

- 2.50. Макхоул Дж. Линейное предсказание// ТИИЭР.— 1975, Т. 63, № 4.
2.56. Балакришнан А. В. Теория фильтрации Калмана: Пер. с англ./Под ред. А. А. Новикова.— М.: Мир, 1988.— 168 с.

ДОПОЛНЕНИЕ

НОВЫЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В ПРОСТРАНСТВЕ СОСТОЯНИЙ НА ОСНОВЕ ТЕОРИИ ОЦЕНИВАНИЯ

А. Н. Юрьев, А. М. Бочкарев

Необходимость включения в книгу данного материала обусловлена тем, что с момента выхода книги А. Фарины и Ф. Студера прошло уже несколько лет и за это время в научной периодике, трудах конференций и симпозиумов опубликовано большое число работ, посвященных вопросам цифровой обработки радиолокационной информации. Обзору этих работ и посвящено данное дополнение. Структура дополнения соответствует порядку изложения материала в книге. Сначала рассматриваются общие вопросы фильтрации и оценивания, а затем — прикладные задачи сопровождения целей в различных условиях.

Д.1. ОБЩИЕ ВОПРОСЫ ФИЛЬТРАЦИИ И ОЦЕНИВАНИЯ

В научно-технической периодике ежегодно появляются десятки статей, посвященных вопросам фильтрации и оценивания. Как правило, теоретической базой этих работ является калмановская фильтрация. Из последних работ можно выделить статьи [Д.32 — Д.35].

В работах [Д.2 — Д.4] показана возможность определения коэффициентов усиления α — β — γ -фильтра сопровождения в стационарном режиме, не прибегая к решению дискретного матричного уравнения Риккати. В статье [Д.4] такие параметры, как период измерений T , ковариация шума q , моделирующего неопределенность процесса, и ковариация шума измерений r , сведены в обобщенный параметр

$$\Lambda = T^2 \sqrt{q/r},$$

и получены в неявном виде следующие решения относительно параметров α , β , γ :

$$\Lambda^2 = \gamma^2 / (4(1 - \alpha)), \quad (\text{Д.1})$$

$$\beta = 2(2 - \alpha) - 4\sqrt{1 - \alpha}, \quad (\text{Д.2})$$

$$\gamma = \beta^2 / \alpha. \quad (\text{Д.3})$$

Напомним, что коэффициенты α , β , γ входят в матричный коэффициент усиления калмановского фильтра

$$\mathbf{K} = [\mathbf{K}_x, \mathbf{K}_v, \mathbf{K}_a]^T = [\alpha \ \beta/T \ \gamma(2T^2)]^T.$$

В статьях [Д.2, Д.3] найдены решения для α , β и γ в явном виде. Для этого введен параметр

$$\delta = \sqrt{1 - \alpha} \quad (\text{Д.4})$$

и уравнения (Д.1) — (Д.3) принимают вид

$$\Lambda = \gamma/(2\delta), \quad (\text{Д.5})$$

$$\beta = 2(1 + \delta^2) - 4\delta, \quad (\text{Д.6})$$

$$\gamma = \beta^2/(1 - \delta^2). \quad (\text{Д.7})$$

Показано, что параметр δ определяется как

$$\delta = A + B - (\Lambda/2 - 3)/3 \quad \text{при } \Lambda^2 \leq 432,$$

$$\delta = 2\sqrt{-a/3} \cos \theta - (\Lambda/2 - 3)/3 \quad \text{при } \Lambda^2 > 432,$$

где

$$A = \sqrt[3]{\frac{-b}{2} + d^{1/2}}, \quad B = \sqrt[3]{\frac{-b}{2} - d^{1/2}};$$

$$\theta = \frac{a}{3} \cos \left(\frac{3b}{am} \right); \quad m = 2 \sqrt{\frac{\Lambda^2 - 18\Lambda}{36}};$$

$$a = \frac{\Lambda}{12} (18 - \Lambda), \quad b = \frac{\Lambda}{108} (\Lambda^2 - 27\Lambda + 108).$$

После вычисления параметра δ значения α , β и γ определяются в соответствии с выражениями (Д.4), (Д.6), (Д.7).

В статье [Д.7] предложен алгоритм, позволяющий ускорить процесс вычисления ковариационной $(n \times n)$ -матрицы $\mathbf{M}_i$ и $(n \times m)$ -матрицы коэффициента усиления калмановского фильтра $\mathbf{K}_i$ в стационарном режиме. Эти матрицы определяются в соответствии с уравнениями:

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{M}_i \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{M}_i \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}, \quad (\text{Д.8})$$

$$\mathbf{M}_{i+1} = \mathbf{F}_i \mathbf{M}_i \mathbf{F}_i^T + \mathbf{C}_i, \quad (\text{Д.9})$$

где

$$\mathbf{F}_i = \mathbf{A} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_i \mathbf{H});$$

$$\mathbf{C}_i = (\mathbf{A} \mathbf{K}_i) \mathbf{R} (\mathbf{A} \mathbf{K}_i)^T + \mathbf{Q};$$

$\mathbf{A}$ — $(n \times m)$ -матрица перехода; $\mathbf{H}$ — $(m \times n)$ -матрица измерений; $\mathbf{Q}$ — ковариационная $(n \times n)$ -матрица шума процесса; $\mathbf{R}$ — ковариационная $(m \times m)$ -матрица измерений.

В стационарном режиме $M_i \rightarrow M$, $K_i \rightarrow K$ и уравнение (Д.9) становится известным алгебраическим уравнением Риккати для M . Аналитическое решение уравнения при $n > 3$ затруднено. Традиционно искомые матрицы определяются путем итеративного решения уравнений (Д.8) и (Д.9), причем задается некоторая исходная положительно определенная матрица M_0 . Доказано, что эта процедура является сходимой. Однако скорость сходимости зависит от собственных значений матрицы F и во многих случаях невелика. В связи с медленной сходимостью итераций необходимо предпринимать специальные меры, чтобы избежать накопления ошибок округления.

В предложенном алгоритме искомые матрицы также вычисляются итеративно, причем на $j+1$ -м шаге можно записать

$$M_{j+1} = F_j M_{j+1} F_j^T + C_j, \quad (\text{Д.10})$$

$$K_{j+1} = M_{j+1} N^T (N M_{j+1} N^T + R)^{-1}. \quad (\text{Д.11})$$

Уравнение (Д.10) представляет собой линейное уравнение Ляпунова для $n(n+1)/2$ элементов симметричной матрицы M_{j+1} . Отметим, что M_{j+1} является ковариационной матрицей стационарного режима для субоптимального фильтра с постоянным усилением; характеризуется матрицей усиления K_j . Итеративная обработка согласно (Д.10) и (Д.11) осуществляется до получения решения с заданной точностью. Приведенный в статье численный пример свидетельствует о том, что сходимость предложенного алгоритма, по крайней мере, не уступает известному, а в ряде случаев обеспечивает уменьшение вычислительных затрат на порядок и более.

Весьма распространенной на практике формой аппроксимации калмановского фильтра является использование нескольких развязанных фильтров. Например, калмановский фильтр для оценки местоположения и скорости цели в трехмерном пространстве (фильтр с шестью состояниями) может быть представлен в виде совокупности трех независимых α — β -фильтров. Однако в работе [Д.9] показано, что такое упрощение не всегда допустимо. Существует довольно значительный диапазон значений коэффициентов усиления и скоростей перемещения линии визирования цели, при которых развязанный фильтр становится нестабильным и ошибки сопровождения в стационарном режиме могут неограниченно возрастать. В работе приведены рекомендации по выбору коэффициентов усиления, обеспечивающих стабильность фильтра при любой скорости перемещения линии визирования цели.

В целях повышения вычислительной эффективности калмановского фильтра в работе [Д.5] показана возможность его реализации на основе систолического процессора. Предложена систолическая решетка треугольной архитектуры, в узлах которой

размещены транспьютеры. Приведен вариант фильтра с 14 транспьютерами, предназначенный для обработки четырехмерного вектора состояний.

Фильтр Калмана (как и фильтр Калмана — Бьюси) оптимален при гауссовских шумах и линейной модели системы. На практике, однако, шумы могут отличаться от гауссовских, а их корреляционные функции не всегда точно известны. Этим обусловлен интерес к исследованию фильтра Калмана — Бьюси в широком диапазоне условий применения. В частности, в работе [Д.8] исследовалась устойчивость фильтра Калмана — Бьюси при наличии неопределенностей относительно характера шума и параметров системы. Определены условия и пределы изменения параметров, при которых фильтр сохраняет устойчивость. Предложен робастный фильтр Калмана — Бьюси, обладающий повышенной устойчивостью по отношению к неопределенностям, имеющим место при описании динамической системы и шума.

