$$\hat{V}_{k+1} = \mathbf{h}_\eta^{(T)}(\mathbf{D} \hat{\mathbf{a}}_{k+1}) = \sqrt{\hat{V}_{x(k+1)}^2 + \hat{V}_{z(k+1)}^2}, \quad (4)$$

где \mathbf{D} – статическая матрица пересчета изменений вектора состояния в изменения вектора координат и параметров движения; \hat{V}_{k+1} , $\hat{V}_{x(k+1)}$, $\hat{V}_{z(k+1)}$ – оценка полной скорости и ее составляющих на $(k+1)$ -м измерении.

Еще одним важным аспектом идентификации объектов по траекторным признакам является корректный выбор априорной ПРВ траекторных признаков $p(\boldsymbol{\eta}_{k+1} | \mathcal{G}_i)$ при расчете коэффициента правдоподобия $L_\eta(\mathbf{f}_{k+1}' | \mathcal{G}_i)$. При этом необходимо учитывать как высотно-скоростные характеристики различных классов объектов (рис. 2), так и особенности их динамического поведения.

Традиционный подход к представлению априорной ПРВ траекторных параметров основывается на использовании равномерной полигонной или гауссовой аппроксимации в области допустимых значений (рис. 3). В качестве примера на рис. 3 приведена аппроксимация априорной ПРВ траекторных признаков (высотно-скоростных характеристик) для 4 объектов идентификации.

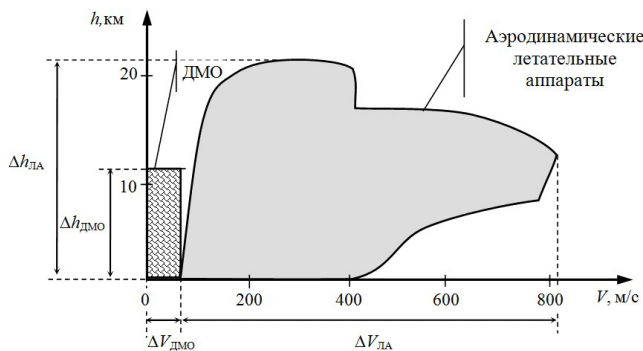


Рис. 2. Высотно-скоростные характеристики аэродинамических летательных аппаратов и ДМО

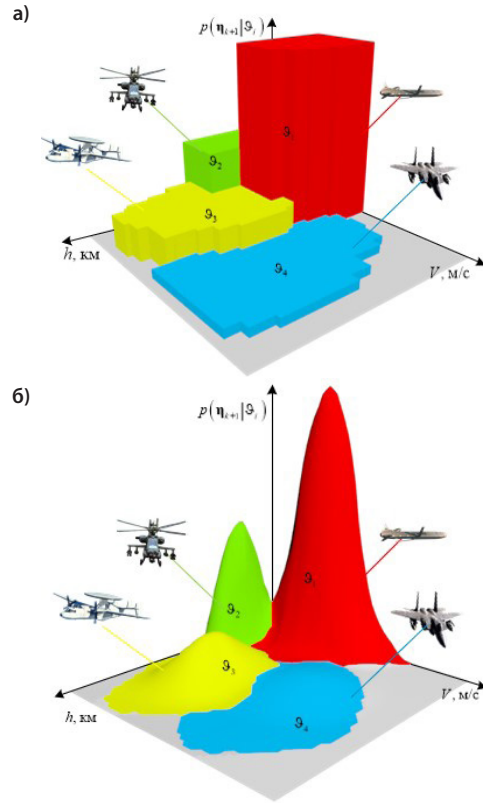


Рис. 3. Аппроксимации высотно-скоростных характеристик 4-х воздушных объектов равномерная полигонная аппроксимация (а); гауссовская аппроксимация (б)

Однако такое представление не всегда адекватно отражает реальные характеристики движения объектов различных классов. Существенное улучшение качества идентификации достигается при использовании обобщенного гауссова распределения для описания априорной ПРВ траекторных признаков. Данное распределение характеризуется ПРВ вида [8, 11]:

$$p_{GGD}(x) = \frac{1}{2\Gamma(1+1/p)A(p, \sigma)} e^{-\left(\frac{x-\mu}{A(p, \sigma)}\right)^p}, \quad (5)$$

где $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$ – гамма-функция;

$A(p, \sigma) = \sqrt{(\sigma^2 \Gamma(1/p)) / \Gamma(3/p)}$ – параметр распределения; σ , μ , ρ – среднеквадратическое отклонение (СКО), математическое ожидание и параметр формы.

