

УДК 621.396.967.16

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА РАДИОЛОКАЦИОННОЙ ИНФОРМАЦИИ ПРИ СОПРОВОЖДЕНИИ ЦЕЛЕЙ

К. т. н. Бочкарев А. М., д. т. н. Юрьев А. Н., Долгов М. Н., Щербинин А. В.

ВВЕДЕНИЕ

Последнее 10-летие характеризуется интенсивными исследованиями и разработками в области траекторной обработки радиолокационной информации. Интерес к этой области исследований обусловлен как серьезными изменениями технического облика и структуры радиолокационных систем, так и теоретическими достижениями в цифровых методах обработки данных. Все более широкое распространение получают радиолокаторы с фазированными антенными решетками, обеспечивающими возможность гибкого управления лучом, практически мгновенного его перемещения из одной точки пространства в другую. Развиваются радиолокационные системы, позволяющие на этапе первичной обработки измерять скорость и ускорение объектов и тем самым расширять пространство состояний обрабатываемых сигналов. Вводятся в практику многопозиционные системы, характеризующиеся тем, что их передающие и приемные элементы разнесены в пространстве. Прогресс радиолокационной техники, в свою очередь, предъявляет новые требования к системам обработки радиолокационной информации, открывает перед ними новые возможности. Анализ зарубежных публикаций свидетельствует о том, что способы траекторной обработки данных, эвристически развиваемые в течение продолжительного времени, находят свое методическое обоснование в теории фильтрации и, с другой стороны, теория фильтрации стимулировала дальнейшее совершенствование методов, используемых в цифровых системах обработки радиолокационной информации.

В настоящем обзоре рассматриваются наиболее актуальные проблемы обработки радиолокационных данных. К этим проблемам относятся: способы и пути реализации обработки информации при наличии в зоне обзора большого числа воздушных

объектов, методы сопровождения групповых целей, способы обнаружения маневра цели и сопровождения целей в условиях мешающих отражений и преднамеренных помех.

1. СОПРОВОЖДЕНИЕ МАНЕВРИРУЮЩЕЙ ЦЕЛИ В ОТСУТСТВИЕ ПОМЕХ

1.1. Общие положения. Известно, что функционирование любого алгоритма сопровождения основано на использовании некоторой модели движения цели. В свою очередь основой всех моделей динамики объекта является тот или иной физический закон движения: по прямой, по окружности, по баллистической траектории и т. д. Объект, совершающий движение в соответствии с известным физическим законом, считается неманеврирующим. Маневром называют внезапное изменение характера движения под воздействием случайных (для неуправляемого объекта) или детерминированных (для управляемого объекта) сил. Сопровождение маневрирующих целей является весьма сложной задачей, поскольку в большинстве случаев априорные знания о характере маневра отсутствуют. Поэтому представляется целесообразным рассмотреть основные способы описания динамики маневрирующих целей, обеспечивающие возможность их сопровождения.

1.2. Уравнение движения. Общим уравнением движения маневрирующей цели является следующее соотношение [1]:

$$X(k+1) = F(k)X(k) + G(k)U(k) + V(k), \quad (1)$$

где $X(k)$ — вектор состояния объекта размерностью $(n \times 1)$; $F(k)$ — переходная матрица размерностью $(n \times n)$; $U(k)$ — вектор управления размерностью $(r \times 1)$; $G(k)$ — матрица интенсивности управления $(n \times r)$; $V(k)$ — белый шум с нулевым математическим ожиданием и матрицей ковариаций $Q(k)$.

Вектор управления $U(k)$ на практике не известен, поэтому возникает задача определения $U(k)$, которая решается с использованием двух предложений:

1. Вектор $U(k)$ считается случайным и описывается случайным процессом.

2. Вектор $U(k)$ считается детерминированным и определяется или оценивается в реальном времени.

Исходя из статистических характеристик процессов, моделирующих маневр, случайный процесс управления может описываться белым шумом либо автокоррелированной (марковской) последовательностью. Функционирование реальных систем сопровождения требует оценки входного управляющего воздействия. При этом делается предположение о постоянстве управления на заданном промежутке времени (равном, как правило, интервалу дискретности модели). Оценка проводится по критерию минимума среднего квадратического отклонения. Результат оценки используется для коррекции оценки вектора состояния объекта либо включается в вектор состояния для последующего оценивания.

1.3. Моделирование входного воздействия в виде белого шума. В этом случае предполагается, что фильтр сопровождения имеет заданный уровень шума. Определение момента начала маневра происходит по возрастанию величины $\epsilon_v(k)$, рассчитываемой в соответствии с выражением:

$$\epsilon_v(k) = v^T(k)S^{-1}(k)v(k),$$

где $v(k)$ — вектор разности действительного и прогнозируемого измерений; $S(k)$ — матрица точности измерений.

Величина $\epsilon_v(k)$ имеет χ -квадратичное распределение с числом степеней свободы, равным размерности вектора измерения m . По достижении величиной $\epsilon_v(k)$ выбранного порога $\epsilon_{\max}$ принимается решение об обнаружении маневра и матрица $Q(k-1)$ пересчитывается умножением ее элементов на коэффициент ϕ . Тогда матрица $S(k)$ принимает вид

$$S(k) = H(k)[F(k-1)P(k-1/k-1)F^T(k-1) + \phi Q(k-1)]H^T(k) + R(k),$$

где $H(k)$ — матрица наблюдений размерностью $(n \times m)$; $P(k)$ — матрица ковариации ошибок оценивания $(n \times n)$; $R(k)$ — матрица шумов измерения $(m \times m)$.

Часто вместо скалярной величины $\epsilon_v(k)$ используется набор значений $\epsilon_v(k)$ для последовательных моментов времени, полученный с помощью детектора маневра в виде «скользящего окна». Для селективного изменения элементов матрицы $Q(k)$ вместо

коэффициента ϕ используется диагональная матрица Φ .

1.4. Оценка маневра с использованием многогипотезной модели движения цели. В этом случае задается несколько моделей движения (1) и соответствующих им фильтров, включаемых параллельно. Для каждой модели движения рассчитывается вероятность оценки вектора состояния соответствующим фильтром, а результирующая оценка находится как математическое ожидание полученных оценок с учетом их вероятностей

$$E\{X(k)/Z^k\} = \sum_{j=1}^r E\{X(k)/M_j, Z^k\}P\{M_j/Z^k\},$$

где M_j — j -я модель движения; Z^k — последовательность измерений до k -го шага;

Начальные вероятности задаются: $P\{M_j\} = \mu_j(0)$, $j = 1, r$

Функция правдоподобия измерения до k -го шага рассчитывается для j -й модели в соответствии с уравнением

$$\lambda_j(k) = P\{Z^k/M_j\} = \sum_{i=1}^k P\{v_j(i)\},$$

где

$$P\{v_j(k)\} = |2\pi S_j(k)|^{-1/2} \exp \left[-\frac{1}{2} v_j^T(k) S_j^{-1}(k) v_j(k) \right].$$

Вероятность существования модели на k -ом шаге определяется по правилу Байеса:

$$\mu_j(k) = \frac{P\{v_j(k)\}\mu_j(k-1)}{\sum_{i=1}^r P\{v_i(k)\}\mu_i(k-1)} = \frac{\lambda_j(k)\mu_j(0)}{\sum_{i=1}^r \lambda_i(k)\mu_i(0)}.$$

Структурная схема многогипотезной модели движения и вероятностного оценивания вектора состояния изображена на рис. 1. В работе [2] показано, что некоторые фильтры, входящие в модель, в силу несоответствия моделируемого и реального шумов объекта могут расходиться. В этом случае производится ли-

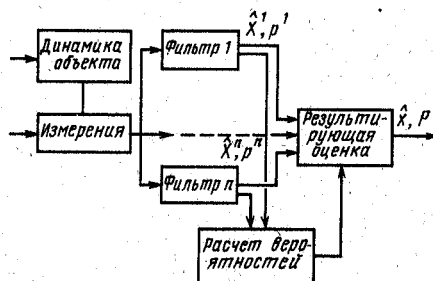


Рис. 1.

бо их отключение и использование в качестве результирующей оценку фильтра с наибольшей $\mu_j(k)$, либо ограничение нижней границы $\mu_j(k)$ (к примеру 0,001) и пересчет вероятностей по достижении $\mu_j(k)$ j -го фильтра заданной границы.

В работе [3] описан алгоритм многогипотезного движения IMM. Алгоритм использует 2-3 модели движения второго (с постоянной скоростью цели) и третьего (с постоянным ускорением) порядка. Каждой модели движения соответствует фильтр Калмана с заданным шумом объекта. Переход от одной модели к другой описывается марковской последовательностью, задаваемой матрицей перехода, элементами которой являются вероятности переключения состояний.

В [4] отмечается возможность комплексирования алгоритма IMM и алгоритма вероятностного сличения данных (PDAF), что делает возможным использование алгоритма IMM для сопровождения маневрирующей цели в условиях помех.

1.5. Моделирование маневра с помощью цветного шума. Более реальной моделью маневра цели является описание его с помощью коррелированного (цветного) шума. Названная модель маневра впервые была предложена Сингером в [5]. Согласно данной модели, ускорение цели $a(t)$ представлялось в виде случайного процесса с нулевым математическим ожиданием и экспоненциальной автокорреляционной функцией вида

$$R(\tau) = E[a(t)a(t+\tau)] = \sigma_m^2 e^{-\alpha|\tau|}, \quad (2)$$

где σ_m^2 — дисперсия ускорения; α^{-1} — постоянная времени автокорреляции.

В соответствии с [5] дисперсия ускорения цели рассчитывается по формуле

$$\sigma_m^2 = \frac{a_m^2}{3} (1 + 4p_m - p_0),$$

где a_m — максимальное значение ускорения цели; p_0 — вероятность того, что ускорение будет равно нулю; p_m — вероятность того, что ускорение будет равно a_m .

Динамическая модель, соответствующая (2), представляет собой марковскую последовательность первого порядка:

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + \tilde{v}(t), \quad (3)$$

управляемую белым шумом с ковариацией $E[\tilde{v}(t)\tilde{v}(\tau)] = 2\alpha\sigma_m^2\delta(t-\tau)$.

Существует ряд модификаций модели ускорения (3), предназначенных для решения конкретных задач. Так называемая модель Берга [6] позволяет более точно описать ускорение цели, совершающей

координированный разворот. Динамика изменения ускорения в этом случае описывается уравнением:

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + \dot{a}^m(t) + \tilde{v}(t),$$

где $\dot{a}^m(t)$ — среднее значение возмущения, рассчитываемое на основании оценок скорости и ускорения за последние k шагов.

Известна также модификация модели Берга, которая позволяет повысить точность сопровождения цели, совершающей координированный разворот

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + \alpha a^m(t) + \dot{a}^m(t) + \tilde{v}(t), \quad (4)$$

где $a^m(t)$ — среднее значение ускорения цели.