Д.2. ОБНАРУЖЕНИЕ И РАЗЛИЧЕНИЕ ТРАЕКТОРИЙ ЦЕЛЕЙ

Кроме алгоритмов фильтрации, подробно рассмотренных в этой книге, большую роль в системах цифровой обработки играют алгоритмы обнаружения стохастических сигналов. Если задача обнаружения стохастических сигналов формулируется в пространстве параметров движения цели, то ее можно рассматривать как задачу обнаружения (или «завязки») траектории. Задача различения (многоальтернативного обнаружения) стохастических сигналов трансформируется в этом случае в задачу различения траекторий целей; ее частным случаем является задача обнаружения маневра цели. Таким образом, полученные здесь алгоритмы обнаружения и различения стохастических сигналов могут рассматриваться как алгоритмы завязки траектории и обнаружения маневра цели.

Вопросам обнаружения стохастических сигналов посвящено большое число работ. Среди них необходимо особо отметить [Д.10 — Д.15], где систематически исследованы и обобщены задачи, связанные с обнаружением случайных сигналов. Синтезированные на основе теории, развитой в этих работах, системы обнаружения стохастических сигналов могут быть разделены на две основные группы: системы, основанные на использовании достаточной статистики в виде квадратичной формы, стоящей под знаком экспоненты в выражении для отношения правдоподобия [Д.10, Д.14], и системы совместного обнаружения-измерения, решающие задачу обнаружения путем введения в структуру обнаружителя измеряемых (например, методами калмановской фильтрации) параметров входного сигнала [12 — 17]. Системы, относящиеся к первой группе, требуют большого объема априорной статистической информации, весьма сложны в реализации

[13] и неадаптированы к использованию в пространствах состояний. Системы второй группы описываются в пространстве состояний, однако встроенные в обнаружитель алгоритмы фильтрации усложняют общую структуру системы.

Далее будет изложен новый подход к синтезу систем обнаружения стохастических сигналов [18]. Синтезированный алгоритм, реализуемый на основе цифровой обработки сигнала, имеет подобно калмановскому фильтру рекуррентный характер, его структура достаточно проста по сравнению со структурами известных систем. Она позволяет обеспечить решение задач обнаружения в различных пространствах состояний, в частности, в пространствах параметров движения (или параметров траектории) обнаруживаемого объекта. По сравнению с известными методами это позволяет дополнительно повысить эффективность обнаружения. Алгоритм является, по существу, аналогом алгоритма калмановской фильтрации для задач обнаружения. Задача синтеза алгоритма обнаружения стохастических сигналов в пространстве состояний ставится следующим образом.

Будем считать, что p_0 -мерный вектор наблюдения $z(i)$, представленный в дискретном времени i , $i = \overline{1, n}$, может формироваться в соответствии с двумя гипотезами: H_0 (сигнал отсутствует) и H_1 (сигнал присутствует):

$$\begin{aligned} H_0 : z(i) &= n(i); \\ H_1 : z(i) &= H(i) x(i) + n(i). \end{aligned} \quad (Д.12)$$

В (Д.12) $x(i)$ — m_0 -мерный вектор сигнала; $n(i)$ — p_0 -мерный вектор шума; $H(i)$ — матрица размера $p_0 \times m_0$, переводящая вектор сигнала в пространство наблюдаемых векторов. Полагаем, что $x(i)$ и $n(i)$ — нормально распределенные независимые случайные векторы, средние значения которых равны нулю.

Ковариационные матрицы наблюдаемого процесса $z(i)$ имеют вид

$$\begin{aligned} H_0 : K_n &= [K_n(i, j)]; \\ K_n(i, j) &= E[n(i)n^T(j)] = N_n(i)\delta_{ij}; \\ H_1 : K_{cn} &= [K_{cn}(i, j)]; \end{aligned} \quad (Д.13)$$

$$K_{cn}(i, j) = K_c(i, j) + K_n(i, j) = H(i)R(i, j)H^T(j) + N_n(i)\delta_{ij},$$

где $R(i, j) = E[x(i)x^T(j)]$; δ_{ij} — символ Кронекера; $E[\cdot]$ — символ статистического усреднения.

Матрицы K_n и K_{cn} представляют собой блочные квадратные симметрические матрицы с числом блоков в каждой $p \times p$ и числом элементов в блоках $K_n(i, j)$ и $K_{cn}(i, j)$, равным $p_0 \times p_0$.

Будем полагать, что для сигнала справедлива линейная марковская модель, т. е. сигнал является решением линейного разностного уравнения

$$x(i) = \Phi(i, i-1)x(i-1) + \Gamma(i-1)w(i-1), \quad (\text{Д.14})$$

где $\Phi(i, i-1)$ — матрица размером $m_0 \times m_0$; $w(i-1)$ — l_0 -мерный вектор нормального дискретного белого шума; $\Gamma(i-1)$ — матрица размером $m_0 \times l_0$;

$$E[w(i)] = 0; \quad E[w(i)w^T(j)] = P_w(i)\delta_{ij};$$

$$E[n(i)w^T(j)] = 0; \quad E[x(i)w^T(j)] = 0; \quad i, j = \overline{1, n}; \quad i \leq j.$$

Найдем алгоритм обработки сигнала, наилучшим образом различающий гипотезы H_0 и H_1 . Достаточным статистическим параметром, представляющим собой выходной эффект системы оптимальной обработки, может быть выражен следующим образом [Д.10—Д.13]:

$$y_0(n) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n z^T(i)w_0(i, j)z(j), \quad (\text{Д.15})$$

где

$$w_0(i, j) = M_0(i, j) - L_0(i, j); \quad (\text{Д.16})$$

матрицы $M_0(i, j)$, $L_0(i, j)$ представляют собой $n_0 \times n_0$ -блоки обратных ковариационных матриц $K_n^{-1} = [M_0(i, j)]$; $K_{cn}^{-1} = [L_0(i, j)]$.

Рассмотрим следующие два алгоритма обработки сигнала, основанные на (Д.15):

1. Алгоритмы обработки вида

$$y_1(n) = \sum_{i=1}^n z^T(i)U_0(i) \quad \text{или} \quad y_1(i) = y_1(i-1)z^T(i)U_0(i), \quad (\text{Д.17})$$

где $i = \overline{1, n}$, $y_1(0) = 0$,

$$U_0(i) = \sum_{j=1}^i w(i, j)z(j) \quad (\text{Д.18})$$

— выходной сигнал линейной части системы обработки; матрица $w(i, j)$ может рассматриваться как дискретная импульсная переходная характеристика линейной части системы. Заметим, что $w(i, j) = w^T(j, i)$.

2. Алгоритм обработки, основанный на представлении матрицы $w(i, j)$ в виде [Д.19]

$$w(i, j) = \sum_{k=1}^m b(i, k)b^T(j, k). \quad (\text{Д.19})$$

Представление (Д.19) справедливо для любой симметрической матрицы $w = [w(i, j)]$. Рассматриваемый алгоритм может быть выражен одним из соотношений

$$y_2(n) = \sum_{k=1}^n U^T(k) U(k),$$

$$y_2(k) = y_2(k-1) + U^T(k) U(k); \quad k = \overline{1, n}; \quad y_2(0) = 0, \quad (\text{Д.20})$$

где

$$U_k = \sum_{j=1}^k b^T(j, k) z(j). \quad (\text{Д.21})$$

Представление матрицы (Д.16) в виде (Д.19) не определяет однозначно вид матрицы $b(i, k)$. Для устранения этой неоднозначности будем считать, что матрица $b(i, k)$ подобно матрице $w(i, j)$ удовлетворяет свойству

$$b(i, k) = b^T(k, i). \quad (\text{Д.22})$$

Заметим, что свойство (Д.22) позволяет свести алгоритм обработки сигнала (Д.20) к рекуррентному виду. С учетом (Д.22) соотношения (Д.19) и (Д.21) могут быть преобразованы к виду

$$w(i, j) = \sum_{k=1}^n b(i, k) b(k, j); \quad (\text{Д.23})$$

$$U(k) = \sum_{j=1}^k b(k, j) z(j); \quad (\text{Д.24})$$

матрица $b(k, j)$ может рассматриваться как дискретная импульсная переходная характеристика линейной части системы обработки (Д.23), (Д.24).

Проведем синтез алгоритмов обнаружения, используя представление сигнала в пространстве состояний (Д.14). Начнем рассмотрение с алгоритма (Д.24). Результаты, относящиеся к алгоритму (Д.17), (Д.18), будут получены как следствие результатов рассмотрения алгоритма (Д.20), (Д.24).