Важным преимуществом обобщенного гауссова распределения является его гибкость в описании различных форм распределения траекторных признаков. При $\alpha = 2$ оно сводится к классическому нормальному распределению, при $\alpha = 1$ к распределению Лапласа, а при $\alpha \rightarrow \infty$ к равномерному распределению (см. рис. 4,а). Это позво-

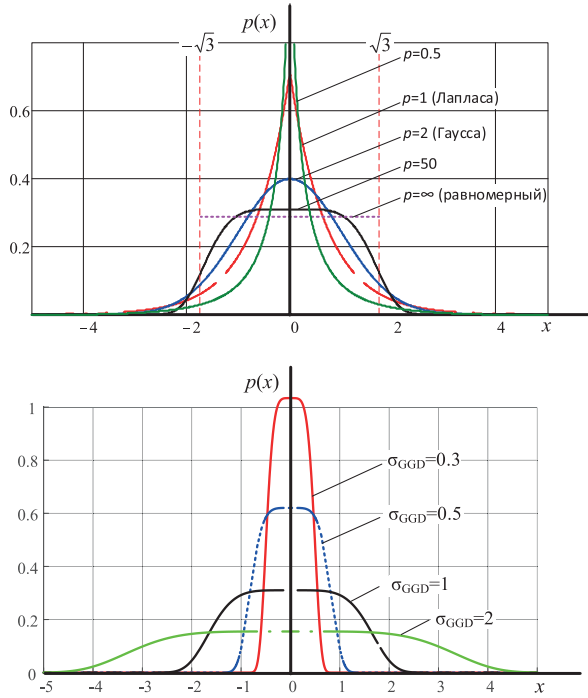


Рис. 4. Центрированная обобщенная гауссова плотность вероятности

$\sigma=1$ при различных значениях ρ (а); $\rho=5$ при различных значениях σ (б)

ляет более точно моделировать реальные распределения траекторных признаков различных классов объектов.

Использование обобщенного гауссова распределения особенно эффективно при описании траекторных признаков маневрирующих целей, когда классическое гауссово приближение может давать существенные ошибки. При этом значения σ , μ , ρ могут быть адаптивно настроены в зависимости от характера движения наблюдаемого объекта (рис. 4а, б). Практическая реализация алгоритмов идентификации с использованием обобщенного гауссова распределения требует эффективных методов оценивания его параметров. Для этого могут быть использованы как классические методы максимального правдоподобия, так и робастные процедуры оценивания, устойчивые к аномальным измерениям [19, 20]. Для более полного описания траекторных признаков целесообразно использовать двумерное обобщенное гауссово распределение, которое позволяет учитывать взаимосвязь между различными параметрами движения объекта. Плотность вероятности двумерного обобщенного гауссова распределения имеет вид:

$$p_{GGD}(x_1, x_2) = \frac{e^{-\left(\frac{x_1' - \mu_1}{A_1}\right)^{p_1}}}{2\Gamma(1+1/p_1)A_1} \frac{e^{-\left(\frac{x_2' - \mu_2}{A_2}\right)^{p_2}}}{2\Gamma(1+1/p_2)A_2}, \quad (6)$$