В [7] описывается алгоритм сопровождения маневрирующей цели, ускорение которой изменяется в соответствии с (4). В этом случае динамика цели описывается уравнением:

$$X_k = FX_{k-1} + \Gamma a_{k-1}^m(t) + L\dot{a}_{k-1}^m(t) + w_{k-1},$$

где

$$F = F(\Delta t) = \begin{vmatrix} E & \Delta t E & \tau^2(-1 + \frac{\Delta t}{\tau} + e^{-\Delta t/\tau})E \\ 0 & E & \tau(1 - e^{-\Delta t/\tau})E \\ 0 & 0 & e^{-\Delta t/\tau}E \end{vmatrix};$$

E — единичная матрица размерности (3×3) ;

$$\Gamma = \begin{vmatrix} (\frac{\Delta t^2}{2} - \tau(-1 + \frac{\Delta t}{\tau} + e^{-\Delta t/\tau}))E \\ (\Delta t - \tau(1 - e^{-\Delta t/\tau}))E \\ (1 - e^{-\Delta t/\tau})E \end{vmatrix};$$

$$L = [\Delta t^3/6E \quad \Delta t^2/2E \quad \Delta t E]^T;$$

$\tau = 1/\alpha$ — время корреляции маневра; Δt — период дискретности модели.

Матрицы Γ и L выводятся на основании соотношения

$$a^m(t) = a_{k-1}^m(t) + \dot{a}_{k-1}^m(t - (k-1)\Delta t)$$

для $(k-1)\Delta t \leq t \leq k\Delta t$.

Так как возмущение $\dot{a}^m(t)$ определяется для скоростной системы координат, связанной с целью, а сопровождение ведется в прямоугольной, связанной с РЛС, возникает необходимость в преобразовании координат цели и пересчете вектора состояния в соответствии с уравнением

$$X_{R_k} = FX_{R_k} + \Gamma a_{R_k}^m(t)_{k-1} + L\dot{a}_{R_k}^m(t)_{k-1} + M(Z_{k-1})w_{k-1},$$

где $M(Z_{k-1})$ — матрица преобразования координат:

$$M(Z_{k-1}) = \begin{vmatrix} m(Z_{k-1}) & 0 & 0 \\ 0 & m(Z_{k-1}) & 0 \\ 0 & 0 & m(Z_{k-1}) \end{vmatrix};$$

$m(Z)$ — матрица перехода, устанавливающая связь между названными системами координат с помощью углов Эйлера.

Тогда ускорение цели в прямоугольной системе координат будет определяться через ускорение в скоростной системе координат посредством преобразования

$$\begin{vmatrix} a_R^m(t) \\ a_R^m(t) \end{vmatrix}_{k-1} = \begin{vmatrix} m(Z_{k-1}) & 0 \\ 0 & m(Z_{k-1}) \end{vmatrix} \begin{vmatrix} a^m(t) \\ a^m(t) \end{vmatrix}_{k-1}.$$

В работе показано, что повышения качества сопровождения можно добиться за счет преобразования нелинейной системы измерений

$$Z_R = \begin{vmatrix} Z_D \\ Z_0 \\ Z_e \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} (x^2 + y^2 + z^2)^{\frac{1}{2}} \\ \tan^{-1}(y/x) \\ \tan^{-1}(z/(x^2 + y^2)^{\frac{1}{2}}) \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} v_D \\ v_0 \\ v_e \end{vmatrix}$$

к псевдолинейной, представляющей собой систему псевдоизмерений

$$y_R = \begin{vmatrix} Z_R \\ 0 \\ 0 \end{vmatrix} = m(Z) \begin{vmatrix} x \\ y \\ z \end{vmatrix} + v.$$

Вектор псевдоизмерений в прямоугольной системе координат запишется в виде

$$y = m^T(Z)y_R = \begin{vmatrix} Z_R \cos Z_0 \cos Z_e \\ Z_R \sin Z_0 \cos Z_e \\ Z_R \sin Z_e \end{vmatrix} = HX + v'',$$

где $v'' = m^T(Z)v'$.

Некоторые алгоритмы сопровождения маневрирующей цели основаны на адаптивной настройке матрицы шумов объекта. В [8] отмечается, что достоинством такого алгоритма является простота реализации, устойчивость к изменению входных воздействий и малые затраты вычислительных ресурсов, необходимых для его реализации. Сущность алгоритма с адаптивной настройкой шума объекта заключается в следующем. Объект и измерения описываются известными уравнениями

$$X_{n+1} = FX_n + B_n V_n; Y_n = HX_n + v_n,$$

где $X_n = [x_1 \dot{x}_1 \ddot{x}_1 x_2 \dot{x}_2 \ddot{x}_2 x_3 \dot{x}_3 \ddot{x}_3]^T$.

Особенностью является то, что шум объекта задается матрицей B_n (9×9), элементы которой рассчитываются в соответствии с:

$$(B_n)_{ij} = \begin{cases} (2\alpha_{jn}T)^{\frac{1}{2}} \sigma_{jn} & \text{при } (i, j) \in [(3,1), (6,2), (9,3)], \\ 0 & \text{в остальных случаях,} \end{cases}$$

где T — интервал дискретности модели; $\alpha_{jn} = 1/\tau$ — показатель корреляции маневра; σ_{jn} — СКО ускорения цели вдоль оси j .

Для обнаружения маневра применяется детектор в виде скользящего окна шириной два периода обзора. Детектор позволяет оценить значения нормированной величины

$$I_k = \bar{Y}_k - H\bar{X}_{k+1/k},$$

где $\bar{Y}_k$ — вектор реальных измерений; $H\bar{X}_{k+1/k}$ — вектор прогнозируемых измерений.

Оценка величины I_k проводится в соответствии с уравнением

$$m_n(i) = \frac{1}{8} \sum_{k=n-1}^n \sum_{j=1}^4 [I_k^2(j) / S_k(j, j)],$$

где $S_k = H\bar{P}_{k+1/k}H^T + R$ — матрица точности измерений размерностью $(r \times r)$, а r — размерность вектора измерений; $i = 1, 2, 3$.

После расчета величины $m_n(i)$ определяется коэффициент $\alpha_{jn} = m_n(j)^\beta$, $j = 1, 2, 3$, где β — коэффициент чувствительности ($\beta = 2$ или 3).

Величина σ_{jn} определяется исходя из максимального и минимального значений ускорения цели в соответствии с моделью Сингера.

1.6. Моделирование маневра на основе оценивания входного воздействия. В данном случае вектор состояния цели описывается уравнением без использования входного управляющего воздействия

$$X(k+1) = FX(k) + V(k). \quad (5)$$

Управления $U(k)$ являются неизвестными величинами и должны быть оценены с помощью фильтра Калмана, после чего они используются для коррекции оценки вектора состояния.

Предположим, что цель начала маневрировать в момент k . Тогда неизвестные входные воздействия за интервал $[k, \dots, k+s]$ будут $U(i) = k, \dots, k+s-1$. Обозначим апостериором оценки вектора состояния (5), полученные без учета входного воздействия. В этом случае прогнозируемый на $(i+1)$ шаг вектор состояния опре-

делится в соответствии с уравнением [1]

$$\begin{aligned} \hat{X}'(i+1/i) &= F[E - W_i H] \hat{X}'(i/i-1) + \\ &+ F W_i Z(i) = \Phi(i) \hat{X}'(i/i-1) + F W_i Z(i), \\ i &= \overline{k, k+s-1} \end{aligned} \quad (6)$$

с начальными условиями $\hat{X}'(k/k-1) = \hat{X}(k/k-1)$, определяемыми как оценка вектора состояния цели перед началом маневра. С учетом начальных условий выражение (6) приводится к виду

$$\begin{aligned} \hat{X}'(i+1/i) &= \left[\prod_{j=k}^i \Phi(j) \right] \hat{X}(k/k-1) + \\ &+ \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=k}^{j-1} \Phi(m) \right] F W(j) Z(j), \quad i = \overline{k, k+s-1}. \end{aligned} \quad (7)$$

С известными управляющими воздействиями оценка вектора состояния принимает вид:

$$\begin{aligned} \hat{X}(i+1/i) &= \Phi(i) \hat{X}(i/i-1) + F W(i) Z(i) + \\ &+ G U(i) = \left[\prod_{j=k}^i \Phi(j) \right] \hat{X}(k/k-1) + \\ &+ \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=k}^{j-1} \Phi(m) \right] [F W(j) Z(j) + G U(j)]. \end{aligned} \quad (8)$$

Тогда разность измеренных и прогнозируемых значений (8) вектора состояния для фильтров (7) и (8) определяется как

$$\begin{aligned} v(i+1) &= Z(i+1) - H \hat{X}(i+1/i) \\ v'(i+1) &= Z(i+1) - H \hat{X}'(i+1/i). \end{aligned} \quad (9)$$

Из уравнений (8) и (9) следует, что выражение для $v'(i+1)$ представляет собой белый шум с добавочным членом, характеризующим входное воздействие

$$v'(i+1) = v(i+1) + H \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=k}^{j-1} \Phi(m) \right] G U(j).$$

Считая управления постоянными на интервале $[k, \dots, k+s]$, т. е.

$$U(j) = U, \quad j = \overline{k, k+s-1},$$

получаем следующее соотношение:

$$v'(i+1) = \psi(i+1) U + v(i+1),$$

где

$$\begin{aligned} \psi(i+1) &= H \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=k}^{j-1} \Phi(m) \right] G, \\ i &= \overline{k, k+s-1}. \end{aligned}$$

Из последнего уравнения следует, что входное управление можно оценить по методу наименьших квадратов из соотношения $y = \psi U + E$,

где

$$y = \begin{bmatrix} v'(k+1) \\ v'(k+s) \end{bmatrix} \quad \text{и} \quad \psi = \begin{bmatrix} \psi(k+1) \\ \psi(k+s) \end{bmatrix}$$

представляют расширенный вектор «измерения», а E — вектор шумов:

$$E = \begin{bmatrix} v(k+1) \\ \vdots \\ v(k+s) \end{bmatrix}$$

с блочно-диагональной матрицей ковариаций $S = \text{diag}(S(i))$ и нулевым математическим ожиданием.

Оценка вектора управления находится из выражения

$$\hat{U} = (\psi^T S^{-1} \psi)^{-1} \psi^T S^{-1} Y,$$

и соответствующая ковариационная матрица имеет вид

$$L = (\psi^T S^{-1} \psi)^{-1}.$$

После обнаружения маневра с помощью детектора, оценка вектора состояния корректируется с учетом оценки входного воздействия

$$\begin{aligned} \hat{X}^u(k+s+1/k+s) &= \hat{X}'(k+s+1/k+s) + \\ &+ M \hat{U}, \end{aligned}$$

где

$$M = \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=k}^{j-1} \Phi(m) \right] G.$$

Матрица ковариации ошибок оценивания определяется из формулы

$$P^u(k+s+1/k+s) = P(k+s+1/k+s) + M L M^T.$$

Маневр считается законченным, когда значение оценки $U(k)$, полученной по измерениям с помощью скользящего окна, становится ниже выбранного порога.