Преобразуем уравнение (Д.23) для матрицы $b(i, k)$. Умножив обе части уравнения (Д.23) справа на $K_{cn}(j, m)$ и слева на $K_n(l, i)$ и просуммировав полученные выражения по i и j , с учетом того, что

$$w(i, j) = M(i, j) - L(i, j);$$

$$\sum_{i=1}^l K_n(l, i) M(i, j) = I \delta_{jl};$$

$$\sum_{j=1}^l L(i, j) K_{cn}(j, m) = I \delta_{im}, \quad i, m \leq l,$$

(I — единичная матрица), получим

$$\sum_{k=1}^n \left[\sum_{i=1}^l K_n(l, i) b(i, k) \sum_{j=1}^l b(k, j) K_{cn}(i, m) \right] = K_{cn}(l, m). \quad (\text{Д.25})$$

Так как шум наблюдения $n(i)$ является белым, уравнение (Д.25) может быть представлено в виде

$$\sum_{k=1}^n \left\{ N_n(l) b(l, k) \left[b(k, m) N_n(m) + \sum_{j=1}^l b(k, j) K_c(j, m) \right] \right\} = K_c(l, m). \quad (\text{Д.26})$$

Взяв от обеих частей уравнения (Д.26) первую разность по параметру текущего времени l , получим

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n \left\{ [N_n(l) b(l, k) - N_n(l-1) b(l-1, k)] \left[b(k, m) N_n(m) + \sum_{j=1}^{l-1} b(k, j) \times \right. \right. \\ \left. \left. \times K_c(j, m) \right] \right\} + \sum_{k=1}^n [N_n(l) b(l, k) b(k, l) K_c(l, m)] = \\ = K_c(l, m) - K_c(l-1, m). \end{aligned} \quad (\text{Д.27})$$

Правая часть равенства (Д.27)

$$K_c(l, m) - K_c(l-1, m) = E [H(l) x(l) - H(l-1) x(l-1)] x^T(m) H^T(m)$$

с учетом того, что выражение в квадратных скобках преобразуется с помощью (Д.14) к виду

$$\begin{aligned} H(l) x(l) - H(l-1) x(l-1) = \\ = H(l) \Phi(l, l-1) x(l-1) - H(l-1) x(l-1) + H(l) \Gamma(l-1) w(l-1), \end{aligned}$$

может быть представлена следующим образом:

$$K_c(l, m) - K_c(l-1, m) = [H(l) \Phi(l, l-1) H^{-1}(l-1) - I] K_c(l-1, m). \quad (\text{Д.28})$$

При получении выражения (Д.28) полагалось, что $m \leq l-1$ и матрица $H^{-1}(l-1)$ существует; если матрица $H(l-1)$ не является квадратной, то $H^{-1}(l-1)$ следует рассматривать как квазиобратную матрицу.

Полагая также, что матрица $N_n^{-1}(l)$ существует, и умножая обе части (Д.27) на $N_n^{-1}(l)$, получаем

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n \left\{ [b(l, k) - N_n^{-1} N_n(l-1) b(l-1, k)] \left[b(k, m) N_n(m) + \sum_{j=1}^{l-1} b(k, j) \times \right. \right. \\ \left. \left. \times K_c(j, m) \right] \right\} + \sum_{k=1}^n b(l, k) b(k, l) K_c(l, m) = \\ = N_n^{-1}(l) [H(l) \Phi(l, l-1) H^{-1}(l-1) - I] K_c(l-1, m). \end{aligned} \quad (\text{Д.29})$$

Подставив в (Д.29) вместо $K_c(l-1, m)$ левую часть уравнения (Д.26) с заменой l на $l-1$, приходим к соотношению

$$\sum_{k=1}^n \{ [b(l, k) - \Phi_0(l, l-1) b(l-1, k)] [b(k, m) N_n(m) + \\ + \sum_{j=1}^{l-1} b(k, j) K_c(j, m)] \} + \sum_{k=1}^n b(l, k) b(k, l) K_c(l, m) = 0, \quad (\text{Д.30})$$

где

$$\Phi_0(l, l-1) = N_n^{-1}(l) H(l) \Phi(l, l-1) H^{-1}(l-1) N_n(l-1).$$

Введем обозначение

$$\sum_{k=1}^n b(l, k) b(k, l) = w(l, l) = N_n^{-1}(l) - L(l) = w(l).$$

Подставив в (Д.30) выражение для $K_c(l, m)$ из (Д.26), получим

$$\sum_{k=1}^n \{ [b(l, k) + Q(l) b(l, k) - \Phi_0(l, l-1) b(l-1, k)] [b(k, m) N_n(m) + \\ + \sum_{j=1}^{l-1} b(k, j) K_c(j, m)] \} + Q(l) w(l) K_c(l, m) = 0,$$

где

$$Q(l) = w(l) N_n(l) = I - L(l, l) N_n(l).$$

Повторяя операцию подстановки $K_c(l, m)$ неограниченное число раз, приходим к уравнению:

$$\sum_{k=1}^n \{ [D(l) b(l, k) - \Phi_0(l, l-1) b(l-1, k)] [b(k, m) N_n(m) + \\ + \sum_{j=1}^{l-1} b(k, j) K_c(j, m)] \} + C(l) w(l) K_c(l, m) = 0, \quad (\text{Д.31})$$

где

$$C(l) = \lim_{p \rightarrow \infty} [Q(l)]^p; \quad D(l) = \sum_{p=0}^{\infty} [Q(l)]^p.$$

В том случае, если $|\lambda_r| < 1$, $r = \overline{1, n_0}$ (λ_r — собственные значения матрицы $Q(l)$), получим

$$C(l) = 0; \quad D(l) = [I - Q(l)]^{-1} = N_n^{-1}(l) L^{-1}(l, l). \quad (\text{Д.32})$$

Можно показать, что для ряда практических случаев условие $|\lambda_r| < 1$ выполняется. В частности, если матрица $K_{сн}$ является квазидиагональной, т. е. $K_{сн} = [K_{сн}(i, j)] = [K_{сн}(i, i) \delta_{ij}]$, а шумовые составляющие наблюдения по пространству состояний однород-

ные и некоррелированы, матрица $Q(l)$ будет симметричной, при этом ее собственные значения имеют ясный физический смысл и могут рассматриваться как отношение энергии сигнала к суммарной энергии сигнала и помехи некоторого трансформированного случайного вектора $z'(l)$; отсюда непосредственно следует выполнение условия $|\lambda_r| < 1$. То же самое относится к случаю, когда матрицы K_n и K_{cn} диагональны. Можно предположить, что указанное условие выполняется и в общем случае; проведенные численные расчеты не противоречат этому утверждению. При этом справедливы соотношения (Д.32), в результате чего приходим к следующему разностному уравнению:

$$\sum_{k=1}^n \{ [D(l) b(l, k) - \Phi_0(l, l-1) b(l-1, k)] \times \\ \times [b(k, m) N_n(m) + \sum_{j=1}^{l-1} b(k, j) K_c(j, m)] \} = 0, \quad (\text{Д.33})$$

где

$$D(l) = N_n^{-1}(l) L^{-1}(l, l); \quad (\text{Д.34})$$

$$\Phi_0(l, l-1) = N_n^{-1}(l) H(l) \Phi(l, l-1) H^{-1}(l-1) N_n(l-1). \quad (\text{Д.35})$$

Рассмотрим уравнение (Д.33). Будем учитывать только те его решения, которые, как и при синтезе калмановского фильтра [Д.13], приводят к решениям $b(l, k)$, зависящим только от текущего значения k . Это означает, что выражение, стоящее под знаком суммы в (Д.33), должно быть равно нулю. Так как матрица $[K_{cn}(j, m)] = [K_{cn}(j, m) + N_n(j) \delta_{jm}]$ является положительно определенной, то при $b(k, m)$, не равном тождественно нулю, выражение во вторых квадратных скобках (Д.33) не может быть равным нулю. Следовательно, уравнение (Д.33) имеет нетривиальное решение только тогда, когда выполняется условие

$$D(l) b(l, k) = \Phi_0(l, l-1) b(l-1, k),$$

откуда

$$b(l, k) = F(l, l-1) b(l-1, k), \quad (\text{Д.36})$$

где

$$F(l, l-1) = D^{-1}(l) \Phi_0(l, l-1) = L(l, l) H(l) \times \\ \times \Phi(l, l-1) H^{-1}(l-1) N_n(l-1). \quad (\text{Д.37})$$

Уравнение (Д.36) определяет матрицу переходных характеристик системы $b(l, k)$. Из (Д.36) может быть найдена связь между матрицей $w(i, j)$, определяющей алгоритм обнаружения (Д.17), (Д.18), и параметрами, описывающими пространство состояний. Умножив справа обе части уравнения (Д.36) на $b(k, m)$ и просуммировав по k , с учетом (Д.23) получим

$$w(l, m) = F(l, l-1) w(l-1, m). \quad (\text{Д.38})$$

Таким образом, уравнения для матрицы переходных характеристик линейной части алгоритмов (Д.17), (Д.18), (Д.20), (Д.24) идентичны.