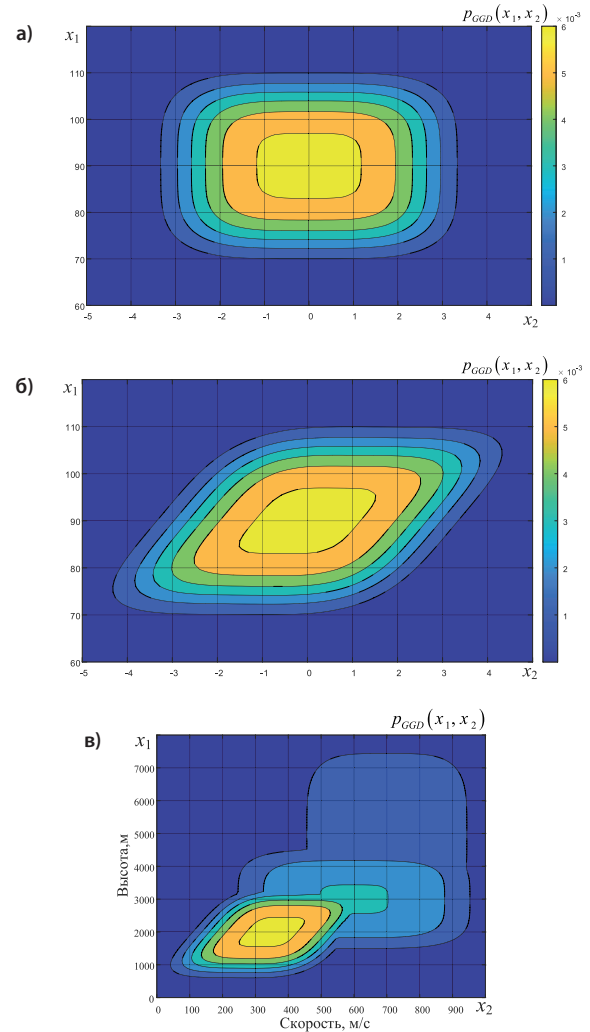


Рис. 5. Пример двумерных гауссовых распределений
с углом поворота $\gamma = 0^\circ$ (а); с углом поворота $\gamma = 5^\circ$ (б);
композитное многомодальное распределение (в)

где $A_1 = \sqrt{(\sigma_1^2 \Gamma(1/p_1)) / \Gamma(3/p_1)}$,

$A_2 = \sqrt{(\sigma_2^2 \Gamma(1/p_2)) / \Gamma(3/p_2)}$ – параметры распределения;
 $x_1' = (x_1 - m_1) \cos(\gamma) - (x_2 - m_2) \sin(\gamma) + m_1$
 $x_2' = (x_2 - m_2) \cos(\gamma) - (x_1 - m_1) \sin(\gamma) + m_2$ – пересчитанные значения случайных величин с угла поворота обобщенного двумерного гауссова распределения γ , характеризующего их взаимную корреляцию.

Как видно из рис. 2, в реальных условиях траекторные признаки различных классов объектов часто имеют более сложную структуру, которая не может быть адекватно описана одним двумерным распределением. В этих случаях эффективным решением является использование

композитного многомодального двумерного обобщенного гауссова распределения, представляющего собой взвешенную сумму нескольких двумерных обобщенных гауссовых распределений:

$$p_{GGD}(x_1, x_2) = \sum_{k=1}^K \omega_k p_k(x_{1k}, x_{2k}), \quad (7)$$

где ω_k – весовые коэффициенты для каждой компоненты смеси распределений, которые определяют «вклад» каждой компоненты в общее распределение (при этом $\sum_{k=1}^K \omega_k = 1, \omega_k = 1$).

$p_k(x_{1k}, x_{2k})$ – k -я компонента распределения, рассчитываемая согласно выражению (6).

На рис 5,в представлен пример априорного распределения высотно-скоростных характеристик, построенного с использованием композитного многомодального двумерного обобщенного гауссова распределения согласно выражению (7), аэродинамического летательного аппарата. Распределение отражает четыре основных режима полета с различными параметрами, представленными в виде отдельных компонент. Первый режим характеризуется полетом на высоте около 2000 м при скорости 700 м/с при СКО 350 м по высоте и 120 м/с по скорости. Второй режим соответствует высоте 3000 м и скорости 850 м/с с увеличенными значениями СКО до 600 м и 200 м/с соответственно. Третий и четвертый режимы описывают полет на больших высотах (5000 м и 8000 м) с повышенными скоростями (2000 м/с и 3000 м/с). Наиболее интенсивная область распределения наблюдается в диапазоне высот 1500-2500 м при скоростях 600-800 м/с, что соответствует основному режиму полета летательного аппарата. Распределение имеет характер-

ную вытянутую форму с небольшим наклоном в области малых высот и скоростей ($\gamma = 5^\circ$), что отражает физические особенности динамики полета в этом режиме.

Таким образом, применение обобщенного гауссова распределения для представления априорных траекторных признаков позволяет существенно повысить эффективность идентификации различных классов объектов в современных системах мониторинга воздушной и наземной обстановки за счет более адекватного описания статистических характеристик их движения.

Идентификацию объектов с физически нереализуемой траекторией целесообразно проводить по двум критериям (см. рис. 6): состоятельности оценки координат и параметров движения и проверке попадания оценок траекторных параметров в область допустимых значений [20, 21]. Состоятельности оценки координат и параметров движения ζ_{k+1} на $(k+1)$ -м интервале обновления данных производится согласно выражению [4]:

$$\zeta_{k+1} = \text{tr} \left(\left(\left(\mathbf{H} \hat{\mathbf{a}}_{k+1} - \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1} \right) \left(\mathbf{H} \hat{\mathbf{a}}_{k+1} - \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1} \right)^T + \mathbf{H} \mathbf{R}_{(k+1)} \mathbf{H}^T \right) \mathbf{R}_{\theta(k+1)}^{-1} \right), \quad (8)$$

где \mathbf{H} – матрица статического пересчета, приводящая размерность вектора состояния $\hat{\mathbf{a}}_{k+1}$ к размерности вектора наблюдаемых параметров $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k+1}$.