В [9] описывается алгоритм, обеспечивающий одновременно оптимальные оценки вектора $U(k)$ и матрицы шумов измерений за счет создания отрицательной обратной связи в контуре фильтра. Процедура оценивания вектора входных воздействий заключается в следующем. Записываются уравнения системы без учета шумов

$$\begin{cases} X_{k+1} = F X_k + B U_k, \\ Z_k = H X_k \end{cases} \quad (10)$$

Система (10) подвергается Z-преобразованию, в результате которого она трансформируется к виду

$$\begin{cases} X'(Z) = (ZE - F)^{-1}BU(Z), \\ Z'(Z) = HX'(Z) \end{cases}$$

После подстановки $X'(Z)$ в выражение для $Z'(Z)$ получим

$$Z'(Z) = H(ZE - F)^{-1}BU(Z).$$

Поскольку для любой линейной системы справедливо равенство

$$(ZE - F)^{-1} = \frac{A(Z)}{f(Z)},$$

то окончательно получаем $f(Z)Z'(Z) = HA(Z)BU(Z)$.

Последнее уравнение устанавливает связь вектора $U(Z)$ и $Z'(Z)$. Поэтому задача оценивания вектора $U(Z)$ трансформируется в задачу определения детерминированной функции времени для каждой составляющей вектора измерений. Для нахождения названных функций модель измерений записывается в виде

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 f_1(t_i) + \dots + \beta_p f_p(t_i) + e_i,$$

где β_p — вектор коэффициентов модели; f_p — функциональная характеристика системы;

e_i — ошибка измерений в момент t_i .

Для нахождения измерений Z_i требуется определить вектор коэффициентов β_p . Оценка вектора β_p рассчитывается по методу наименьших квадратов:

$$\beta = (X^T W X)^{-1} X^T W Z.$$

В работе [9] указывается, что описываемый подход позволяет провести независимую от определения коэффициентов регрессии β_p процедуру оценивания матрицы ковариации шумов измерений R . Способ оценивания заключается в расчете ковариационной матрицы элементов v_i за последние N шагов:

$$\hat{R} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (v_i \bar{v}) (v_i - \bar{v})^T,$$

где

$$\bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i;$$

v_i — разность прогнозируемых и действительных значений Z_i .

Отмечается, что непосредственное оценивание матрицы шумов объекта Q_k не представляется возможным. Косвенная настройка Q_k обеспечивается приближением разницы прогнозируемых и действительных значений оценок фильтра Калмана к оптимальным. В [10] отмечается, что реальные

значения входного воздействия (ускорения цели), как правило, априорно не известны. Требуется оценить входное воздействие с точки зрения минимума СКО ошибки оценивания. Предлагаемый алгоритм позволяет последовательно решить задачи обнаружения маневра, оценки входного импульса и коррекции вектора состояния объекта. Указывается, что данный алгоритм является дальнейшим развитием алгоритма [10] и заключается в расчете функций правдоподобия каждого из N параллельных фильтров Калмана для определения фильтра, вырабатывающего наиболее точную оценку состояния. Далее для этого фильтра рассчитывается оценка вектора состояния в соответствии с уравнением

$$\hat{X}_{k \text{ СНР}} = \hat{X}_k + M_k^T B \hat{U}(n), \quad (11)$$

где $\hat{X}_k = M_k \hat{X}_{k-1} + K_k Z_k$; $M_k = [E - K_k H] F$; $\hat{U}(n)$ — оценка входного воздействия, полученная для n -го (оптимального) фильтра.

Главная трудность в реализации алгоритма [10] заключается в определении номера n оптимального фильтра, максимизирующего функцию правдоподобия. После коррекции вектора состояния в соответствии с (11) корректируется матрица ковариации оценки

$$P_{k \text{ СНР}} = P_k + M_k^T B B^T M_k^T / \sum_{i=n+1}^k g_i^n,$$

где $g_i^n = \frac{(H F M_{i-1}^T B)^2}{(H_i P_i H_i^T + \sigma_i^2)}$; σ_i — ошибка измерения i -го фильтра.

1.7. Увеличение размерности вектора состояния цели. Данный подход предполагает расширение вектора состояния цели на этапе маневра включением в его состав ускорения цели. Цель, не совершающая маневра, описывается моделью с постоянной скоростью, а маневрирующая цель — с постоянным ускорением. Вектор состояния в первом и во втором случаях соответственно имеет вид

$$X = [x \dot{x} y \dot{y}]^T;$$

$$X = [x \dot{x} y \dot{y} \ddot{x} \ddot{y}]^T.$$

На начальном этапе работает первый фильтр, на этапе маневра происходит переключение на второй. Обнаружение маневра, как показано в [1], производится с помощью детектора, описываемого уравнением $\rho(k) = \alpha \rho(k-1) + \varepsilon_v(k)$,

где $\varepsilon_v(k) = v^T(k) S^{-1}(k) v(k)$; $0 < \alpha < 1$; $v(k) = Z(k) - H \hat{X}(k)$.

Поскольку $\varepsilon_v(k)$ имеет χ -квадратичное

распределение, то в установившемся режиме получим

$$\lim E p(k) = \frac{n_z}{1-\alpha},$$

где n_z — размерность вектора измерений (число степеней свободы χ -квадратичного распределения).

Тогда величина $S = (1-\alpha)^{-1}$ может характеризовать эффективную длину окна детектора маневра.

Маневр будет обнаружен, когда значение $\rho(k)$ превысит заданный порог, после чего переключаются модели динамики целей. Обратное переключение происходит после сравнения оценок ускорения с принятым значением дисперсии ускорения в соответствии с выражением

$$\delta_a(k) = \hat{a}^T(k/k) [P_a^m(k/k)]^{-1} \hat{a}(k/k),$$

где $P_a^m(k/k)$ — блок матрицы ковариации, соответствующий ускорению.

Когда сумма величин $\rho_a(k) = \sum_{j=k-p+1}^k \delta_a(k)$ по длине окна шириной p уменьшается до порогового значения, принимаются решение о завершении маневра.

Оценки вектора состояния цели в момент обнаружения маневра рассчитываются по следующей схеме. При обнаружении маневра на k -м шаге принимается допущение, что цель начала маневрировать с $(k-s-1)$ -го шага (s — длина окна детектора). Тогда оценка ускорения цели на $(k-s)$ -м шаге определяется как

$$\hat{x}_{4+i}^m(k-s/k-s) = \frac{2}{T^2} [Z_i(k-s) - \hat{Z}_i(k-s/k-s-1)], i=1,2.$$

Оценки координат считаются равными текущим измерениям:

$$\hat{x}_{2i-1}^m(k-s/k-s) = Z_i(k-s), i=1,2.$$

Оценки скорости корректируются с учетом (12)

$$\hat{x}_{2i}^m(k-s/k-s) = \hat{x}_{2i}(k-s/k-s-1) + T \hat{x}_{4+i}^m(k-s/k-s), i=1,2.$$

На последующих шагах оценивание ведется с помощью расширенного фильтра Калмана.

1.8. Некоторые способы повышения качества сопровождения маневрирующей цели. В [11] рассматривается возможность повышения качества сопровождения маневрирующей цели за счет адаптивного изменения периода обзора (т. е. периода

обращения к цели) в РЛС с двумерным электронным сканированием. На примере α - β -фильтра показано, что при сопровождении цели, выполняющей разворот на 90° с перегрузкой $30 \text{ м} \cdot \text{с}^{-2}$, это позволяет уменьшить ошибки определения ее координат в 2 раза. При этом период обзора РЛС определялся по формуле

$$T(n) = T(n-1) / \sqrt{|e(n)|/\sigma},$$

где $T(n)$, $T(n-1)$ — период обзора РЛС на n -м и $(n-1)$ -м обзоре соответственно; σ — СКО измерений координат цели; $e(n)$ — ошибка определения координат цели, т. е. разность между измеренными и экстраполированными значениями координат на n -м обзоре.

Также показано, что при умножении ошибки $e(n)$ на сглаживающий коэффициент $\alpha_R (0 < \alpha_R \leq 1)$ с повышением качества сопровождения цели сокращается общее время нахождения РЛС в режиме с уменьшенным периодом обзора, что позволит увеличить время на обнаружение и сопровождение других целей.

В [12] для повышения качества сопровождения маневрирующих целей с использованием фильтра Калмана предлагается осуществлять переход из прямоугольной системы координат в полярную в момент обнаружения маневра цели и обратно при установлении факта завершения маневра. Координаты центра полярной системы координат выбираются в центре окружности, аппроксимирующей траекторию движения цели при выполнении маневра, и пересчитываются на каждом следующем шаге фильтрации. При этом элементами вектора состояния цели являются радиус кривизны маневра, угол, отсчитываемый от одной из осей прямоугольной системы, и угловая скорость цели. При сравнении с алгоритмами сопровождения на основе расширенного фильтра Калмана и с оценкой входного воздействия в [12] было показано, что предлагаемый алгоритм обеспечивает уменьшение ошибок определения координат маневрирующей цели и переходного периода, характеризующегося резким возрастанием этих ошибок в моменты обнаружения начала и конца маневра и переключения систем координат.

1.9. Сравнительная характеристика алгоритмов. Моделирование алгоритмов сопровождения маневрирующей цели в работах [2] — [12] проводилось методом Монте-Карло при 50...100 испытаниях. Интервал дискретности для разных моделей отличался друг от друга и составлял 10; 5 и 1 с. За показатель качества функционирования алгоритма принималась СКО оценивания

одного из компонентов вектора состояния, чаще: σ_{v_x} и σ_x :

$$\sigma_x(k) = \left\{ \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\Delta x_k)^2 \right\}^{1/2},$$

где $\Delta x_k = x_0 - \hat{x}_{1k}$ — ошибка оценивания на k -м шаге для i -й реализации.

Отмечается, что ошибки оценивания для фильтра с переключаемой размерностью вектора состояния меньше по сравнению с фильтром, оценивающим входное воздействие, и приблизительно равны ошибкам фильтра, использующим многогипотезную модель динамики цели. Недостатком первого фильтра является необходимость реинициализации вектора состояния с началом маневра и увеличение времени переходного процесса в системе. Способ сопровождения с оценкой входного воздействия требует [10] до 20 параллельно включаемых фильтров Калмана и расчета функции максимального правдоподобия по каждому фильтру, что значительно увеличивает потребный вычислительный ресурс. Использование модели ИММ [3] позволяет снизить ошибки оценивания на 20...25 % по сравнению с фильтром с переключаемой размерностью при незначительном усложнении алгоритма. Использование модифицированной модели ускорения Берга не приводит к существенному уменьшению ошибки оценивания [7], но время расчета сокращается в 1,5-2 раза за счет использования связанной с целью системы координат для определения матрицы ковариации ошибок оценивания. Адаптивная настройка шума объекта [8] оказывается достаточно эффективной на малых дальностях до цели, с ростом дальности эффективность падает. Алгоритм адаптивной фильтрации с настройкой P_k , Q_k и оценкой входного воздействия [9] оказывается достаточно эффективным в условиях априорной неопределенности о шумах и входных воздействиях. Несмотря на малую скорость сходимости, разность действительных и оцененных значений матрицы Q_k стремится к нулю. Оценки матрицы R_k с течением времени изменяются в области действительных значений. Результаты моделирования алгоритма показывают, что ошибка оценивания уменьшается на 50-60 % к моменту начала маневра, затем резко возрастает и эффективно снижается на этапе маневра. Несмотря на приемлемые результаты, вычислительные затраты, необходимые для реализации данного алгоритма, оказываются непомерно большими.