Вернемся к выражению (Д.24) для линейной части системы обработки сигнала (Д.20). Это выражение с учетом (Д.36) может быть записано в форме

$$\begin{aligned} U(l) &= \sum_{k=1}^l b(l, k) z(k) + b(l) z(l) = \\ &= F(l, l-1) \sum_{k=1}^{l-1} b(l-1) z(k) + b(l) z(l), \end{aligned}$$

откуда

$$U(l) = F(l, l-1) U(l-1) + b(l) z(l). \quad (\text{Д.39})$$

Формула (Д.39) представляет собой в рекуррентном виде алгоритм функционирования линейной части системы обработки; параметр $b(l) = b(l, l)$ — коэффициент усиления линейной части системы.

Структура рекуррентного фильтра определяется соотношениями (Д.20), к которым необходимо добавить начальное условие для разностного уравнения (Д.39): $U(0) = 0$. Применительно к алгоритму обработки (Д.17), (Д.18) аналогичное рекуррентное соотношение имеет вид

$$\begin{aligned} U_0(l) &= F(l, l-1) U(l-1) + w(l) z(l); \\ U_0(0) &= 0; \quad w(l) = w(l, l). \end{aligned} \quad (\text{Д.40})$$

Структурные схемы синтезированных алгоритмов приведены на рис. Д.1а (алгоритм (Д.17), (Д.40) и рис. Д.1б (алгоритм (Д.20), (Д.39)). Как следует из схем, представленных на рис. Д.1а, б, линейная часть синтезированных алгоритмов обнаружения (обведенная штриховыми линиями) по своей структуре близка к алгоритму калмановской фильтрации (для сравнения схема калмановского фильтра, формирующего оценку сигнала $x^*(l)$, приведена на рис. Д.1в). Отличие состоит в отсутствии цепи «предсказания» наблюдаемого сигнала (блока $H(l)$) и в ином содержании блоков усиления $w(l)$, $b(l)$ и $K(l)$ и блоков преобразования сигналов $F(l, l-1)$ и $\Phi(l, l-1)$. Структурная близость полученных алгоритмов и алгоритма калмановской фильтрации обеспечивает возможность их реализации на общей технической основе и взаимного преобразования с помощью изменения соответствующих математических процедур. Указанное обстоятельство позволяет использовать единые системные элементы как для обнаружения, так и для последующей фильтрации обнаруженного сигнала (траектории цели).

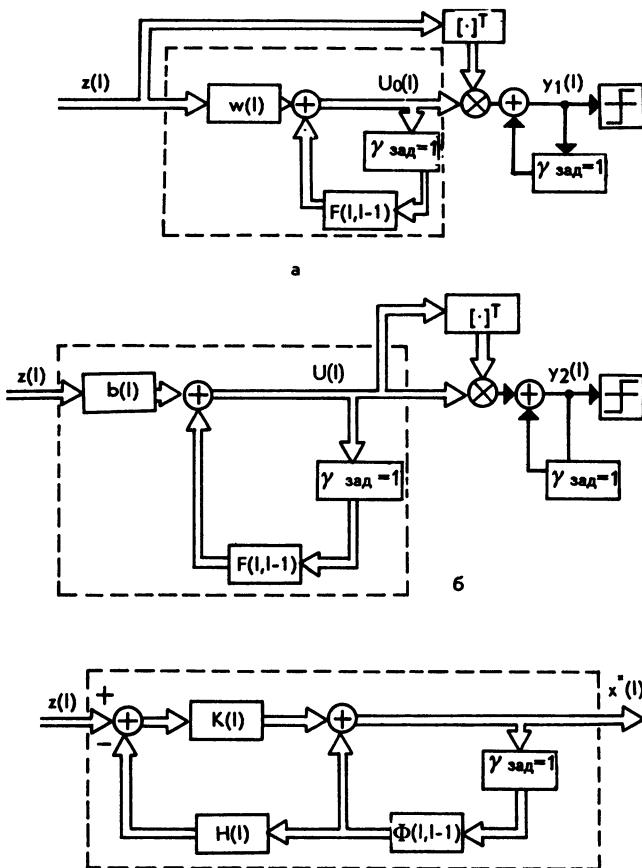


Рис. Д.1. Структуры синтезированных алгоритмов:
а, б — обнаружения; в — калмановского фильтра

При формулировке и решении поставленной задачи приходится пользоваться двумя взаимосвязанными способами описания статистических свойств сигнала $x(i)$: способа, сводящегося к заданию ковариационной матрицы $R = [R(i, j)]$, и способа, в основе которого лежит векторно-матричное разностное уравнение (Д.14) с переходной матрицей $\Phi(i, i-1)$ и начальным условием $E\{x^2(0)\} = P_x(0)$ (полагаем, что $E\{x(0)\} = 0$).

Приведем соотношения, определяющие связь ковариационной матрицы сигнала с параметрами разностного уравнения (Д.14). Умножим справа обе части уравнения (Д.14) на соответствующие им транспонированные выражения; произведя усреднение, получим

$$P_x(k) = \Phi(k, k-1) P_x(k-1) \Phi^T(k, k-1) +$$

$$+ \Gamma(k-1) P_w(k-1) \Gamma^T(k-1). \quad (\text{Д.41})$$

Соотношение (Д.41) является рекуррентным и позволяет вычислить диагональные элементы матрицы $P_x(0)$ при известном значении R . Таким образом может быть получена последовательность $P_x(k)$, $k = \overline{1, n}$. Умножив обе части уравнения (Д.14) справа на $x^T(k)$, $k \leq i-1$ и усреднив результат умножения по ансамблю, получим

$$R(i, k) = \Phi(i, i-1) R(i-1, k). \quad (\text{Д.42})$$

Можно заметить, что уравнение (Д.42) также является рекуррентным; оно позволяет вычислить все значения $R(i, k)$ для $i = \overline{k+1, n}$ при использовании в качестве исходного параметра одного из членов полученной из (Д.41) последовательности $P_x(k)$. Результирующее соотношение для вычисления $R(i, k)$ имеет вид

$$R(i, k) = \left[\prod_{j=k+1}^i \Phi(j, j-1) \right] P_x(k),$$

где в квадратных скобках матрицы $\Phi(j, j-1)$ следуют справа налево по мере увеличения j . Для стационарного процесса

$$R(i, k) = \Phi^{i-k}(k+1, k) P_x(0).$$

Напомним, что

$$K_c(i, j) = H(i) R(i, j) H^T(j).$$

Для заполнения матрицы $K_c [K_c(i, k)]$ справа от диагонали следует воспользоваться свойством ее симметрии; таким образом, для $i = \overline{1, k+1}$

$$K_c(i, k) = K_c^T(k, i).$$

Алгоритм различения траекторий может быть получен на основе синтезированных алгоритмов обнаружения (завязки) траекторий. Для решения этой задачи необходимо перейти от статистических параметров (Д.17) или (Д.20), которые достаточны для задач двухальтернативного обнаружения, к логарифму отношения правдоподобия, который для задач многоальтернативного обнаружения представляет собой достаточный статистический параметр. Рассмотрим алгоритм различения траекторий, построенный с помощью модификации алгоритма (Д.17), (Д.40). Задача ставится по аналогии с рассмотренной выше задачей обнаружения, однако рассматривается $M+1$ гипотеза вместо двух в (Д.12), каждая из гипотез соответствует, например, определенной модели движения цели. Алгоритм обработки информации для μ -й гипотезы может быть представлен в виде следующих соотношений:

$$\Lambda_\mu(l) = \Lambda_\mu(l-1) + \alpha_\mu; \quad \Lambda_\mu(0) = 0; \quad l = \overline{1, n};$$

$$\alpha_{\mu}(l) = d_{\mu}(l) + \Delta y_{\mu}(l); \quad d_{\mu}(l) = \frac{1}{2} [\ln \det N_{\mu}(l) - \ln e_{\mu}(l)]; \quad (\text{Д.43})$$

$$\begin{aligned} \Delta y_{\mu}(l) &= z^T(l) \left[U_{\mu}(l) - \frac{1}{2} w_{\mu}(l) z(l) \right]; \\ U_{\mu}(l) &= F_{\mu}(l, l-1) U_{\mu}(l-1) + w_{\mu}(l) z(l); \\ U_{\mu}(0) &= 0; \quad l = \overline{1, n}; \quad \mu = \overline{1, M}. \end{aligned}$$

Как и алгоритм (Д.17), (Д.40), данный алгоритм является рекуррентным; логарифм отношения правдоподобия вычисляется для каждого текущего шага l и сравнивается с заданным порогом. В приведенных соотношениях матрица $w_{\mu}(l)$ аналогична матрице $w(l)$ (Д.40), а матрица $F_{\mu}(l, l-1)$ — матрице (Д.37); эти матрицы сформированы в соответствии с μ -й гипотезой о движении цели. Величина

$$e_{\mu}(l) = \left| \frac{\det L_{\mu l}}{\det L_{\mu l-1}} \right|,$$

где матрица $L_{\mu l} = [L_{\mu}(i, j)]$, $i, j = \overline{1, l}$; $L_{\mu}(i, j)$ — аналог матрицы $L(i, j)$ для μ -й гипотезы.