При идентификации ложных объектов с физически не реализуемой траекторией выдается решение «сбросить» на соответствующее устройство удаления [20].

Таким образом, применение обобщенного гауссова распределения для представления априорных траекторных признаков в сочетании с методом численного интегрирования Монте-Карло создает надежную основу для эффективной идентификации различных классов объектов. При этом проверка физической реализуемости тра-

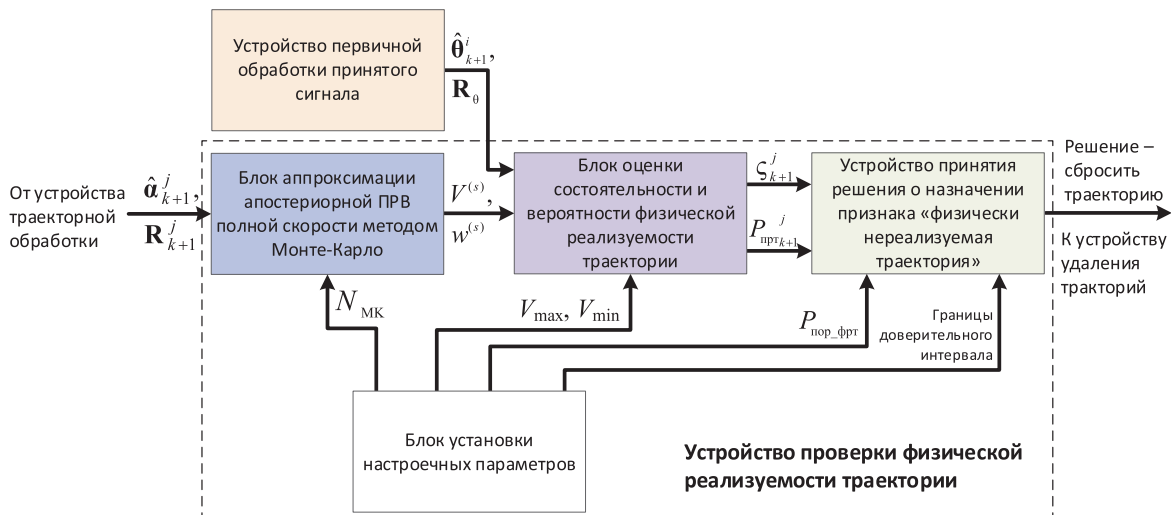


Рис. 6. Устройство проверки физически реализуемой траектории

ектории, как показано на рис. 5, является важным элементом общего процесса идентификации. Опираясь на вышеизложенные теоретические положения и практические аспекты, разработанная методика идентификации объектов по траекторным признакам включает в себя следующую последовательность действий:

1. Определить для перечня идентифицируемых объектов Θ_i их траекторные признаки \mathbf{n}_{k+1} и вычислить априорную плотность их распределения $p(\mathbf{n}_{k+1}|\Theta_i)$ в виде одной из форм обобщенного гауссова распределения в соответствии с выражениями (5)–(7).

2. Вычислить состоятельность оценки вектора состояния координат и параметров движения $\hat{\mathbf{a}}_{k+1}$ согласно выражению (8), в случае невыполнения критерия состоятельности выставить идентификационный признак «объект с физической не реализуемой траекторией», если критерий выполняется, то перейти к пункту 3 методики;

3. Аппроксимировать методом Монте-Карло апостериорную плотность вероятности распределения вектора состояния $p(\mathbf{a}_{k+1}|\mathbf{f}'_{k+1}, \Theta_i, \gamma_l) \cong p(\mathbf{a}_{k+1}|\Theta_{k+1}, \Theta_i, \gamma_l)$ на $(k+1)$ -м измерении набором $N_{\text{МК}}$ случайных точек $\mathbf{a}_{k+1}^{(s)}$ при помощи матрично-го КИХ-фильтра согласно выражения (3).