2. СОПРОВОЖДЕНИЕ ОДИНОЧНОЙ НЕМАНЕВРИРУЮЩЕЙ ЦЕЛИ В УСЛОВИЯХ ПОМЕХ

2.1. Общие положения. Обнаружение и сопровождение целей в условиях помех является весьма трудоемкой процедурой. Проблема заключается в большом числе ложных отметок, поступающих на вход системы обработки и, как следствие, в снижении достоверности сличения отметок от цели с трассой. Говоря о сопровождении конкретной цели, термин «помехи» должен включать в себя отметки от близко расположенных целей, метеообразований, подстилающей поверхности и ложные отметки, возникающие в результате воздействия активных помех. Поэтому первым шагом на этапе сличения является селекция отметок. Процедура селекции отметок, единая для всех работ [12—15], заключается в формировании строба вокруг прогнозируемого положения цели и проверке отметок на попадание в этот строб. Предположим, что прогнозируемое положение цели есть $\hat{Z}(k+1/k)$, текущие измерения $Z(k+1)$ и $S(k+1)$ — матрица ковариации, соответствующая $Z(k+1/k)$. В предположении нормального распределения истинных отметок с плотностью вероятностей

$$P[Z(k+1)] = N(Z(k+1); \hat{Z}(k+1/k), S(k+1))$$

объем строба $\bar{V}_k$ может быть определен пространством, в которое попадает отметка с определенной вероятностью

$$\bar{V}_{k+1}(\gamma) = \{Z: [Z - \hat{Z}(k+1/k)]^T S^{-1}(k+1) \times \\ \times [Z - \hat{Z}(k+1/k)] \leq \gamma\} = \{Z: v^T(k+1) S^{-1} \times \\ \times (k+1) v(k+1) \leq \gamma\},$$

где γ — порог, определяющий вероятность попадания в строб.

Значения порогов и соответствующие им вероятности приведены в таблице (табл. 1). Величина γ имеет χ -квадратичное распределение с m степенями свободы, m — размерность вектора измерений.

На практике используются соотношением, приведенным в [13], где показано, что истинная отметка попадет в строб с вероятностью 0,999 при

$$g > \sqrt{m+2},$$

$$\text{где } g = \sqrt{\gamma}.$$

Для попавших в строб отметок делается предположение, что одна из них истинная, остальные — ложные. Считается, что ложные отметки равномерно распределены внутри строба. Таким образом, возникает задача обработки отметок, попавших в строб сличения.

Значения m	Вероятность попадания в строб при значениях $\gamma = g^2$							
	1	4	9	16	25	6,6	9,2	11,4
1	0,683	0,954	0,997	0,999	1	0,99	—	—
2	0,393	0,865	0,989	0,999	1	—	0,99	—
3	0,199	0,793	0,971	0,998	0,999	—	—	0,99

2.2. Общая характеристика способов сопровождения. Существующие способы сопровождения цели в условиях помех разделяются на байесовские и небайесовские. Первая группа методов при оценке состояния цели учитывает гипотезы происхождения отметок. В соответствии с этими гипотезами рассчитывается «вес», т. е. вероятность происхождения отметки, а результирующая оценка определяется как математическое ожидание всех отметок строба с учетом их вероятностей. Небайесовские методы характеризуются тем, что решение о продолжении сопровождения или о сбросе трассы принимается после расчета функции правдоподобия каждой гипотезной трассы без оценки вероятности сличения отметки с трассой. В качестве продолжения выбирается трасса, отвечающая максимуму критерия правдоподобия.

Первые шаги в разработке алгоритмов сопровождения при наличии неопределенности в сличении отметок с трассой были сделаны Ситтлером в 1964 г. Им был предложен «ветвящийся» алгоритм [1], существо которого заключалось в том, что при появлении более, чем одной, отметки вблизи экстраполированного положения цели, трасса разветвлялась. Далее для каждого возможного продолжения трассы вычислялась функция правдоподобия, и за продолжение трассы принималась наиболее вероятная «ветвь». С появлением фильтра Калмана теория «ветвящихся» алгоритмов получила дальнейшее развитие.

В алгоритме, получившем название NNSF, за продолжение трассы принимается ближайшая к прогнозируемому положению цели отметка. Алгоритм NNSF не получил широкого развития в силу низкой эффективности. Недостатком же «ветвящегося» алгоритма явилось значительное потребление вычислительных ресурсов. Поэтому в дальнейшем небайесовские методы были вытеснены байесовскими на основе расчета апостериорных вероятностей отметок.

2.3. «Ветвящийся» алгоритм. Как было отмечено в п. 2.2, любая отметка, попавшая в строб, в этом алгоритме считается продолжением трассы, функция правдоподобия которой

$$L_k = C_k \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{j=1}^k v^T(j) S^{-1}(j) v(j) \right], \quad (13)$$

где C_k — нормирующий множитель.

В целях сокращения вычислений функцию (13) модифицируют и приводят к виду:

$$\lambda_k = -2 \ln \left[\frac{L_k}{C_k} \right] = \sum_{j=1}^k v^T(j) S^{-1}(j) v(j)$$

или в рекуррентной форме

$$\lambda_k = \lambda_{k-1} + v^T(j) S^{-1}(j) v(j).$$

Решение о сбросе трассы принимается при выполнении условия $\lambda_k \leq a$,

где a — выбранный порог, рассчитываемый на основе таблиц χ -квадратичного распределения с kn_z степенями свободы;

n_z — размерность вектора измерений.

2.4. Субоптимальный байесовский подход: алгоритм на основе фильтра вероятностного сличения отметок (PDAF). Названный алгоритм обеспечивает декомпозицию процесса оценивания вектора состояния цели путем использования набора отметок, полученных на последнем шаге. Такая декомпозиция становится возможной благодаря предположению о нормальности распределения оценок вектора состояния. Фильтр вероятностного сличения отметок должен учитывать две гипотезы их происхождения:

$$\theta_i(k) = \{Z_i(k) \text{ — истинные}\}, \quad i = \overline{1, m_k};$$

$$\theta_0(k) = \{\text{все } m_k \text{ отметок — ложные}\}.$$

Вероятности $\beta_i(k)$, соответствующие данным гипотезам, связаны соотношением

$$\sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k) = 1.$$

Тогда по теореме полной вероятности оценка вектора состояния цели находится как математическое ожидание оценок, полученных в предположении об истинности i -й отметки:

$$\hat{X}(k|k) = \sum_{i=0}^{m_k} \hat{X}_i(k|k) \cdot \beta_i(k).$$

Динамика цели в этом случае описывается уравнением, учитывающим вероятность каждой отметки:

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + W(k)v(k), \quad (14)$$

где $v(k)$ — взвешенная разность прогнозируемого и реального измерений для m_k отметок строга.

Матрица ковариаций ошибок оценивания приводится к виду:

$$P(k/k) = \beta_0(k)P(k/k-1) + (1-\beta_0(k))P^c(k/k) + \tilde{P}(k), \quad (15)$$

где $\tilde{P}(k)$ — слагаемое, характеризующее увеличение ошибок оценивания с ростом неопределенности при появлении в строге более, чем одной отметки; $P^c(k/k)$ — матрица ковариации, рассчитываемая для одной отметки в предположении ее истинности.

Уравнения (14) и (15) показывают, что оценка состояния цели является существенно нелинейной функцией вероятностей $\beta_i(k)$, а ошибка оценивания увеличивается с ростом числа отметок в строге. Таким образом, PDAF представляет собой нелинейный фильтр, точность которого определяется текущими измерениями:

Вероятности $\beta_i(k)$ выводятся на основании предположения о том, что истинные отметки имеют нормальный закон распределения, а ложные — равномерный в объеме строга сличения.

В этом случае

$$\beta_i(k) = e_i \left[b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j \right]^{-1};$$

$$\beta_0(k) = b \left[b + \sum_{j=1}^{m_k} e_j \right]^{-1};$$

$$\text{где } e_i = \exp \left\{ -\frac{1}{2} v^T(k) S^{-1}(k) v(k) \right\};$$

$$b = (2\pi/\gamma)^{n_z/2} m_k C_{n_z} (1 - P_D P_G) / P_D,$$

где C_{n_z} — объем n_z — мерной гиперсферы; P_D — вероятность обнаружения истинной отметки в строге; P_G — вероятность попадания истинной отметки в строб.

Отличием описанного подхода от оптимального является то, что декомпозиции оценивания состояния цели (согласно теореме полной вероятности) в случае оптимального байесовского подхода проводится для всех сочетаний отметок $Z_1, Z_2, \dots, Z_k$, полученных за k предшествующих обзоров. Недостатком оптимального подхода является рост вычислительных затрат с увеличением числа шагов.

В последнее время появилось несколько работ, посвященных проблеме оптимизации обнаружения (оценивания) состояния цели. Так, в [14] отмечается, что обыкновенной настройкой уровня порога обнаружения не удастся достичь требуемого качества сопровождения, поскольку занижение поро-

га ведет к увеличению потока ложных тревог, а завышение — к пропускам слабо различимых целей. Поэтому предлагается задача обнаружения/сопровождения решать совместно. Известно, что традиционный подход к процессу обнаружения основывается на понятии наличия или отсутствия сигнала от цели. Новый подход предполагает использование другой количественной характеристики — вероятности возникновения отметки цели/помехи в данной области пространства, прогнозируемой на основе информации сопровождения трассы цели. В соответствии с предложенным подходом каждой отметке строга присваивается свой «вес», как в алгоритме PDAF. В отличие от алгоритма PDAF, использующего лишь траекторные параметры для решения задачи сличения отметок, в модифицированном алгоритме предлагается учитывать информацию другого рода, например, амплитуду и пространственное распределение сигналов. Такими независимыми показателями могут стать ранг отметки и ее радиальная скорость в силу их высокой дискриминационной способности. Названные показатели включаются в расчет вероятностей сличения отметок, что позволяет существенно повысить достоверность сличения и качество сопровождения.