Для различения траекторий строятся M алгоритмических каналов (Д.43), вырабатывающих логарифмы отношений правдоподобия для каждой из M моделей траекторий; при $\Lambda_{\mu}(n) \geq h$ (h — порог обнаружения) и $\Lambda_{\mu}(n) > \Lambda_{\gamma}(n)$ для всех $\gamma \neq \mu$ принимается решение о гипотезе H_{μ} ; если $\Lambda_{\mu}(n) < h$ для всех μ , принимается решение о наличии только помехи.

Д.3. СОПРОВОЖДЕНИЕ МАНЕВРИРУЮЩЕЙ ЦЕЛИ

Различным методом сопровождения маневрирующей цели посвящено большое число исследований. Как правило, эти методы охватывают три связанные между собой задачи: 1) обнаружение маневра; 2) коррекцию оценки состояния калмановского фильтра для компенсации ошибки, обусловленной начальной стадией маневра; 3) настройку параметров калмановского фильтра в соответствии с ожидаемым маневром.

При решении задачи обнаружения маневра цели наибольшие трудности вызывает формирование модели маневра. Этому вопросу посвящено большое число работ, некоторые из них рассматриваются ниже. После того как выбор модели маневра сделан, используется обычно один из двух подходов. При подходе, предложенном Бар-Шаломом, после обнаружения маневра осуществляется повторная инициализация фильтра на основе результатов последних измерений. При этом исходят из того, что поскольку новые параметры фильтра получены по данным,

характеризующим маневр цели, то ошибка корректируется автоматически. При втором подходе оцениваются (по критерию минимума средней квадратической ошибки) входные параметры (время начала и интенсивность) маневра цели. Затем данные оценки используются для корректировки фильтра. Два указанных метода существенно отличаются друг от друга. В первом случае обнаружение маневра и коррекция рассматриваются как самостоятельные задачи. Во втором случае эти задачи решаются совместно, что позволяет непрерывно и рекурсивно производить вычисления.

Один из методов оценки входных параметров предложен в [Д.20, Д.21]. Структура алгоритма, реализующего этот метод, включает большое число параллельно работающих фильтров (при моделировании использовалось 20 фильтров). В работе [Д.22] показана возможность получения аналогичных результатов с помощью более простого устройства сопровождения (включающего 2—3 фильтра), реализованного на основе первого подхода. В работе [Д.23] предложен субоптимальный фильтр для сопровождения маневрирующей цели. Фильтр основан на использовании новой модели ускорения цели и линеаризованных измерений.

В книге рассмотрена модель ускорения, предложенная Сингером. Одним из вариантов этой модели является модель Берга [Д.24], которая отличается дополнительным членом, характеризующим вектор скорости измерения ускорения (третью производную по времени от координат цели):

$$\dot{A} = \frac{1}{\tau} A + w + \dot{A}^m,$$

где A — истинное ускорение цели; τ — интервал корреляции; w — белый шум с нулевым средним; $\dot{A}^m$ — средняя скорость изменения ускорения.

В работе [Д.23] эта модель получает дальнейшее развитие, что делает ее более пригодной при описании координированного разворота. Предполагается, что истинное ускорение цели в инерциальной системе координат включает среднее ускорение, обусловленное координированным разворотом, и шум с ограниченной шириной спектра:

$$A = A^m + w', \quad (\text{Д.44})$$

$$\dot{w}' = -\frac{1}{\tau} w' + w, \quad (\text{Д.45})$$

где w — белый шум с нулевым средним.

Продифференцировав уравнение (Д.44) по времени, получим

$$\dot{A} = \frac{1}{\tau} A + \frac{1}{\tau} A^m + \dot{A}^m + w, \quad (\text{Д.46})$$

где A^m , $\dot{A}^m$ — среднее ускорение и средняя скорость изменения ускорения соответственно.

На практике в качестве A^m используют последнюю оценку ускорения $\hat{A}$, а $\dot{A}^m$ вычисляют как функцию A^m в предположении, что цель совершает координированный разворот. При дискретизации с интервалом Δt модель цели на k -м шаге имеет вид

$$x_k = \Phi x_{k-1} + \Gamma A_{k-1}^m + \Lambda \dot{A}_{k-1}^m + \omega_{k-1}, \quad (\text{Д.47})$$

где Φ — 9×9 -мерная матрица перехода:

$$\Phi = \Phi(\Delta t) = \begin{bmatrix} I & \Delta t I & \tau^2 (-1 + \Delta t/\tau + e^{-\Delta t/\tau}) I \\ 0 & I & \tau (1 - e^{-\Delta t/\tau}) I \\ 0 & 0 & e^{-\Delta t/\tau} I \end{bmatrix};$$

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

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^3}{6} I, \frac{\Delta t^2}{2} I, \Delta t I \end{bmatrix}^T;$$

ω_{k-1} — 9-мерный вектор белого шума:

$$\omega_{k-1} = \int_{(k-1)\Delta t}^{k\Delta t} \Phi(k\Delta t - \lambda) B w(\lambda) d\lambda;$$

$$B = [0 \ 0 \ I]^T.$$

Ковариационная матрица Q_{k-1} вектора ω_{k-1} вычисляется следующим образом:

$$Q_{k-1} = q \int_{(k-1)\Delta t}^{k\Delta t} \Phi(k\Delta t - \lambda) B B^T \Phi^T(k\Delta t - \lambda) d\lambda,$$

где q — спектральная плотность мощности; как правило, $q = 2\sigma_m^2/\tau$; σ_m — СКО ускорения цели.

Нелинейная модель измерений дальности, азимута и угла места в полярной системе координат имеет вид

$$z = \begin{bmatrix} z_R \\ z_\theta \\ z_\varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (X^2 + Y^2 + Z^2)^{1/2} \\ \text{tg}^{-1}(Y/X) \\ \text{tg}^{-1}(Z/(X^2 + Y^2)^{1/2}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_R \\ v_\theta \\ v_\varphi \end{bmatrix}.$$

Считается, что шумовые составляющие измерений некоррелированные белые гауссовские с нулевыми средними и равными СКО.

Далее вводится новая система координат — декартова система координат, связанная с линией визирования цели (ДСКЛВ). Для пересчета измерений из традиционной декартовой системы координат, связанной с РЛС (ДСКРЛС), в новую систему используется матрица

$$m(z) = \begin{bmatrix} \cos z_\theta \cos z_\varphi & \sin z_\theta \cos z_\varphi & \sin z_\theta \\ -\sin z_\theta & \cos z_\theta & 0 \\ -\cos z_\theta \sin z_\varphi & -\sin z_\theta \sin z_\varphi & \cos z_\varphi \end{bmatrix}.$$

Вектор состояния x ДСКРЛС может быть преобразован в вектор x_R ДСКЛВ следующим образом:

$$x_{R_{k-1}} = M(z_{k-1}) x_{k-1},$$

где $x_R = (X_R, Y_R, Z_R, \dot{X}_R, \dot{Y}_R, \dot{Z}_R, \ddot{X}_R, \ddot{Y}_R, \ddot{Z}_R)^T$,

$$M(z_{k-1}) = \begin{bmatrix} m(z_{k-1}) & 0 & 0 \\ 0 & m(z_{k-1}) & 0 \\ 0 & 0 & m(z_{k-1}) \end{bmatrix}.$$

Модель цели (Д.47) из ДСКРЛС может быть преобразована в ДСКЛВ

$$x_{R_{k-1}} = \Phi x_{R_{k-1}} + \Gamma A_{R_{k-1}}^m + \Lambda \dot{A}_{R_{k-1}}^m + M(z_{k-1}) \omega_{k-1},$$

где

$$\begin{bmatrix} A_{R_{k-1}}^m \\ \dot{A}_{R_{k-1}}^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(z_{k-1}) & 0 \\ 0 & m(z_{k-1}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A^m \\ \dot{A}^m \end{bmatrix}_{k-1}.$$