3. Получить аппроксимацию плотности вероятности распределения траекторных признаков $p(\mathbf{n}_{k+1}|\mathbf{f}'_{k+1}, \Theta_i, \gamma_l)$ путем нелинейного преобразования $\mathbf{h}_\eta^{(T)}(\mathbf{a}_{k+1}^{(s)})$ над плотностью $p(\mathbf{a}_{k+1}|\Theta_{k+1}, \Theta_i, \gamma_l)$.

4. Получить аппроксимацию результатов перемножения апостериорной $p(\mathbf{n}_{k+1}|\mathbf{f}'_{k+1}, \Theta_i, \gamma_l)$ и априорной $p(\mathbf{n}_{k+1}|\Theta_i)$ плотностей полной скорости, а затем найти интегралы от этих результатов перемножений по \mathbf{n}_{k+1} в области определения $V_\eta^{(i)}$.

5. Определить значение коэффициентов правдоподобия $L_\eta(\mathbf{f}'_{k+1}|\Theta_i)$ путем вычисления численного значения интеграла методом Монте-Карло по формуле для каждого из M возможных классов объекта Θ_i :

$$I_N(\Theta_i) = \sum_{l=1}^{M^{(i)}} P(\gamma_l|\mathbf{f}'_{k+1}, \Theta_i) \sum_{s=1}^N p(\mathbf{h}_\eta^{(T)}(\mathbf{a}_{k+1}^{(s)})|\Theta_i) p(\mathbf{h}_\eta^{(T)}(\mathbf{a}_{k+1}^{(s)})|\mathbf{f}'_{k+1}, \Theta_i, \gamma_l) \delta(\mathbf{a} - \mathbf{a}_{k+1}^{(s)}), \quad L_\eta(\mathbf{f}'_{k+1}|\Theta_i) \approx I_N, \quad (9)$$

где $p(\mathbf{h}_\eta^{(T)}(\mathbf{a}_{k+1}^{(s)})|\Theta_i)$ – значение $p(\mathbf{n}_{k+1}|\Theta_i)$ в точке $\mathbf{a}_{k+1}^{(s)}$.

6. Вычислить апостериорную вероятность i -й гипотезы о классе объекта $P(\Theta_i|\mathbf{f}'_{k+1})$ (при равновероятной априорной вероятности): $P(\Theta_i|\mathbf{f}'_{k+1}) \cong I_N(\Theta_i) / \sum_{l=1}^M I_N(\Theta_l)$,

7. Принять решение об идентификации по заданному критерию (например, по максимуму апостериорной вероятности, либо значению вероятности выше заданного порогового значения).

Частным практическим случаем использования приведенной обобщенной методики была ее реализация в РЛС кругового обзора (в рамках проекта № Т21-071 Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований), что позволило: повысить вероятность правильной идентификации до 0.91-0.95 (увеличение в 1.3-1.8 раза по сравнению с методом, основанным на использовании гауссовых распределений); снизить вероятность ложной идентификации до 0.02-0.038 (уменьшение в 3.4-5.8 раза по сравнению с методом, основанным на использовании гауссовых распределений); сократить время правильной идентификации до 4 интервалов обновления данных; обеспечить устойчивую работу в реальном масштабе времени; повысить достоверность классификации объектов за счет более адекватного описания статистических характеристик их движения.

Также применение разработанной методики идентификации позволило (в рамках проекта №Т22УЗБ-009 Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований): повысить вероятность правильной идентификации опасных объектов (к ним относились объекты, траектории которых соответствовали траекториям и параметрам движения самонаводящегося высокоточного оружия) в 2.8-3.2 раза, снизить средний риск ошибочной классификации в 1.6-1.8 раза и сократить время принятия решения на 25-35% по сравнению с классическими методами. Данные результаты были получены в рамках гранта (проект).

Заключение

1. Разработана методика идентификации объектов, основанная на вычислении коэффициента правдоподобия по траекторным признакам с использованием численного метода интегрирования Монте-Карло. Методика позволяет учитывать особенности движения различных классов объектов и обеспечивает высокую достоверность их классификации.

2. Предложено использование обобщенного гауссова распределения для описания априорной плотности вероятности траекторных признаков, что позволяет более точно моделировать реальные распределения параметров движения различных классов объектов.

3. Развита подход к представлению сложных траекторных признаков с помощью двумерного и композитного много-модального обобщенного гауссова распределения, учитывающего взаимосвязь между различными параметрами дви-

жения объекта и множественность режимов его функционирования.