2.5. Сравнительная характеристика алгоритмов. В [10] отмечается, что напрямую сравнивать байесовские и небайесовские методы невозможно в силу различной идеологии данных методов. Тем не менее, несколько косвенных показателей сравнения существует. Сравнительная характеристика алгоритмов с учетом данных показателей приведена в табл. 2 [1]. Общим недостатком перечисленных методов является то, что они не решают задачу сопровождения маневрирующих целей, не учитывают случаи неразрешенных отметок и пересечения трасс. Следует отметить, что одной из модификаций метода PDAF является алгоритм, описанный в [1], где PDAF применяется для сопровождения нескольких целей. В этом случае при вычислении вероятности сличения отметки учитывается возможность принадлежности ее каждой гипотезной трассе. Однако метод сложен и не учитывает возможности завязки новой трассы. Анализ результатов оценки, приведенных в табл. 2 [1], показывает, что принятие величины P_D равной или близкой к 1 исключает возможность учета пропусков цели в данных алгоритмах. При вероятности обнаружения $P_D < 1$ следует учитывать возможность сброса трассы по критерию « m пропусков в n последовательных обзорах». Особенностью «ветвящихся» ал-

Свойства	Алгоритм небайесовский		Алгоритм байесовский		
	ветвящийся	по максимуму функции правдоподобия	PDAF	субоптимальный	оптимальный
Захват трассы	Есть	Есть	Нет	Нет	Нет
Число целей	Любое	Любое	Одна и любое	Одна	Одна
Оценки вектора состояния	Для всех истинных трасс	Для наиболее достоверных трасс	С учетом всех отметок строга		
Потребный ресурс вычислений	Растет со временем		Немного больше СФК	Больше СФК	Растет со временем
Ковариация ошибок оценивания	Рассчитывается с помощью стандартного фильтра Калмана (СФК)		Учитывает неопределенность происхождения отметок		
Вероятность обнаружения	1		1 или менее		

горитмов является то, что функция правдоподобия, построенная для продолжительной предистории трасс, оказывается нечувствительной к последним входным воздействиям. Решение данной задачи может быть обеспечено путем ограничения учитываемой предистории за N последних шагов. Кроме того, в расчете функции правдоподобия не учитывается вероятность принадлежности отметки конкурирующей трасс. Самым существенным недостатком «ветвящихся» алгоритмов являются большие затраты вычислительных ресурсов.

На рис. 2 [1] приведена сравнительная характеристика алгоритмов PDAF и NNSF (сличения с трассой ближайшей отметки). Показателем сравнения выступает доля сброшенных трасс в зависимости от плотности помех r . Плотность помех r характеризуется средним числом ложных отметок в строге сличения трассы. Видно, что с ухуд-

шением помеховой обстановки преимущество алгоритма PDAF возрастает. На рис. 3, 4 приведены зависимости ошибки оценивания координаты σ_x и скорости цели σ_v от времени для алгоритма PDAF для различных значений плотности помех ($1 - r=0$; $2 - r=1,5$; $3 - r=2,25$). Точность сопровождения с увеличением плотности помехи падает. В работе [14] показано, что учет вероятности появления отметки цели/помехи в процессе сличения может существенно повысить качество сопровождения. Так, на рис. 5 [14] приводится зависимость среднего времени непрерывного сопровождения трассы (T_c) от вероятности обнаружения $P_{обн}$, с учетом ранга сигнала (сплошные линии) и без него (штриховые линии) при различном числе ложных отметок m_k . Отмечается, что ранговая информация позволяет сопровождать цель даже при наличии 10 ложных отметок в строге сличения.

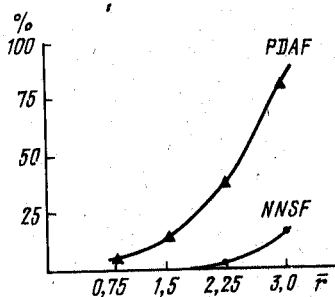


Рис. 2.

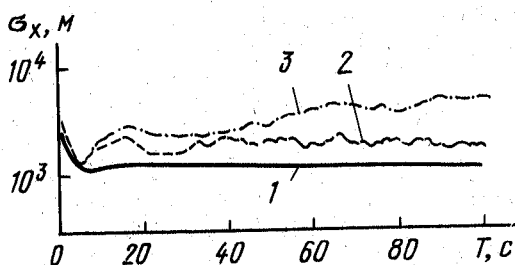


Рис. 3.

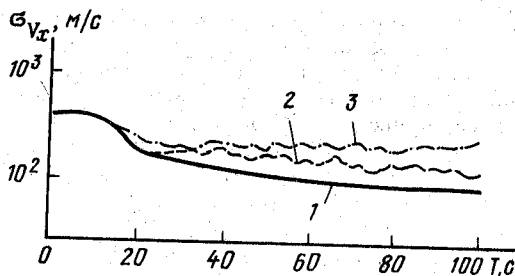


Рис. 4.

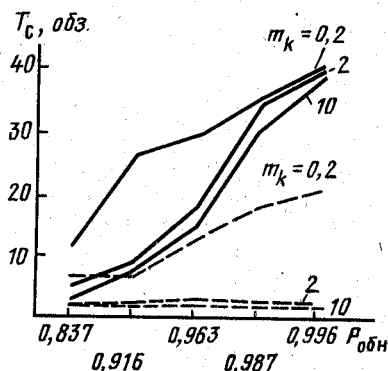


Рис. 5.

3. СОПРОВОЖДЕНИЕ МАНЕВРИРУЮЩЕЙ ЦЕЛИ В УСЛОВИЯХ ПОМЕХ

3.1. Общие положения. Проблема сопровождения маневрирующей цели в условиях помех включает в себя задачи определения момента начала маневра и вероятностного сличения отметок с трассой. Однако совместное решение этих задач становится на практике весьма проблематичным. Дело в том, что детектирование маневра основано на анализе последовательности отметок, достаточно удаленных от прогнозируемого положения цели. Однако алгоритм вероятностного сличения отбрасывает такие отметки, считая их маловероятными для экстраполяции трассы. Названную проблему помогает решить ряд алгоритмов, изложенных ниже.

3.2. Способ обнаружения маневра на основе анализа матрицы ковариации комбинированных измерений. Как известно (см. § 2), комбинированные измерения, на использовании которых функционирует алгоритм PDAF, описываются выражением

$$v(k) = \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k) v_i(k).$$

Матрица ковариаций величин $v(k)$ в общем виде характеризуется уравнением

$$S^*(k) = E \left[\sum_{j=1}^{m_k} \beta_j(k) v_j(k) \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k) v_i(k) \right].$$

В [1] получено простое соотношение для определения $S^*(k)$:

$$S^*(k) = q_2(\lambda V_k, P_D)(\lambda V_k) S(k), \quad (16)$$

где q_2 — скалярный коэффициент, зависящий от числа ложных отметок λV_k и вероятности обнаружения P_D .

Таким образом, матрица $S^*(k)$ пропорциональна матрице ковариации единичных измерений $S(k)$ с коэффициентом пропорциональности, меньшим единицы. Коэффициент q_2 с ростом плотности ложных отметок уменьшается. Выражение (16) позволяет оценить матрицу ковариации комбинированных измерений и сделать предположение о наличии маневра цели.

3.3. Способ сопровождения с использованием фильтра переключаемой размерности. Функционирование данного алгоритма основано на переключении фильтра сопровождения на модели динамики цели более высокого порядка, т. е. с использованием ускорения как одной из компонент вектора состояния цели. Сличение отметок производится по алгоритму PDAF. Недостаток фильтра заключается в том, что ложные отметки могут быть использованы им в качестве предположения о начале маневра, что ограничивает его практическое применение.

3.4. Адаптивный фильтр на основе многогипотезной модели движения. Данный алгоритм предполагает использование r моделей динамики цели с соответствующими матрицами ковариации $Q_j(k)$ и $R_j(k)$, $j=1, \dots, r$. После установления факта маневра, оценка вектора состояния цели определяется из соотношения

$$\hat{X}(k/k) = \sum_{i=1}^r \hat{X}^i(k/k) \mu_i(k),$$

где $\hat{X}^i(k/k)$ — оценка состояния цели с использованием j -й модели движения и алгоритма PDAF; $\mu_i(k)$ — вероятность существования j -й гипотезы движения, рассчитываемая по теореме Байеса

$$\begin{aligned} \mu_i(k) &= P \{M_i / Z^k\} = \\ &= \frac{p[Z(k) / M_i, Z^{k-1}] P \{M_i / Z^{k-1}\}}{\sum_{i=1}^r p[Z(k) / M_i, Z^{k-1}] P \{M_i / Z^{k-1}\}} \end{aligned}$$

где

$$p[Z(k)/M_j, Z^{k-1}] = V^{m_k} \gamma_0^j(m_k) +$$

$$+ V^{-m_k+1} \sum_{i=1}^{m_k} P_G^{-1} N[v_i(k); 0; S^i(k)] \gamma_i^j(m_k);$$

γ_i^j — априорная вероятность i -й отметки при условии истинности j -й гипотезы движения.

На основе многогипотезной модели динамики и алгоритма PDAF построены несколько модифицированных алгоритмов сопровождения. В работе [15] описан алгоритм, позволяющий комплексировать информацию двух типов датчиков (РЛС и ИК-аппаратуры), обрабатывать ее по принципу PDAF и оценивать положение цели с учетом нескольких гипотез ее маневра, реализованных в модели IMM (см. § 1). В качестве допущения принимается, что процессы измерений синхронизируются, имеют один период обновления данных, а трасса цели считается априорно существующей. Названный алгоритм получил название IMM/MSPDAF. Анализ алгоритма показывает, что способ вероятностного сличения данных от нескольких источников информации практически не отличается от известного способа PDAF для одного источника [1]. Особенность алгоритма заключается в том, что оценка вектора состояния цели, полученная на основе информации первого датчика, используется для прогнозирования измерений второго датчика. Далее определяются отметки, попавшие в строб сличения второго датчика. Результирующая оценка идет для данных отметок и оценки вектора состояния по информации первого датчика в соответствии с уравнением

$$\hat{X}(k \neq k) = \int x(k) p[x(k) | Z^{1,k}, Z^{2,k}] dx(k),$$

где $p[x(k) | Z^{1,k}, Z^{2,k}]$ — вероятность того, что измерение первого и второго датчиков относятся к данной цели.

Таким образом, комплексирование информации двух или нескольких датчиков на каждом шаге работы алгоритма повышает достоверность данных по слабо различимой в помехах цели при некотором снижении точности сопровождения. Функционирование алгоритма IMM было описано в § 1.

Комплексирование радиолокационной информации и информации от аппаратуры радиотехнической разведки (РТР) позволит провести классификацию обнаруженных целей, точнее оценить их количество в зоне обзора РЛС, а также в отдельных случаях вызвать изменение режима работы РЛС с целью интенсивного поиска опасных, но

еще необнаруженных целей. Последнее может быть вызвано тем, что уверенно захваченный пеленг, но не ассоциированный ни с одной из существующих в РЛС трасс, приведет к необходимости увеличения времени обзора станции в направлении этого пеленга, снижения порога обнаружения или изменения критерия завязки трассы. В [16] предложен алгоритм сличения пеленгов, полученных аппаратурой РТР с радиолокационными трассами на основе решения многогипотезной задачи ассоциации. Для определения принадлежности пеленга к j -й трассе вычисляется отклонение d_j по формуле

$$d_j = \sum_{i=1}^{n_j} [\theta_i(t_i) - \theta_j(t_i)]^2 / \sigma^2, \quad j = \overline{1, m},$$

где $\theta_i(t_i)$ — значение пеленга на цель, полученное аппаратурой РТР в момент времени t_i ; $\theta_j(t_i)$ — значение азимута цели, принадлежащей j -й трассе, полученное РЛС в момент времени t_i ; n_j — количество измерений пеленга аппаратурой РТР; σ — СКО измерений пеленга аппаратурой РТР.