В дальнейших рассуждениях используется так называемый вектор псевдоизмерений

$$y_R \triangleq \begin{bmatrix} z_R \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = m(z) \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + v, \quad (\text{Д.48})$$

или в ДСКЛВ:

$$y_R = H x_R + v,$$

где

$$v = \begin{bmatrix} v_R \cos v_\varphi \cos v_\theta \\ (X^2 + Y^2)^{1/2} \sin v_\theta \\ (X^2 + Y^2 + Z^2)^{1/2} \sin v_\varphi \cos v_\theta \end{bmatrix},$$

$$H = [I, 0, 0].$$

Шум v в (Д.48), зависящий от состояния, имеет нулевое среднее значение и дисперсию, характеризуемую диагональной матрицей

$$R = E\{vv^T\} = \text{diag}\{\sigma_R^2, E\{X^2 + Y^2\}\sigma^2, E\{X^2 + Y^2 + Z^2\}\sigma^2\}.$$

Вектор псевдоизмерений в ДСКРЛС можно записать следующим образом:

$$y = m(z)^T y_R = \begin{bmatrix} z_R \cos z_\theta \cos z_\varphi \\ z_R \sin z_\theta \cos z_\varphi \\ z_R \sin z_\varphi \end{bmatrix} = Hx + v'',$$

где $v'' = m(z)^T v$.

В сформированном фильтре оценки состояния вычисляются в ДСКРЛС, а ковариационные матрицы — в ДСКЛВ. Поскольку матрица R_k — диагональна, корреляция между X_R , Y_R и Z_R в ДСКЛВ отсутствует. Поэтому при вычислении ковариационных матриц в ДСКЛВ требуется запоминание 18 значений, в то время как для коррелированного случая необходимо 45. Кроме того, вследствие независимости от времени матрицы H и диагональности матрицы R_k значительно упрощается вычисление коэффициента усиления. Алгоритм фильтра предполагает выполнение операций

$$\begin{aligned}\bar{x}_k &= \Phi \hat{x}_k + \Gamma A_{k-1}^m + \Lambda \dot{A}_{k-1}^m, \\ \bar{P}_k &= \Phi \hat{P}_{k-1} \Phi^T + Q_{k-1}, \\ \hat{P}_k &= (I - K_{R_k} H) \bar{P}_k (I - K_{R_k} H)^T + K_{R_k} R_k K_{R_k}^T, \\ K_{R_k} &= \bar{P}_k H^T (H \bar{P}_k H^T + R_k)^{-1}, \\ \hat{x}_k &= \bar{x}_k + M (\bar{x}_k)^T K_{R_k} m(\bar{x}_k) (y_k - H \bar{x}_k).\end{aligned}$$

При статистическом эксперименте моделирования маневр типа пикирования с разворотом при продолжительности сопровождения 25 с. Ошибки оценивания при различных моделях маневра цели приведены в табл. Д.1. Из таблицы видно, что по точности сопровождения данный алгоритм не уступает другим известным алгоритмам. Вместе с тем при одном прогоне программы время использования центрального процессора составило для данного фильтра 1,7 с, для традиционного калмановского и расширенного фильтров 2,57 и 3,23 с соответственно, что свидетельствует о достаточно высокой вычислительной эффективности данного алгоритма.

Таблица Д.1

Ошибки оценивания при различных моделях маневра цели

Тип модели	Сингера	Берга	Сонга [Д.10]
Местоположение, м	0,99	0,92	0,95
Скорость, м/с	2,62	2,24	2,22
Ускорение, м/с ²	3,5	3,2	2,7

В работе [Д.25] предложена нелинейная модель состояния системы в полярных координатах. Описан также новый подход к оцениванию состояния, основанный на методе испытаний множества гипотез с использованием алгоритма декодирования Витерби. Оценка состояния при данном подходе вычисляется без линеаризации модели. Такой подход позволяет преодолеть известный недостаток расширенного калмановского фильтра, при

использовании которого модели состояния и наблюдений должны быть реализованы в одной и той же системе координат. Это обуславливает необходимость преобразования координат, в результате которого одна из моделей становится нелинейной. При оценивании производится линеаризация модели, что может привести к накоплению ошибок и расходимости фильтра. Приведенные в статье результаты моделирования свидетельствуют о более высокой точности сопровождения предложенного алгоритма по сравнению с алгоритмом расширенного калмановского фильтра. В то же время отмечается (хотя и без количественных оценок), что требования к объему памяти нового фильтра с ростом времени увеличиваются по экспоненциальному закону.

В ряде исследований показано, что качество сопровождения маневрирующей цели может быть повышено за счет получения дополнительной информации о пространственном положении (ориентации) цели. Такая информация может быть представлена в виде двумерного изображения цели, получаемого с помощью оптического датчика. Повышение качества сопровождения обусловлено возможностью более быстрой реакции на маневр цели. В работе [Д.27] рассматривается задача сопровождения и экстраполяции траектории вертолета или самолета с учетом его ориентации. Ускорение моделируется с помощью марковского гауссовского процесса, а измерения углового положения цели искажены белым шумом. Результаты моделирования процесса сопровождения самолета Т-38, маневрирующего с перегрузкой 5 единиц, показали, что ошибки экстраполяции комбинированной системы составляют лишь 36% от уровня ошибок традиционного датчика. В статье [Д.26] представлена структура дополнительного канала информации, а также уравнения функционирования процессора последовательности изображений цели. Анализируются зависимости между скоростью изменения признаков цели, частотой обновления изображения и чувствительностью процессора. Отмечается, что даже высокая частота смены изображения не гарантирует от ошибок в интерпретации пространственного положения цели. Дальнейшее увеличение этой частоты и усложнение алгоритмов обработки изображений приводит к замедлению реакции системы.

Ряд методов сопровождения маневрирующей цели на примере некоторых частных ситуаций сравнивается в книге [Д.1]. Задача сопровождения маневрирующей цели усложняется при наблюдении цели на фоне отражений от местных предметов или при воздействии преднамеренных помех. Модель наблюдений должна быть нелинейной относительно помех. Использование расширенного калмановского фильтра возможно в том случае, если модель наблюдений содержит только аддитивный белый шум. В противном случае должны приниматься меры по аппроксимации реальных шумовых составляющих аддитивными процессами.

В работах [Д.28, Д.29] рассматривается сопровождение маневрирующей цели на фоне помех. Результаты моделирования свидетельствуют о том, что использование расширенного калмановского фильтра (в предположении, что воздействием помех можно пренебречь) приводит к очень большим ошибкам оценивания. В связи с этим рекомендуется использовать уже упоминавшийся субоптимальный алгоритм [Д.25].

Рассмотренный в книге применительно к сопровождению неманеврирующей цели на фоне отражений от местных предметов алгоритм вероятностного сопоставления данных развит в статье [Д.30]. Предлагаемый в статье алгоритм сопровождения маневрирующей цели аналогичен алгоритму калмановской фильтрации с использованием взвешенной суммы обновлений. Весовыми коэффициентами служат совместные вероятности гипотез о маневре и взаимном соответствии отметок и траектории. Результаты моделирования подтверждают возможность повышения качества сопровождения при умеренных плотностях мешающих отражений.

Д.4. СОПРОВОЖДЕНИЕ НЕСКОЛЬКИХ ЦЕЛЕЙ

Наиболее полно вопросы сопровождения нескольких целей раскрыты в книгах [Д.1, Д.31]. Разнообразные методы и алгоритмы сопровождения нескольких целей, как правило, можно отнести к одной из трех групп. Кратко охарактеризуем каждую из них [Д.1].

1. Методы, основанные на использовании совместной функции правдоподобия. Принимается, что модели изменения состояний для всех целей одинаковы, причем число целей не обязательно должно быть известно.

2. Методы совместного вероятностного сопоставления данных (СВСД). Модели для различных целей могут не совпадать. Вычисляются вероятности сопоставления (корреляции) целей только с результатами измерений, полученными в последнем цикле обзора.

3. Методы, ориентированные на отметки целей (результаты измерений); иногда для этих методов используется название «фильтр с множеством гипотез». Эти методы основаны на вычислении вероятности того, что каждая известная или новая цель обуславливает определенную последовательность результатов измерений (отметок). Достоинством такого подхода является возможность объединения алгоритмов завязки траекторий и алгоритмов сопровождения.

В статье [Д.32] на основе метода СВСД предложен алгоритм сопровождения нескольких целей на фоне мешающих отражений. Отличительной особенностью алгоритма является введение операции сглаживания с учетом одного и более результатов предыдущих измерений. Результаты моделирования показывают,

что предложенный алгоритм повышает точность сопровождения на 30 или 50% при сглаживании с учетом одного или двух результатов предшествующих измерений соответственно. В то же время следует отметить, что не при всех условиях применения допустима задержка в выдаче оценки параметров длительностью в 1—2 периода обзора.

