

УДК 621.396.96

Адаптивная фильтрация параметров движения БПЛА по данным сенсорной сети на основе измерения мощности принимаемого сигнала

Товкач И. О., Жук С. Я.

Национальный технический университет Украины “Киевский политехнический институт им. Игоря Сикорского”, г. Киев

E-mail: tovkach.igor@gmail.com

На основе математического аппарата смешанных марковских процессов в дискретном времени синтезированы оптимальный и квазиоптимальный адаптивные алгоритмы фильтрации параметров движения БПЛА по данным сенсорной сети на основе измерения мощности принимаемого сигнала. Реализующие их устройства, являются многоканальными и относятся к классу устройств с обратными связями между каналами. Обработка измерений, поступающих от датчиков сенсорной сети, выполняется с помощью параллельной процедуры выполнения вычислений. Анализ квазиоптимального алгоритма выполнен с помощью статистического моделирования на ЭВМ.

Ключевые слова: пассивная локация; метод RSS; БПЛА; адаптивный алгоритм фильтрации; параметры движения; сенсорная сеть

Вступление

В современных условиях все большее значение начинают играть беспилотные летательные аппараты (БПЛА). С их помощью выполняются воздушная съемка, наблюдение за наземными объектами и ряд других задач. С другой стороны БПЛА порождают новый класс угроз: применение в террористических целях, вторжение в частную жизнь, фотосъемка засекреченных объектов, падения БПЛА, угроза для воздушного транспорта [1–3]. Это приводит к необходимости разработки систем безопасности, которые решают задачи обнаружения, определения местоположения и параметров движения БПЛА.

При излучении БПЛА сигналов, его местоположение может быть определено с помощью беспроводных сенсорных сетей (БСС) [4, 5] с использованием методов пассивной локации. Широкое распространение при этом находит метод RSS (received-signal strength) [6, 7]. Он объединяет группу процедур, отличительной чертой которых является применение для определения местоположения БПЛА измеренных значений мощности принятого сигнала. Данный метод имеет существенное преимущество в простоте реализации и находит широкое применение на практике [8].

Особенностью современных БПЛА является способность выполнять резкие маневры, а также сохранять неизменным положение в точке пространства. Изменение типа движения БПЛА происходит в случайные, неизвестные для наблюдателя моменты

времени, что позволяет представить траекторию в виде стохастического процесса со случайной сменной структуры. На интервалах зависания, а также движения БПЛА без маневра можно значительно повысить точность оценивания его координат. При этом, на практике также часто представляет интерес определение типов движения БПЛА.

Поэтому важное значение имеет синтез адаптивных алгоритмов фильтрации параметров движения БПЛА по данным сенсорной сети, в которых также выполняется распознавание различных видов его движения.

1 Постановка задачи

Движение БПЛА с различными видами маневра в прямоугольной системе координат можно описать стохастической динамической системой со случайной структурой в дискретном времени вида [9]:

$$u(k) = F_j u(k-1) + G_j \omega(k), \quad j = \overline{1, M}, \quad (1)$$

где $u(k)$ - вектор состояния, включающий параметры движения БПЛА по осям прямоугольной системы координат; F_j, G_j - матрицы, описывающие различные виды движения; $\omega(k)$ - некоррелированная последовательность гауссовских векторов с единичной корреляционной матрицей.

Для описания типа структуры модели движения БПЛА (1), соответствующей определенному виду маневра, применяется переменная переключения $a_j(k)$, $j = \overline{1, M}$. Она относится к классу

цепей Маркова, принимающей M значений с матрицей вероятностей переходов $\Pi_{i,j}(k, k-1)$, $i, j = \overline{1, M}$ и начальными вероятностями $p_i(0)$, $i = \overline{1, M}$, что позволяет учесть переходы между различными видами движения БПЛА в случайные моменты времени.