Поскольку ошибки измерения пеленга аппаратурой РТР подчинены закону Гаусса, то d_j имеет функцию распределения χ^2 с n_j степенями свободы. Тогда вероятность принадлежности пеленга j -й трассе равна $P_j = P\{Z \geq d_j\}$, где $Z \sim \chi^2(n_j)$.

Решение о принадлежности к j -й трассе принимается для пеленга, имеющего максимальную вероятность $P_j = P_{\max}$.

Затем для выбранного пеленга проводится уточнение его принадлежности к j -й трассе по следующим пяти признакам 1) принадлежит j -й трассе; 2) вероятно, принадлежит j -й трассе; 3) принадлежит одной из трасс; 4) вероятно, не принадлежит ни одной из трасс; 5) пеленг не принадлежит ни одной из трасс.

С этой целью для $P_{\max}$ определяются пороги: верхний T_H , нижний T_L и средний T_M , а также так называемый запас вероятности P_R .

Тогда степени принадлежности пеленга к трассе определяются следующим образом:

- 1) $P_{\max} \geq T_H$ и $P_{\max} \geq P_{\text{next}} + P_R$ (P_{next} — вторая по значению после $P_{\max}$ вероятность принадлежности к j -й трассе другого пеленга);
- 2) $T_H > P_{\max} \geq T_M$ и $P_{\max} \geq P_{\text{next}} + P_R$;
- 3) $P_{\max} \geq T_M$ и $P_{\max} < P_{\text{next}} + P_R$;
- 4) $T_M > P_{\max} > T_L$;
- 5) $T_L \geq P_{\max}$.

На рис. 6, 7, 8 приведены зависимости значений T_H , T_M и P_R от числа измерений пеленга аппаратурой РТР при заданных значениях разброса по азимуту μ между трассами целей.

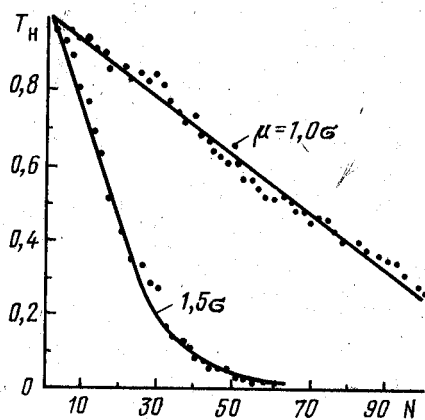


Рис. 6.

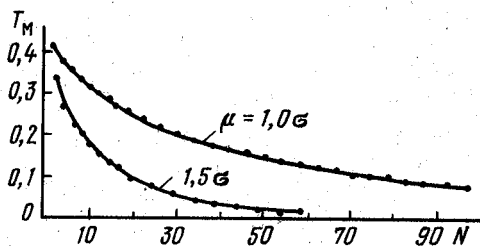


Рис. 7.

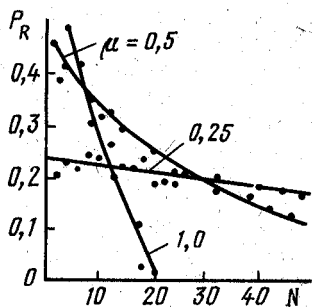


Рис. 8.

Комбинированный подход, позволяющий объединить алгоритмы PDAF и многогипотезного движения цели, изложен в [4]. Данный подход, аналогично [3], предполагает априорное задание пространства возможных положений цели и сличение отметок с каждой гипотезной трассой. Алгоритм не требует больших вычислительных затрат, поскольку описание движения цели марковским процессом позволяет свести процедуру вычисления вероятностей отметок к одношаговой рекуррентной модели. В соответствии с теоремой полной вероятности оценка вектора состояния цели находится по формуле

$$\hat{X}(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^{m_k} \omega_{ij}(k) \beta_{ij}(k) \hat{X}_{ij}(k),$$

где ω_{ij} — бинарная матрица сличения, указывающая на принадлежность j -й отметки i -й гипотезной трассе; β_{ij} — вероятность сличения отметок с трассой при допущении гипотезы о существовании/отсутствии цели; $\hat{X}_{ij}$ — оценка вектора состояния цели в предположении истинности i -й гипотезы движения и j -й отметки.

Кроме описанного подхода, основанного на применении алгоритма PDAF, существует еще один, также позволяющий решить задачу сопровождения маневрирующей цели в помехах. Основой такого подхода является использование «ветвящегося» алгоритма Кенефика, изложенного в [1]. Ниже названный алгоритм будет рассмотрен.

3.5. Способ сопровождения маневрирующей цели в условиях помех на основе «ветвящегося» алгоритма. Данный способ [18], использует (N, M) -алгоритм построения гипотез сличения отметок и движения цели, где: N — число шагов с одинаковой вероятностью сличения для нескольких гипотез, а M — число шагов, на которых несколько гипотезных трасс имели один вариант движения. Таким образом, данный алгоритм также основывается на многогипотезной модели движения цели, но вместо вычисления апостериорных вероятностей отметок он использует функцию правдоподобия каждой гипотезной «ветви» сличения отметок с набором существующих гипотезных трасс. Для исключения лавинообразного роста количества гипотез они объединяются по критерию (N, M) , что позволяет одновременно поддерживать слабо различимые трассы, информация по которым отсутствовала за последние обзоры. Набор гипотез движения цели задается традиционной матрицей вероятностей перехода от одного вида маневра к другому:

Результаты моделирования процесса ассоциации измерений одного пеленга с несколькими трассами показали, что уже после 14 измерений выполняются условия для первой степени принадлежности к одной из трасс. При ассоциации измерений двух пеленгов предложенный алгоритм также дал хорошие результаты, хотя возникали проблемы с трассами целей, близко расположенными к трассам излучающих целей.

$$A_{i,j} = P(U_k = \alpha_i / U_{k-1} = \alpha_j),$$

где U_k — марковская входная последовательность дискретных управляющих воздействий $\{\alpha_1, \dots, \alpha_m\}$.

Каждой гипотезе сличения соответствует оценка состояния цели, полученная с помощью стандартного фильтра Калмана.

Рекуррентная форма для расчета вероятности сличения j -й отметки с i -й гипотезной трассой в предположении l -го управляющего воздействия запишется в виде:

$$\beta_{k,i,j,l}^{(i,j,l)} = a_k \mu_{k,i,j,l}^{(i,j,l)} \beta_{k-1}^{(i,j,l)},$$

где

$$\mu_{k,i,j,l}^{(i,j,l)} = \begin{cases} (1 - P_D P_G) A_{l,r(i)} & \text{при } j=0; \\ P_D \exp \left[-0.5 (\hat{y}_{k,i,l}^{(i,j,l)})^T (S_k^i)^{-1} (\hat{y}_{k,i,l}^{(i,j,l)}) \right] A_{l,r(i)} & \text{при } j \neq 0; \end{cases}$$

при $j \neq 0$;

$$a_k = \left(\sum_{i,j,l} \mu_{k,i,j,l}^{(i,j,l)} \beta_{k-1}^{(i,j,l)} \right)^{-1} \sum_{S=1}^{n_k} \beta_k^S = 1;$$

$\hat{y}_k$ — вектор разности прогнозируемых и действительных измерений; S_k — плотность ложных отметок в предположении равномерного распределения, d — размерность вектора измерений.

В работе предлагается объединять трассы по критерию ($L > N$), т. е. гипотезные трассы, для которых за $L > M$ шагов не появилось ни одной отметки, поскольку прежний критерий (N, M) в этом случае оказывается неэффективным в силу значительного отличия векторов состояний объединяемых трасс. Результирующая трасса строится путем осреднения всех гипотезных трасс с учетом их вероятностей β . Решение о продолжении сопровождения или сбросе принимается после расчета отношения правдоподобия по формуле

$$L_k = \frac{P(H_0 / Y^k, M^k)}{P(H_T^k / Y^k, M^k)},$$

где H_T^k — гипотеза о существовании цели за все предшествующие k шагов; H_0^k — гипотеза об отсутствии цели на k -м шаге.

Рекуррентная формула для L_k может быть получена на основе теоремы Байеса.

3.6. Сравнительная характеристика алгоритмов. Наибольшее распространение среди всех перечисленных алгоритмов получили методы, основанные на многогипотезной модели движения. Наилучшие результаты могут быть достигнуты при включении в модель фильтров второго и третьего порядков, настроенных соответственно на движение цели без ускорения и с по-

стоянным ускорением. Такой алгоритм способен сопровождать маневрирующую цель в условиях, описанных в [15], с ошибками, не превышающими: $\sigma_x = 60$ м и: $\sigma_{V_x} = 10$ м/с. В работе [4] отмечается, что для упрощения алгоритма число возможных гипотез движения цели ограничивают двумя-тремя, считая, что цель маневрирует только по курсу. В условиях моделирования, выбранных для данного алгоритма, ошибки сопровождения цели оказались равными $\sigma_x = 300$ и: $\sigma_y = 150$ м. Указывается, что с увеличением числа гипотезных трасс качество сопровождения падает в силу возрастающей неопределенности в ходе оценивания координат. При увеличении плотности ложных отметок вероятность потери трассы также возрастает. Поэтому описываемый алгоритм будет работоспособным только в некотором диапазоне значений начальных условий. Для его использования в более широких условиях целесообразно предусмотреть меры, снижающие число отметок на входе системы обработки. Тем не менее, алгоритм показывает хорошую устойчивость при неточном задании гипотез маневра. Результаты моделирования алгоритма [14] показывают, что при использовании информации обнаружения на этапе сличения отметок устойчивое сопровождение цели, на этапе маневра возможно при наличии до 10 отметок в строке. При этом среднее время сопровождения составляет 40...45 оборотов. Во всех вариантах моделирования выигрыш в среднем времени сопровождения при использовании информации обнаружения составляет 2-4 раза. Ограничением алгоритма является то, что он предполагает априорное знание маневра цели.

4. СОПРОВОЖДЕНИЕ МНОЖЕСТВА ЦЕЛЕЙ В ПОМЕХАХ

4.1. Общие положения. Известно, что алгоритм PDAF, являющийся основой большинства алгоритмов сопровождения цели в помехах [13] — [15], при расчете вероятностей происхождения отметки не учитывает возможности ее принадлежности новой или близко расположенной цели. Иными словами, алгоритм PDAF не обеспечивает сопровождение множества целей в условиях пересекающихся трасс. Для решения названной задачи были разработаны несколько методов, в том числе модифицированный алгоритм PDAF — совместного вероятностного сличения данных (JPDAF), многогипотезного сличения данных и др., которые будут рассмотрены ниже.

4.2. «Ветвящийся» алгоритм и алгоритм по методу максимального правдоподобия.

Напомним, что применение «ветвящегося» алгоритма, описанного в работе [18] для сопровождения одиночной цели было рассмотрено в § 2. В [1] отмечается, что данный алгоритм может быть использован для сопровождения множества целей, число которых N или точно не известно.