Применение метода СВСД связано с большими вычислительными затратами. Один из вариантов преодоления этого недостатка предложен в работе [Д.33]. В ней задача определения вероятностей соответствия отметок и траекторий (с которой связан наибольший объем вычислений) рассматривается как задача оптимизации с ограничениями. Показана аналогия этих ограничений с ограничениями классической задачи коммивояжера. Для решения этой задачи предложено использовать аналоговую нейровычислительную сеть, обеспечивающую высокую производительность благодаря распараллеливанию вычислений. По точности данный алгоритм не уступает базовому и пригоден для сопровождения достаточно большого числа целей (моделирование проводилось при 2—6 целях) на фоне мешающих отражений умеренной плотности.

К методам третьей группы относится алгоритм, предложенный в статье [Д.35]. Показана возможность реализации данного алгоритма на базе многопроцессорной ЭВМ общего назначения с параллельной обработкой данных. В работе [Д.34] рассмотрена реализация аналогичного алгоритма на основе ассоциативного процессора. Приведены требования к вычислительной производительности процессора.

Вопросам сопровождения нескольких целей посвящены также работы [Д.36, Д.37]. В статье [Д.38] предпринята попытка создать метод, позволяющий проводить сравнительную оценку разнообразных алгоритмов сопровождения нескольких целей.

Д.5. СОПРОВОЖДЕНИЕ ЦЕЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕСКОЛЬКИХ ДАТЧИКОВ

В литературе рассмотрены различные типы систем, использующих несколько датчиков. Наибольшее внимание уделяется следующим двум типам систем: системам, состоящим из пространственно разнесенных датчиков единой физической природы (как правило, радиолокационных, сети РЛС), и пространственно совмещенным системам с датчиками различной физической природы (радиолокационных, инфракрасных, телевизионных, лазерных — в разных сочетаниях). При создании многодатчиковых систем на первый план выступают следующие задачи:

1) разработка алгоритмов принятия решения о принадлежности наблюдаемых с помощью различных датчиков траекторий к обнаруженным целям;

2) выработка способов совмещения оценок состояния, полученных по результатам измерений от различных датчиков; эта процедура часто называется объединением информации.

Вопросы обработки информации в многодатчиковых системах изложены в т. 2 книги А. Фарины и Ф. Студера. Из более поздних работ в этом направлении следует выделить [Д.39—Д.41].

При решении задачи объединения информации наиболее перспективными считаются методы, основанные на принципах искусственного интеллекта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ К ДОПОЛНЕНИЮ

- Д.1. Bar-Shalom Y., Fortman T. E. Tracking data association.—Boston: Academic Press, 1988.—353 p.
- Д.2. Gleason D., Andrisani D. Steady state analysis for discrete tracking filters//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 5.—P. 768—771.
- Д.3. Gleason D., Andrisani D. Constant gain analysis for discrete tracking filters//IEEE NAECON.—1988.—P. 287—291.
- Д.4. Kalata P. R. The tracking index: a generalized parameter for α — β and α — β — γ target trackers//IEEE Trans.—1984.—Vol. AES-20, N 2.—P. 174—182.
- Д.5. Kung S. Y., Steward R. W. A triangular array processor for Kalman filtering. Signal processing IV: theories and applications//Proc. EURASIP'88/Lacoume J. L. et al (ed.)—North-Holland: Elsevier Science Publ., 1988.—P. 347—350.
- Д.6. Mulgrew B., Cowan C. F. N. Adaptive filters.—Boston: Kluwer Academic Publ., 1988.—194 p.
- Д.7. Rogers S. R. Efficient numerical algorithm for steady-state Kalman covariance//IEEE Trans.—1988.—Vol. AES-24, N 6.—P. 815—817.
- Д.8. Chen B.-S., Dong T.-Y. Robust stability analysis of Kalman-Bucy filter under parametric and noise uncertainties//Int. Journ. of control.—1988.—Vol. 48, N 6.—P. 2189—2199.
- Д.9. Rogers S. R. Steady-state performance of the decoupled Kalman filter//IEEE NAECON.—1988.—P. 334—339.
- Д.10. Миддлтон Д. Введение в статистическую теорию связи: Т. II.—М.: Сов. радио, 1962.—831 с.
- Д.11. Бакут П. А., Большаков И. А., Герасимов Б. М. и др. Вопросы статистической теории радиолокации: Т. I.—М.: Сов. радио, 1963.
- Д.12. Сосулин Ю. Г. Теория обнаружения и оценивания стохастических сигналов.—М.: Сов. радио, 1978.—320 с.
- Д.13. Сейдж Э., Мелс Дж. Теория оценивания и ее применение в связи и управлении.—М.: Сов. радио, 1976.—495 с.
- Д.14. Ван Трис Г. Теория обнаружения оценок и модуляции.—М.: Сов. радио, 1972, 1976.—Т. 1, 3.—622 с.
- Д.15. Теория обнаружения сигналов и ее применение: Тематический выпуск//ТИИЭР.—1970.—Т. 58, № 5.
- Д.16. Schweppe F. C. Evaluation of likelihood function for gaussian signals//IEEE Trans.—1965.—Vol. IT-11, N 1.—P. 61—70.
- Д.17. Farina A., Russo A. Radar detection of correlated targets in clutter//IEEE Trans.—1986.—Vol. AES-22, N 5.—P. 513—532.
- Д.18. Юрьев А. Н. Синтез алгоритмов обнаружения стохастических сигналов, заданных в пространстве состояний//Радиотехника и электроника,—1989.—Т. 34, № 5.—С. 990—996.
- Д.19. Гантмахер Ф. Р. Теория матриц.—М.: Наука, 1967.
- Д.20. Bogler P. L. Tracking a maneuvering target using input estimation//IEEE Trans.—1987.—Vol. AES-23, N 3.—P. 298—310.

- Д.21. **Farooq M., Bruder S.** Comments on Tracking a maneuvering target using input estimation//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 2.—P. 300—302.
- Д.22. **Bar-Shalom Y., Chang K. C.** Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 2.—P. 296—299.
- Д.23. **Song T. L., Ahn J. Y., Park C.** Suboptimal filter design with pseudomeasurements for target tracking//IEEE Trans.—1988.—Vol. AES-24, N 1.—P. 28—39.
- Д.24. **Berg R. F.** Estimation and prediction for maneuvering target trajectories//IEEE Trans.—1983.—Vol. AC-28, N 3.—P. 294—304.
- Д.25. **Demirbas K.** Maneuvering target tracking with hypothesis testing//IEEE Trans.—1987.—Vol. AES-23, N 6.—P. 757—766.
- Д.26. **Sworder D. D., Hutchins R. G.** Image-enhanced tracking//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 5.—P. 701—709.
- Д.27. **Andrisani D., Kuhl F. P., Gleason D.** A nonlinear tracker using attitude measurements//IEEE Trans.—1986.—Vol. AES-22, N 5.—P. 533—539.
- Д.28. **Derimbas K.** A tracking approach for targets with measurements containing jamming or clutter signals//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 3.—P. 427—429.
- Д.29. **Derimbas K.** Manoevring-target tracking with Viterbi algorithm in the presence of interference//IEE Proc.—1989.—Vol. 136, Pt. F, N 6.—P. 262—268.
- Д.30. **Roy S., Iltis R. A.** Tracking a maneuvering target in clutter using combined probabilistic data and maneuver association. Signal processing IV: theories and applications//Proc. EURASIP'88/Lacoume J. L. et al (ed.).—North-Holland: Elsevier Science Publ., 1988.—P. 783—786.
- Д.31. **Blackman S. S.** Multiple-target tracking with radar applications.—Dedham, MA: Artech House, Inc., 1986.
- Д.32. **Mahalanabis A. K., Zhou B.** A joint probabilistic data association smoothing algorithm for multitarget tracking//Proc. IEEE American Control Conf.—1988.—P. 430—435.
- Д.33. **Sengupta D., Iltis R. A.** Neural solution to the multitarget tracking data association problem//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 1.—P. 96—108.
- Д.34. **Allen T. G., Kurien T., Wasburn R. B.** Parallel computational structures for multiobject tracking algorithms on associative processors//Proc. IEEE American Control Conf.—1986.—P. 1869—1875.
- Д.35. **Chen C.-W., Walker R. A., Feng C.-H.** A branch-and-bound algorithm for multiple-target tracking and its parallel implementation//Proc. IEEE American Control Conf.—1988.—P. 1805—1810.
- Д.36. **Wolf J. K., Viterbi A. M., Dixon G. S.** Finding the best of K paths through a trellis with applications to multitarget tracking//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 2.—P. 287—295.
- Д.37. **Bar-Shalom Y., Campo L., Luh P. B.** From receiver operating characteristic to system operating characteristic: evaluation of a large scale surveillance system. Proc.//IEEE EACON.—1987.—P. 193—202.
- Д.38. **Lee T. S.** Tracking in a dense target environment: a unified treatment on performance analysis//Proc. IEEE 20-th Asilomar Conf. on Signals, Systems and Computers.—1987.—P. 403—408.
- Д.39. **Houles A., Bar-Shalom Y.** Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 2.—P. 176—188.
- Д.40. **Yannone R. M.** UD factorization applied to airborne Kalman-filterbased fusion//Proc. IEEE NAECON.—1988.—P. 326—333.
- Д.41. **Bernardin C. P., Lin Y.-K. J.** Multi-sensor targetting and tracking//Proc. IEE NAECON.—1988.—P. 235—238.
- Д.42. **Robertazzi T. G., Schwartz S. C.** On applying the extended Kalman filter to nonlinear regression models//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 3.—P. 433—438.
- Д.43. **Maghaddamjoo A., Kirlin R. L.** Robust adaptive Kalman filtering with unknown inputs//IEEE Trans.—1989.—Vol. ASSP-37, N 8.—P. 1166—1175.
- Д.44. **Kerr T. H.** Status of Cr-like lower bounds for nonlinear filtering//IEEE Trans.—1989.—Vol. AES-25, N 5.—P. 590—600.