Для определения местоположения БПЛА на плоскости беспроводная сенсорная сеть должна состоять из трех или более датчиков. При использовании метода RSS учитывается зависимость мощности принятого сигнала от расстояния между датчиком и БПЛА. Широкое применение находит модель прямого распространения сигнала, которая учитывает только его затухание [6]. При этом уравнение наблюдения, описывающее процесс измерения координат БПЛА сенсорной сетью, имеет вид [9]

$$p^l(k) = h^l(u(k)) + v^l(k), \quad l = \overline{1, L}, \quad (2)$$

где $p^l(k)$ – измеренная l -м датчиком мощность сигнала БПЛА в k -й момент времени, $l = \overline{1, L}$; $v^l(k)$ – некоррелированная гауссовская ошибка измерения мощности принятого сигнала l -м датчиком с нулевым математическим ожиданием и дисперсией d^l ; $h(u_k)$ – нелинейная функция, которая описывается выражением

$$h^l(u(k)) = p^0 - 10 \cdot \alpha \cdot \lg \left(\frac{\sqrt{(x(k) - x^l)^2 + (y(k) - y^l)^2}}{r^0} \right), \quad (3)$$

где p^0 – мощность сигнала на заданном расстоянии r^0 ; α – коэффициент затухания сигнала (близок к 2); $x(k), y(k)$ – координаты положения БПЛА; x^l, y^l – координаты положения l -го датчика. Ошибки измерения $v^l(k)$, $l = \overline{1, L}$ являются некоррелированными между собой.

Требуется на основе рассмотренной модели (1), (2) синтезировать адаптивный алгоритм фильтрации параметров движения БПЛА по данным сенсорной сети.

2 Основная часть

Уравнение (1) описывает процесс, подлежащий оцениванию, а (2) – процесс формирования данных, доступных наблюдению. Следуя методике [9, 10], объединим уравнения (2) в единое уравнение

$$u_p(k) = H(u(k)) + V(k), \quad (4)$$

где $u_p(k) = (p^1(k), \dots, p^L(k))^T$ – объединенный вектор измерений; $H(u(k)) = [h^1(u(k)), \dots, h^L(u(k))]^T$ – объединенная векторнозначная функция измерений; $V^T(k) = [v^1(k), \dots, v^L(k)]$ – объединенный вектор ошибок измерения с корреляционной матрицей $R(k) = \text{diag}[d^1, \dots, d^L]$.

С учетом проведенных преобразований задача фильтрации параметров движения БПЛА по данным сенсорной сети свелась к синтезу алгоритма фильтрации процесса, описываемого уравнением (1), на основе наблюдений, описываемых уравнением (2).

Применяя методику расширения вектора состояния фильтруемого процесса, рассмотренную в монографии [9], можно показать, что расширенный процесс, включающий непрерывный компонент $x(k)$ и дискретный компонент $a_j(k)$ относится к классу смешанных марковских процессов в дискретном времени. Следуя методике синтеза алгоритма фильтрации таких процессов [10], можно показать, что апостериорная плотность вероятности (ПВ) $W(u(k), a_j(k)) = P(u(k), a_j(k)/U_p(k))$ смешанного процесса вычисляется рекуррентно на основе уравнения

$$W(u(k), a_j(k)) = P(u_p(k)/u(k)) \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) \times \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(u(k)/u(k-1), a_j(k)) W(u(k-1), a_i(k-1)) \times du(k-1)/P(u_p(k)/U_p(k-1)), \quad (5)$$

где $P(u_p(k)/u(k))$ – одношаговая функция правдоподобия, определяемая на основании уравнения (4); $\Pi(u(k)/u(k-1), a_j(k))$ – условная ПВ, определяемая с помощью уравнения (1); $U_p(k) = u_p(1), \dots, u_p(k)$ – полученная последовательность измерений. Уравнение (5) описывает алгоритм совместной фильтрации вектора состояния $u(k)$ и дискретного компонента $a_j(k)$.