Алгоритм по методу максимального правдоподобия был предложен в [1]. Данный подход позволяет получить выборку наиболее достоверных гипотез сопровождения N целей и состоит из следующих основных шагов:

- 1) формирование возможных трасс с помощью скользящего окна, позволяющего сличить отметки за несколько последовательных обзоров в соответствии с заданным условием;
- 2) выделение на всем множестве отметок Z части возможных отметок τ ;
- 3) сличение отметок с возможными трассами по критерию:

$$\max_{\tau \in T} \left\{ P\{\tau|Z\} = \frac{P(Z|\tau)P(\tau)}{P(Z)} \right\}, \quad (17)$$

что равносильно утверждению $\max_{\tau \in T} P(Z|\tau)$.

Выражение (17) рассчитывается на основе априорно заданной вероятности $P(\tau)$ появления отметки от цели. Задача сличения отметок сводится далее к задаче целочисленного программирования, причем функция правдоподобия записывается в виде:

$$\lambda_l = \lambda(\theta^l) - N_l \log(V^{-1}), \quad l = \overline{1, L} \quad (18)$$

где: N_l — число отметок в трассе θ^l ; V — объем строга сличения.

Далее формируется бинарная матрица размерностью $N \times L$, где: N — общее число отметок, а L — число гипотезных трасс, по которой производится поиск таких сочетаний «отметка — трасса», которые бы удовлетворяли заданному критерию, выводимому из выражения (18). После определения S наиболее достоверных трасс их состояние оценивается с помощью фильтра Калмана.

4.3. Алгоритм совместного вероятностно-го сличения отметок. Отличие алгоритма JPDAF заключается в том, что вероятность появления каждой отметки, попавшей в строб сличения данной трассы, рассчитывается с учетом возможности принадлежности ее соседней трассе. Предварительно делается допущение о том, что отбор отметок по каждой трассе с помощью стробов сличения не производится. Все отметки, полученные на текущем обзоре, считаются «кандидатами» для сличения с каждой трассой. Индивидуальные стробы сличения в этом случае предназначены для определения возможных паросочетаний «отметка —

трасса». Далее формируется матрица сличения ω_{jt} , элементы которой определяют принадлежность j -й отметки t -й трассе для k -го периода обзора. С помощью матрицы ω_{jt} рассчитываются число сличенных отметок и несличенных, считаваемых ложными:

$$\tau_j(\theta) = \sum_{t=1}^T \omega_{jt}, \quad j = \overline{1, m_k}; \quad \varphi(\theta) = \sum_{j=1}^{m_k} \times [1 - \tau_j(\theta)],$$

где T — число трасс и m_k — число отметок.

Определение вероятности отметки по правилу Байеса приводит к следующему выражению [1]:

$$P_\theta = \frac{1}{C} \frac{\varphi^1}{V^\varphi} / \prod_{j=1}^{m_k} [N_{tj}(Z_j(k))]^{\tau_j} \prod_{t=1}^T (P_D)^{\delta_t} (1 - P_D)^{1-\delta_t},$$

где $\delta_t = \sum_{j=1}^{m_k} \omega_{jt} \leq 1$, $t = \overline{1, T}$, характеризует факт, что от цели не может произойти более одной отметки. Итоговое уравнение записывается в виде:

$$\beta_{jt} = \sum_{\theta} P_\theta \hat{\omega}_{jt}(\theta), \quad j = \overline{1, m_k}, \quad t = \overline{0, T},$$

где θ — событие, описывающее распределение отметок текущей матрицей ω_{jt} .

4.4. Алгоритм сопровождения на основе многогипотезной модели сличения отметок. В основе данного алгоритма лежит новый подход, заключающийся в том, что вероятность каждой гипотезной трассы рассчитывается после обнаружения набора отметок в текущем обзоре. Апостериорная вероятность гипотез определяется по теореме Байеса. Алгоритм использует несколько гипотез происхождения отметки: от существующей трассы, от ложной или от новой цели. Плотность вероятности как ложных, так и новых целей задается априорно, что позволяет вычислить апостериорные вероятности паросочетаний «отметка — трасса». Данный алгоритм является Байесовской версией метода максимального правдоподобия Морфилла [1]. Сущность алгоритма заключается в следующем. При попадании отметок одновременно в несколько стробов формируется кластер, объединяющий данные отметки с теми трассами, стробам которых они принадлежат. Для каждой отметки кластера строится «дерево гипотез» ее происхождения. «Дерево гипотез» представляется в виде двухмерной матрицы отношений гипотез для каждой трассы класте-

ра. Далее с помощью фильтра Калмана формируются оценки положения цели по каждой гипотезе, а результирующая оценка является суммой гипотезных оценок является суммой гипотезных оценок с учетом их вероятностей. Вероятности гипотез рассчитываются по формуле [19]:

$$P_i^k = \frac{1}{C} P_D^{N_{DT}} (1 - P_D)^{N_{TGT} - N_{DT}} \beta_{FT}^{N_{FT}} \beta_{NT}^{N_{NT}} \times \left[\prod_{m=1}^{N_{DT}} N(Z_m - H\bar{X}) \right] P_g^{k-1}, \quad (19)$$

где N_{DT} — число отметок, сличенных с существующими трассами; N_{TGT} — число трасс, находящихся на сопровождении; N_{FT} , β_{FT} — число и плотность ложных отметок; N_{NT} , β_{NT} — число и плотность новых целей; P_g^{k-1} — вероятность существования трассы на предыдущем шаге.

Рекуррентная формула (19) показывает, что вероятность i -й гипотезы на k -ом шаге определяется вероятностью существования трассы на $k-1$ шаге и вероятностью сличения отметок, полученных на k -ом шаге. Расчет вероятностей гипотез ведется в предположении, что оценки вектора состояния цели подчинены нормальному закону распределения. В алгоритме предусмотрена возможность уменьшения числа гипотез при незначительном расхождении оценок состояния цели нескольких гипотез за счет объединения гипотез. Уменьшение числа гипотез производится также за счет отбрасывания тех, чья вероятность ниже заданного порога. В работе [20] отмечается, что практическая реализация данного алгоритма ограничивается имеющимся ресурсом вычислительных средств. Поэтому предлагается новый способ реализации алгоритма с помощью многопроцессорной вычислительной системы. Существо способа заключается в сведении задачи выработки и проверки гипотез к задаче распределения ресурса с максимальной эффективностью. Последняя задача может быть решена методом ветвей и границ с модифицированным правилом расчета нижней границы. В качестве стоимости гипотез предлагается использовать следующие параметры:

$P_D(1 - P_D)N(Z_m, \bar{Z}_m, S)$ — для гипотезы сличения отметки с существующей трассой; β_{FT} и β_{NT} — для гипотез сличения отметок с ложной и новой трассой.

На основе имеющихся значений стоимости гипотез формируется прямоугольная матрица стоимости, которая после некоторых преобразований используется в алгоритме для расчета вероятностей гипотез и отыскания N наиболее достоверных.

Практическое решение данного алгоритма предлагается осуществить с помощью многопроцессорной вычислительной системы, особенности архитектуры которой изложены в [20].

4.5. Оптимизация алгоритмов с точки зрения их практической реализации и эффективности функционирования в сложной помеховой обстановке. Отмечается, что в реальных условиях с большим числом целей сложность вычислений по методу JPDAF может резко возрасти. Поэтому предлагались модификации алгоритма JPDAF, упрощающие процедуру расчета вероятностей сличения отметок без потери общности с базовым алгоритмом. К таким алгоритмам относится SPDAF, упрощенный PDAF, описанный в [21]. Известен также и NNPDА — выбирающий те гипотезы сличения, вероятности которых близки по значениям к вероятностям, рассчитанным с помощью одиночного PDAF. Однако выбор таких гипотез требует формирования громоздкой матрицы гипотез и трудоемкой процедуры поиска. Перечисленные способы могут успешно решать задачу сопровождения двух целей, но в реальных условиях их функционирование становится весьма проблематичным. Поэтому была разработана еще одна версия JPDAF, получившая название NPDA, решающая задачу расчета вероятностей сличения отметок как оптимизационную задачу с ограничениями, характеризующими основные свойства базового алгоритма. Данные ограничения являются аналогичными тем, которые рассматривались в задаче о коммивояжере [21] и для которой был найден эффективный способ решения на основе нейронной сети. Возможность интерпретации задачи сличения отметок с трассами в терминах нейронной сети с фиксированными уровнями связей и рассматривается в [21].

Как известно, нейронная сеть, решающая задачу о коммивояжере, представляет собой вариант симметричной автоассоциативной модели, предложенной в [22]. Дальнейшим развитием этой модели стала модель адаптивной бинаправленной ассоциативной памяти. Данная модель с фиксированными уровнями связей между нейронами позволяет решить задачу сличения данных. Нейронная сеть имеет размерность $(m(k) + 1)T$, где $m(k)$ — число отметок, полученных на текущем обзоре, T — число сопровождаемых целей. На вход каждого нейрона подается аналоговый сигнал, амплитуда которого равна значению априорной вероятности сличения. Тогда выходное напряжение нейрона будет характеризовать величину искомой вероятности сличения. Ограничения, присущие алгоритму

JPDAF, учитываются специальной формой энергетической функции — минимизируемого функционала. Поведение нейронной сети описывается дифференциальным уравнением, описывающим изменение входного сигнала во времени и монотонной неубывающей зависимости в диапазоне $[0; 1]$, характеризующей изменение выходного сигнала. Подбором коэффициентов данных уравнений добиваются желаемого соответствия базовому алгоритму (JPDAF). Достоинством предложенного способа реализации алгоритма расчета вероятностей сличения является то, что при увеличении числа целей и отметок не требуется реконфигурации нейронной сети. Сеть только расширяется, сохраняя прежнюю структуру. Использование ассоциативной нейронной модели позволяет распараллелить вычисления без потери общности и с соблюдением всех особенностей базового алгоритма.

Известно, что сглаживание вектора состояния одиночной цели в беспомеховой обстановке может существенно повысить точность оценивания. Среди известных алгоритмов сглаживания наиболее приемлемым для сопровождения цели считается алгоритм с фиксированным периодом сдвига. Данный способ сохраняет рекуррентную форму алгоритма оценивания и повышает его точность за счет уменьшения интервала задержки между моментами последнего измерения и оценивания. В [23] предлагается комбинированный алгоритм JPDAF и сглаживания, позволяющий повысить точность сопровождения в помехах. Данный алгоритм на основе набора последовательных измерений за k шагов вырабатывает оценку $\hat{X}^t(k-l/k)$ вектора состояния цели t с использованием линейных моделей объекта и измерений, где l — интервал сдвига алгоритма сглаживания ($l \geq 1$). Таким образом, задача трансформирована к фильтрации вектора состояния t -й цели, расширенного в l раз, т. е. имеющего размерность $(l+1) \times n^t$, где n^t — размерность стандартного вектора состояния. В комбинированном алгоритме, получившем название JPDAF, расчет апостериорных вероятностей сличения ведется аналогично JPDAF. Отличие JPDAF заключается в расчете матрицы ковариации ошибок оценивания $P^t(k-i, k-i/k)$, где $i = 0, 1, \dots, l$. Недостатком алгоритма является то, что для $l > 2$ резко увеличивается потребный вычислительный ресурс, поэтому применение алгоритма с большим l для сопровождения множества целей весьма проблематично.