А.Фарина, Ф.Студер

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА РАДИОЛОКАЦИОННОЙ ИНФОРМАЦИИ



«Радио и связь»

А.Фарина, Ф.Студер

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА РАДИОЛОКАЦИОННОЙ ИНФОРМАЦИИ

Сопровождение целей

**ПЕРЕВОД С АНГЛИЙСКОГО
КАНДИДАТА ТЕХНИЧЕСКИХ НАУК
А.М.БОЧКАРЕВА**

**ПОД РЕДАКЦИЕЙ
ДОКТОРА ТЕХНИЧЕСКИХ НАУК
А.Н.ЮРЬЕВА**



**«Радио и связь»
Москва
1993**

ОГЛАВЛЕНИЕ

Предисловие к изданию на русском языке	3
Предисловие редактора	7
Предисловие	9
Список используемых обозначений	13
Глава 1. Введение	16
1.1. Цифровая обработка информации в РЛС	16
1.1.1. Классификация РЛС	16
1.1.2. Общие сведения о функциональных элементах РЛС	19
1.1.3. Принципы построения РЛС с сопровождением в режиме обзора	25
1.2. Обработка данных в РЛС с ФАР	30
1.2.1. ФАР с электронным сканированием	31
1.2.2. Использование ФАР в РЛС	34
1.2.3. Контроллер	35
1.2.4. Сопровождение целей с использованием ФАР	38
1.3. Обработка данных в сетях РЛС	42
1.3.1. Примеры радиолокационных сетей	45
1.3.2. Способы обработки данных	46
1.3.3. Двухпозиционные РЛС и сети двухпозиционных РЛС	48
1.4. Фильтры сопровождения	52
1.4.1. Общие положения теории систем	52
1.4.2. Теория статистической фильтрации	54
1.4.3. Применение теории фильтрации	59
1.5. Применение систем ЦОРИ в РЛС	62
1.5.1. Примеры применения ЦОРИ	63
1.6. Заключение	66
Глава 2. Математический аппарат теории оценивания и фильтрации	67
2.1. Введение в теорию оценивания	68
2.1.1. История вопроса	68
2.1.2. Основные определения	69
2.1.3. Классификация задач оценивания	69
2.1.4. Критерий наименьших квадратов	71
2.1.5. Критерий минимума средней квадратической ошибки	72
2.1.6. Критерий максимального правдоподобия	73
2.1.7. Критерий максимальной апостериорной вероятности (байесовский критерий)	74
2.2. Подробное рассмотрение оценивания по критерию минимума средней квадратической ошибки в параметрических задачах	76
2.2.1. Общее решение задачи оценивания по критерию минимума средней квадратической ошибки	76
2.2.2. Линейный оценщик по критерию минимума средней квадратической ошибки	78
2.3. Оценивание по критерию минимума средней квадратической ошибки в динамических задачах	81
2.3.1. Модели систем	81
2.3.2. Фильтрация, экстраполяция и сглаживание	85

2.3.3. Линейная экстраполяция и фильтрация при оценивании по критерию минимума средней квадратической ошибки	86
2.4. Калмановская фильтрация	88
2.4.1. Дискретный калмановский фильтр и экстраполятор	88
2.4.2. Численный пример	95
2.4.3. Стационарный режим работы калмановского фильтра	97
2.5. Адаптивная фильтрация	99
2.5.1. Введение	99
2.5.2. Чувствительность и расходимость калмановского фильтра	101
2.5.3. Байесовские методы адаптивной фильтрации	103
2.5.4. Субоптимальные небайесовские адаптивные фильтры	108
2.6. Нелинейная фильтрация	112
2.6.1. Введение	112
2.6.2. Расширенный калмановский фильтр	115
2.6.3. Другие субоптимальные методы фильтрации	117
2.7. Заключение	126
Глава 3. Система сопровождения целей в режиме обзора	129
3.1. Введение	129
3.2. Принципы построения систем СЦРО	131
3.2.1. Структура файлов данных	132
3.2.2. Формирование и обновление карты отражений от местных предметов	136
3.3. Математические модели датчика и траектории цели	141
3.3.1. Система координат	141
3.3.2. Радиолокационные измерения	149
3.3.3. Модель цели	156
3.4. Фильтры сопровождения	160
3.4.1. Применение калмановского алгоритма	160
3.4.2. α — β -алгоритм	168
3.4.3. Двумерная задача	179
3.4.4. Адаптивный метод сопровождения маневрирующей цели	182
3.5. Привязка отметок к траекториям	183
3.5.1. Алгоритмы сопоставления и привязки отметок к траекториям	184
3.5.2. Форма и размеры корреляционных стробов	187
3.6. Методы завязки траектории	192
3.6.1. Характеристики алгоритмов завязки траектории	193
3.6.2. Метод скользящего окна	193
3.6.3. Пример применения алгоритма	197
3.6.4. Форма и размеры стробов завязки траектории	199
3.7. Заключение	201
Глава 4. Алгоритмы сопровождения	201
4.1. Введение	201
4.2. Основные особенности базового фильтра сопровождения	202
4.2.1. Подход Сингера	203
4.2.2. Полумарковский подход	211
4.2.3. Нелинейная фильтрация данных радиолокационных измерений	217
4.3. Адаптивная фильтрация при сопровождении маневрирующей цели ...	219
4.3.1. Алгоритм обнаружения маневра	221
4.3.2. Способы реализации адаптивности	224
4.4. Фильтрация в условиях отражений от местных предметов	228
4.4.1. Оптимальный байесовский подход	230
4.4.2. Субоптимальные алгоритмы	232
4.4.3. Совместная оптимизация обработки сигналов и радиолокационных данных	236
4.5. Фильтрация при наличии нескольких целей	238

4.5.1. Случай двух пересекающихся траекторий	239
4.5.2. Оптимальный и субоптимальный фильтры сопровождения	243
4.5.3. Сопровождение групповой цели (боевого порядка)	246
4.6. Сопровождение с использованием результатов измерений радиальной скорости	248
4.6.1. Сопровождение одиночной цели при отсутствии помех	249
4.6.2. Сопровождение одиночной цели на фоне отражений от местных предметов	254
4.6.3. Случай двух пересекающихся траекторий	258
4.6.4. Линейная обработка измерений радиальной скорости	259
4.7. Активное сопровождение с использованием фазированной антенной решетки	261
4.7.1. Адаптивное управление темпом обновления траектории	261
4.7.2. Сопровождение нескольких целей с использованием перекрывающихся последовательностей импульсов	264
4.8. Бистатистические системы сопровождения	269
4.8.1. Структура фильтра сопровождения	269
4.8.2. Сравнительный анализ моностатической и бистатистической РЛС	271
4.9. Заключение	275
Список литературы	277
Список работ, переведенных на русский язык	293
Дополнение. Новые методы обработки информации в пространстве состояний на основе теории оценивания (Юрьев А. Н., Бочкарев А. М.)	294
Д.1. Общие вопросы фильтрации и оценивания	294
Д.2. Обнаружение и различение траекторий целей	297
Д.3. Сопровождение маневрирующей цели	307
Д.4. Сопровождение нескольких целей	313
Д.5. Сопровождение целей с использованием нескольких датчиков	314
Список литературы к дополнению	315