Применяя теорему умножения вероятностей, перепишем алгоритм (5) в виде системы рекуррентных уравнений [10]

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \quad (6)$$

$$W_j^*(u(k)) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \times \int_{-\infty}^{\infty} \Pi(u(k)/u(k-1), a_j(k)) \times W_i(u(k-1)) du(k-1)/W_j^*(k); \quad (7)$$

$$W_j(u(k)) = P(u_p(k)/u(k)) W_j^*(u(k)) / P(u_p(k)/a_j(k), U_p(k-1)); \quad (8)$$

$$W_j(k) = P(u_p(k)/a_j(k), U_p(k-1)) W_j^*(k) / P(u_p(k)/U_p(k-1)), \quad (9)$$

где $W_j^*(u(k))$, $W_j(u(k))$ – условные экстраполированная и апостериорная ПВ вектора $u(k)$

при условии $a_j(k)$; $W_j^*(k)$, $W_j(k)$ – экстраполированные и апостериорные вероятности $a_j(k)$; $P(u_p(k)/a_j(k), U_p(k-1))$ – условная ПВ, определяемая по формуле

$$P(u_p(k)/a_j(k), U_p(k-1)) = \int_{-\infty}^{\infty} P(u_p(k)/u(k), a_j(k)) W_j^*(u(k)) du(k), \quad (10)$$

$P(u_p(k)/U_p(k-1))$ – определяется по формуле

$$P(u_p(k)/U_p(k-1)) = \sum_{j=1}^M P(u_p(k)/a_j(k), U_p(k-1)) W_j^*(k). \quad (11)$$

Начальные условия для алгоритма (6)...(9) имеют вид $W_i(0) = p_i(0)$, $W_i(u(0)) = P(u(0))$, $i = \overline{1, M}$.

С помощью уравнений (6), (9) выполняется фильтрация дискретного компонента, а уравнений (7), (8) – фильтрация непрерывного компонента. Особенность алгоритма состоит в неразрывной связи уравнений фильтрации дискретного и непрерывного компонентов.

Оптимальное устройство, реализующее алгоритм (6)...(8), является многоканальным с числом каналов M и относится к классу устройств с обратными связями между каналами. Наличие обратных связей между каналами обусловлено марковским свойством дискретного компонента $a_j(k)$. Недостатком оптимального алгоритма являются большие вычислительные затраты, связанные с необходимостью интегрирования многомерных плотностей вероятности.

Квазиоптимальный алгоритм совместной фильтрации может быть получен путем разложения векторнозначной функции $H(u(k))$ в ряд Тейлора в окрестностях точек $u(k) = u_j^*(k)$ и ограничением линейными членами разложения. Применяя на каждом шаге гауссовскую аппроксимацию условной экстраполированной ПВ $W_j^*(u(k))$, можно показать, что квазиоптимальный алгоритм фильтрации непрерывного компонента описывается уравнениями [11]

$$u_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \times F \hat{u}_i(k-1) / W_j^*(k); \quad (12)$$

$$P_j^*(k) = \sum_{i=1}^M \Pi_{ij}(k, k-1) W_i(k-1) \times \{F_j \hat{P}_i(k-1) F_j^T + G_j G_j^T\} / W_j^*(k); \quad (13)$$

$$\hat{P}_j(k) = P_j^*(k) (I + P_j^*(k) \frac{\partial H^T(u_j^*(k))}{\partial u(k)} \times R^{-1}(k) \frac{\partial H(u_j^*(k))}{\partial u(k)})^{-1}; \quad (14)$$

$$K_j(k) = \hat{P}_j(k) \frac{H^T(u_j^*(k))}{\partial u(k)} R^{-1}(k); \quad (15)$$

$$\hat{u}_j(k) = u_j^*(k) + K_j(k)(u_p(k) - H(u_j^*(k))), \quad (16)$$

где $u_j^*(k)$, $\hat{u}_j(k)$, $P_j^*(k)$, $\hat{P}_j(k)$ – математические ожидания и корреляционные матрицы условных ПВ $W_j^*(u(k))$ и $W_j(u(k))$ соответственно; $K_j(k)$ – коэффициенты усиления каналов фильтрации непрерывного компонента. Начальные условия фильтрации непрерывного компонента при $k=0$ имеют вид $\hat{u}_j(0) = \bar{u}(0)$, $\hat{P}_j(0) = \bar{P}(0)$, $j = \overline{1, M}$.