4. Экспериментально подтверждена эффективность разработанной методики при идентификации различных классов объектов в реальных условиях функционирования систем мониторинга.

Практическая значимость полученных результатов заключается в возможности их непосредственного использования при разработке современных систем мониторинга воздушной и наземной обстановки, обеспечивающих высокую достоверность классификации наблюдаемых объектов в условиях априорной неопределенности. Дальнейшие исследования могут быть направлены на развитие методов адаптивного оценивания параметров обобщенного гауссова распределения и разработку эффективных алгоритмов идентификации в условиях сложной помеховой обстановки.

Литература

1. Автоматическое обнаружение и сопровождение динамических объектов на изображениях, формируемых оптико-электронными приборами в условиях априорной неопределенности. Методы и алгоритмы / О.Б. Гузенко [и др.] – М.: Радиотехника, 2015. – 280 с.
2. Артемьев, В. М. Обработка изображений в пассивных обзорно-поисковых оптико-электронных системах / В. М. Артемьев, А. О. Наумов, Л. Л. Кохан. – Минск: Бел. навука, 2014. – 116 с.
3. Ширман, Я. Д. Радиоэлектронные системы. Основы построения и теория. Справочник. / Я. Д. Ширман [и др.]. – Изд. 2-е, перераб. и доп. – М.: Радиотехника, 2007. – 512 с.
4. Бар-Шалом, Я. Траекторная обработка. Принципы, способы и алгоритмы: в 2 ч./ Я. Бар-Шалом, Х. Р. Ли. – М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2011. – 510 с.
5. Blackman, S. Design and Analysis of Modern Tracking Systems / S. Blackman, R. Popoli. – Boston&London : Artech House, 1999. – 1230 p.
6. Bar-Shalom, Y. Multitarget-Multisensor tracking. Vol. III: Applications and advances / Y. Bar-Shalom, W.D. Blair. – Boston, London: Artech House, 2000. – 578 p.
7. Жук, С. Я. Методы оптимизации дискретных динамических систем со случайной структурой / С. Я. Жук. – К.: НТУУ КПИ, 2008. – 232 с.
8. Nadarajah, S. A generalized normal distribution / S. Nadarajah // Journal of Applied Statistic. – 2005. – Vol. 32 (7). – P. 685-694.
9. Парахневич, А. В. Использование численного метода интегрирования Монте-Карло для аппроксимации плотностей вероятности / А. В. Парахневич, А. С. Солонар, С. А. Горшков // Докл. БГУИР. – 2012. – № 1 (63). – С. 22-28.
10. Горшков, С. А. Обобщенный метод Монте-Карло в нелинейной дискретной фильтрации Байесовско-Марковских параметров / С. А. Горшков, А. С. Солонар, А. В. Парахневич // Веснік сувязі. – 2012. – № 4 (114). – С. 1-6.
11. Лукин, В. В. Оценивание параметра сдвига для семейства обобщенных гауссовых распределений / В. В. Лукин, Д. А. Куркин, А. А. Роечко // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2011. – № 2 (50). – С. 37-44.
12. Ristic, B. Beyond the Kalman Filter. Particle Filters for Tracking Applications / B. Ristic, S. Arulampalam, N. Gordon. – Boston, London: Artech House, 2004. – 299 p.
13. Горшков, С. А. Сочетание сигнальных и траекторных признаков в задачах измерения-распознавания / С. А. Горшков, А. С. Солонар // Прикладная радиоэлектроника. – 2009. – Т. 8. – № 4. – С. 497-500.
14. Солонар, А. С. Различия траекторных признаков селекции дискретных мешающих отражений и летательных аппаратов / А. С. Солонар // Вестник Воен. Акад. Республики Беларусь. – 2023. – №1 (78). – С. 77-86.
15. Коновалов, А. А. Основы траекторной обработки радиолокационной информации: в 2 ч. / А. А. Коновалов. – СПб.: «ЛЭТИ», 2014 – Ч. 2 – 180 с.
16. Li, X. R. A survey of maneuvering target tracking. Part II: Ballistic target models / X. R. Li, V. P. Jilkov // Proceeding of SPIE Conference on Signal and data processing of small targets, Sab Diego, 2001. – P. 23.
17. Solonar, A. S. Tracking estimator of the ground target coordinates and motion parameters using onboard optical location system data / A. S. Solonar, P. A. Khmarski, S. V. Tsuprik // Gyroscopy and navigation. – 2023. – Vol. 14. – No. 3. – P. 244-258.

Дата поступления 18.03.2025