В [24] описывается версия алгоритма, предложенного в [14], модифицированная для сопровождения множества целей в усло-

виях помех. Алгоритм основан на формировании и проверке N наиболее достоверных гипотез сличения, вероятность которых оценивается по формуле

$$P_i^k = C^{-1} [P(\Omega_g^{k-1}) \prod_{m=1}^{m,k} \beta(m, jh, \Omega_g^{k-1})], \quad (20)$$

где $P(\Omega_g^{k-1})$ — вероятность гипотезы существования цели за предыдущие $k-1$ шагов; $\beta(m, jh, \Omega_g^{k-1})$ — вероятность сличения m -й отметки с jh -й целью.

Таким образом, i -я гипотеза существования цели рассматривается как совокупность гипотезы сличения отметок, полученных на текущем шаге, и гипотезы существования цели за предыдущие периоды обзора.

Вероятность $\beta(m, jh, \Omega_g^{k-1})$ в (20) рассчитывается по правилу Байеса:

$$\beta(m, jh, \Omega_g^{k-1}) = P(T_j/Z_m(k)) = \frac{P(Z_m(k)/T_j)}{\sum_{i=1}^N P(Z_m(k)/T_i)}, \quad (21)$$

где $P(Z_m(k)/T_j) = \gamma_m$ — вероятность сличения m -й отметки с T_j -й трассой кластера из N целей, рассчитываемая из соотношения, приведенного в [14].

Критерий, в соответствии с которым i -я гипотеза остается для дальнейшей обработки, записывается в виде:

$$\sum_{j=1}^{N+1} P(T_j/Z_m(k)) \geq C, \text{ где } C — \text{значение заданного порога.}$$

Таким образом, описанный алгоритм позволяет оценить достоверность сличения отметок с трассами кластера путем расчета и сравнения с порогом их весовых коэффициентов, а также оценить вероятность существования цели на текущем шаге с помощью проверки гипотез сличения.

В предыдущих работах [19], [20] отмечалось, что формирование, расчет и проверка гипотез является далеко не тривиальной задачей. В [25] данная проблема рассматривается с точки зрения комбинаторного подхода. Новый способ проверки гипотез не требует непосредственного расчета их вероятностей. Оценка вероятностей производится после сравнения численных значений величин, составляющих произведение в правой части уравнения (21), для всех гипотез кластера. Для этого составляется матрица вероятностей сличения, элементами которой являются вероятности β , рассчитываемые по формуле (21). Далее матрица вероятностей сличения преобразуется в

матрицу приоритета, позволяющую представить гипотезы в компактной форме, удобной для их сравнения и исключения невозможных (недоверенных) гипотез. Описывается эффективный поисковый алгоритм, селекционирующий N наиболее вероятных гипотез существования цели на последующие шаги. Указывается, что предложенный подход позволяет на 2-3 порядка снизить вычислительные затраты при расчете и проверке гипотез.

4.6. Способ сопровождения на основе алгоритма декодирования Витерби. Наряду с развитием традиционных методов и алгоритмов сопровождения большое внимание уделяется разработке нетрадиционных алгоритмов обработки трассовой информации. В [26], [27] для сопровождения маневрирующих целей в условиях точечных помех предлагается использовать алгоритм декодирования Витерби, который позволяет определять наилучший путь, соединяющий отметки, полученные за несколько обзоров и попавшие в стробы сопровождения. Основу этого алгоритма составляет весовая функция перехода от одной отметки к другой между стробами в соседних обзорах. В качестве «веса» может выступать либо вероятность перехода [26], либо энергия, затрачиваемая целью для выполнения перехода [27], при этом во втором случае весовая функция λ по одной из координат может иметь вид

$$\lambda = \frac{3}{t_2 - t_1} \left[(v_1 + v_2) - 2 \left(\frac{x_2 - x_1}{t_2 - t_1} \right)^2 + \frac{(v_2 + v_1)^2}{t_2 - t_1} \right],$$

где t_1, t_2 — соседние моменты времени облучения цели ($t_1 - t_2 = T_{\text{обс}}$); x_1, x_2 — координаты отметок по одной из координатных осей в соседние моменты времени t_1 и t_2 ; v_1, v_2 — скорости движения отметок в соседние моменты времени t_1 и t_2 .

Наилучший путь, соединяющий отметки в соседних стробах, определяется по максимуму суммы натуральных логарифмов вероятностей переходов или по минимуму суммарной энергии вдоль всего пути.

Основным достоинством предлагаемого алгоритма Витерби по сравнению, например, с расширенным фильтром Калмана является возможность сопровождения целей в условиях имитационных помех. В работе [26] приведены результаты моделирования сопровождения целей в сферической системе координат с использованием алгоритма Витерби и расширенного фильтра Калмана, в соответствии с которыми второй по точности оценки координат значительно уступает первому. В работе [27] было проведено моде-

лирование процесса сопровождения нескольких маневрирующих целей в условиях точечных помех. Показано, что применение алгоритма Витерби позволяет не только хорошо сопровождать такие цели, но и оценивать количество целей, находящихся на сопровождении.

4.7. Сравнительная характеристика алгоритмов. В [21] приводятся результаты моделирования алгоритма JPDAF при сопровождении неманеврирующих целей с пересекающимися трассами. Отмечается эффективность алгоритма при заданных начальных условиях. Результаты моделирования алгоритма на основе многогипотезной модели сличения отметок описаны в [19]. Указывается, что данный алгоритм учитывает неопределенность происхождения отметок путем сохранения нескольких наиболее достоверных гипотез сличения на каждом шаге работы алгоритма. Недостатком обоих алгоритмов является большой объем вычислительных ресурсов, необходимых для формирования и проверки гипотез. В табл. 3

Таблица 3

Цель	$\sigma_x, \text{ км}$		$\sigma_{v_x}, \text{ км/ч}$	
	JPDA	NPDA	JPDA	NPDA
1	0,6189	0,6451	0,1359	0,1334
2	0,6767	0,7360	0,1300	0,1379
3	1,1480	1,1721	0,0974	0,1038
4	2,4426	2,4437	0,1154	0,1141
5	0,7287	0,7382	0,1359	0,1363
6	2,6313	2,6319	0,1121	0,1127

приведены результаты моделирования алгоритмов JPDA, SPDA и NPDA, описанные в [21]. Результаты показывают значительное превосходство алгоритма NPDA при сопровождении двух целей с пересекающимися

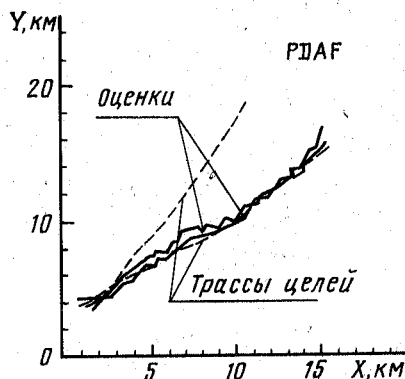


Рис. 9.

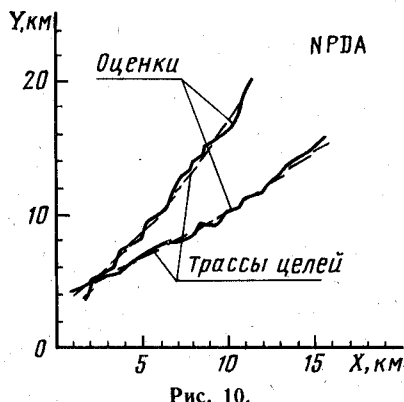


Рис. 10.

трассами (рис. 9 и 10). Моделирование алгоритма [24] показало, что использование информации обнаружения на этапе сличения отметок с трассами позволяет обнаружить маневр цели без помощи детектора маневра, а на основе процедуры генерирования и проверки гипотез — сопровождать несколько целей в условиях помех.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bar-Shalom Y., Fortmann T. E. Tracking and data association. Boston. Academic Press, 1988.
2. Tobin David M., Maybeck Peter S.— In: Proc. IEEE Conf. on Decision and Control, 1988, v. 3, pp. 2002—2011.
3. Bar-Shalom Y., Chang K. C., Blom H. A. P.— IEEE Trans., 1989, v. AES-25, N 2, pp. 296—299.
4. Roy S., Iltis R. A.— Proc. EURASIP'88 Lacoume J. L. et al (ed.), Elsevier Science Publ., North-Holland, 1988, pp. 783—786.
5. Baheti R. S.— IEEE Trans., 1986, v. AES-22, N 1, pp. 8—14.
6. Blom H. A. P., Bar-Shalom Y.— IEEE Trans., 1988, v. AC-33, pp. 780—783.

7. Song T. L., Ahn J. Y., Park C.— IEEE Trans., 1988, v. AES-24, N 1, pp. 28—39.
8. Gavish Motti.— In: Proc. conf. Elec. and Electron. Eng., 1987, p. 155.
9. Moghaddamjoo A., Kirlin R. L.— IEEE Trans., 1989, v. ASSP-37, N 8, pp. 1166—1175.
10. Bogler P. L.— IEEE Trans., 1987, v. AES-23, N 3, pp. 298—310.
11. Cohen S. A.— Proc. IEE, 1986, v. 133, Pt. F, N 3, pp. 277—280.
12. Roecher James A., McGillem Clare D.— In: Proc. IEEE Nat. Radar Conf., 1988, pp. 68—72.
13. Mahalanabis A. K., Zhou B., Bose N. K.— IEEE Trans., 1990, v. AES-26, N 1, pp. 113—121.
14. Magarajan V., Sharma R. N., Chidambara M. R.— IEEE Trans., 1984, v. AES-20, N 5, pp. 560—572.
15. Houles A., Bar-Shalom Y.— IEEE Trans., 1989, v. AES-25, N 2, pp. 176—188.
16. Trunk G. V., Wilson J. D.— IEEE Trans., 1987, v. AES-23, N 4, pp. 438—447.
17. Kenefic R. J.— IEEE Trans., 1981, v. AC-26, N 3, pp. 750—753.
18. Walton A. M.— Proc. IEE, 1990, v. 137, Pt. F, N 3, pp. 183—186.
19. Reid D. B.— IEEE Trans., 1979, v. AC-24, pp. 843—854.
20. Chen Cheng-Wu, Walker R. A., Feng Chin-Hu.— In: Proc. IEEE American Control Conf., 1988.
21. Sengupta D., Iltis R. A.— IEEE Trans., 1989, v. AES-25, N 1, pp. 96—108.
22. Wilson G. V., Pawley G. S.— Biological Cybernetics, 1988, v. 58, pp. 63—70.
23. Mahalanabis A. K., Zhou Bin.— In: Proc. IEEE American Control Conf., 1988, pp. 430—435.
24. Nagarajan V., Chidambara M. R., Sharma R. N.— Proc. IEE, 1987, v. 134, Pt. F, N 1, pp. 89—112.
25. Nagarajan V., Chidambara M. R., Sharma R. N.— Proc. IEE, 1987, v. 134, Pt. F, N 1, pp. 113—118.
26. Demirbas Kerim.— Proc. IEE, 1989, v. 136, Pt. F, N 6, pp. 262—268.
27. Wolf J. K., Viterbi A. M., Dixon G. S.— IEEE, 1989.