Алгоритм фильтрации дискретного компонента не изменяется и описывается уравнениями (6), (9). При этом условная ПВ $P(u_p(k)/a_j(k), U_p(k-1)) = N(H(u_j^*(k)), D_j(k))$ является гауссовской, а корреляционная матрица $D_j(k)$ определяется с помощью выражения

$$D_j(k) = R^{-1}(k) - R^{-1}(k) \frac{\partial H(u_j^*(k))}{\partial u(k)} \times \hat{P}_j(k) \frac{\partial H^T(u_j^*(k))}{\partial u(k)} R^{-1}(k). \quad (17)$$

Квазиоптимальное устройство, реализующее алгоритм (6), (9)...(16), также является многоканальным с числом каналов M и в основном сохраняет структуру и обратные связи, присущие оптимальному устройству. Их различие состоит в том, что в квазиоптимальном устройстве вычисляются только первый и второй моменты условных ПВ $W_j^*(u(k))$ и $W_j(u(k))$. При этом квазиоптимальный алгоритм позволяет сохранить представление апостериорной ПВ $W(u(k))$ в виде суммы M гауссовских плотностей.

Необходимо отметить, что алгоритм вычисления оценок непрерывного компонента (12)...(16) представлен в общем виде и не учитывает особенностей многоканальной структуры измерителей. При использовании метода RSS, измерения мощности принятых сигналов датчиками сенсорной сети выполняются в один и тот же момент времени, что обуславливает целесообразность применения параллельной процедуры реализации вычислений. Следуя методике [11], можно показать, что при параллельной реализации вычислений уравнения (14)...(16) преобразуются к виду

$$\hat{P}_j(k) = P_j^*(k) (I + P_j^*(k) \times \sum_{l=1}^L \frac{\partial h^{lT}(u_j^*(k))}{\partial u(k)} (d^l)^{-1} \frac{\partial h^l(u_j^*(k))}{\partial u(k)})^{-1}; \quad (18)$$

$$K_j^l(k) = \hat{P}_j(k) \frac{\partial h^{lT}(u_j^*(k))}{\partial u(k)} (d^l)^{-1}; \quad (19)$$

$$\hat{u}_j(k) = u_j^*(k) + \sum_{l=1}^L K_j^l(k) (p^l(k) - h^l(u_j^*(k))), \quad (20)$$

где $K_j^l(k)$ – коэффициент усиления, используемый для уточнения $u_j^*(k)$ в j -м канале адаптивного фильтра при поступлении измерения $p^l(k)$.

Структурная схема j -го канала такого квазиоптимального фильтра показана на рис. 1. При этом, обработка наблюдений $p^l(k)$, $l = \overline{1, L}$, в j -м канале выполняется параллельно L каналами, что позволяет повысить скорость обработки информации.

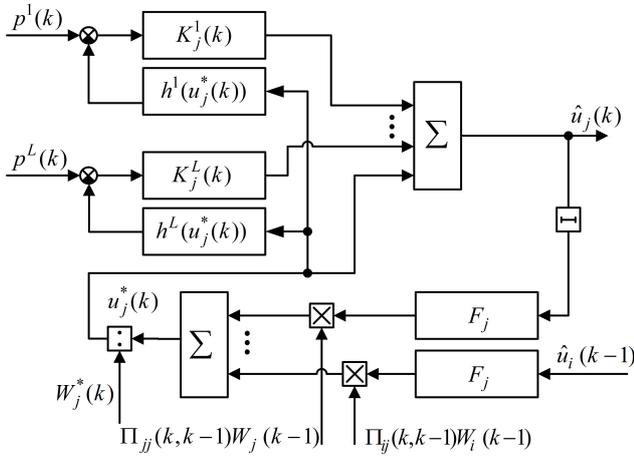


Рис. 1. Структурная схема одного канала квазиоптимального фильтра с параллельной реализацией вычислений

3 Анализ эффективности алгоритма

Анализ эффективности разработанного квазиоптимального адаптивного алгоритма оценивания параметров движения БПЛА (6), (9), (12), (13), (18)...(20) проведено с помощью статистического моделирования. Сенсорная сеть (рис. 2) состоит из восьми датчиков с координатами: D_1 (0;100), D_2 ($100\sqrt{2};100\sqrt{2}$), D_3 (100;0), D_4 ($100\sqrt{2};-100\sqrt{2}$), D_5 (0;-100), D_6 ($-100\sqrt{2};-100\sqrt{2}$), D_7 (-100;0), D_8 ($-100\sqrt{2};100\sqrt{2}$).

Для наглядности работы алгоритма была сформирована тестовая траектория движения БПЛА (рис. 2). Траектория включает пять участков: первый $1 < k < 42$ – равномерное движение, второй $43 < k < 45$ – маневр, третий $46 < k < 84$ – равномерное движение, четвертый $85 < k < 114$ – зависание, пятый $115 < k < 130$ – равномерное движение. Среднеквадратичная ошибка измерения – $\sigma_v = 1$ дБ,

темп поступления информации – $T=1$ с. Испытания проводились по ста реализациях.

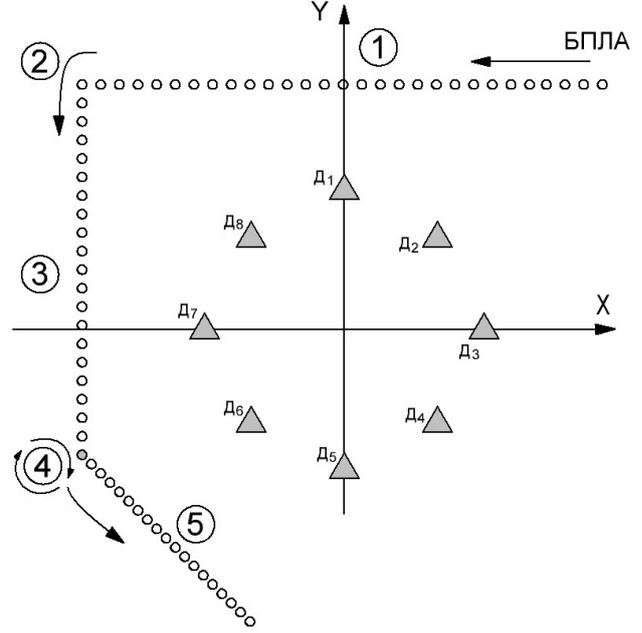


Рис. 2. Конфигурация сенсорной сети из 8 датчиков и траектория движения БПЛА

Для описания движения БПЛА использовалась модель со случайной структурой (1), которая учитывает три основных вида движения $M = 3$: зависание $j = 1$, почти равномерное движение $j = 2$, движение с маневром $j = 3$. Вектор состояния $u^T(k) = (x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k), y(k), \dot{y}(k), \ddot{y}(k))$ включает координаты положения, скорости и ускорения по осям X, Y . Матрицы, входящие в модель движения (1), имеют вид

$$F_j(k, k-1) = \begin{bmatrix} F_j^b & 0 \\ 0 & F_j^b \end{bmatrix}, G_j(k) = \begin{bmatrix} G_j^b & 0 \\ 0 & G_j^b \end{bmatrix},$$

где $F_j^b, G_j^b, j = \overline{1, 3}$ имеют вид

$$F_1^b = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, F_2^b = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$F_3^b = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$G_1^b = \begin{bmatrix} a_1 \cdot T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, G_2^b = \begin{bmatrix} \frac{a_2 \cdot T^2}{2} \\ a_2 \cdot T \\ 0 \end{bmatrix}, G_3^b = \begin{bmatrix} \frac{a_3 \cdot T^3}{6} \\ \frac{a_3 \cdot T^2}{2} \\ a_3 \cdot T \end{bmatrix},$$

a_1, a_2, a_3 – СКО случайных флуктуаций скорости, ускорения и скорости изменения ускорения БПЛА, соответственно. При моделировании полагалось: $a_1 = 0.05$ м/с; $a_2 = 0.1$ м/с²; $a_3 = 6$ м/с³.

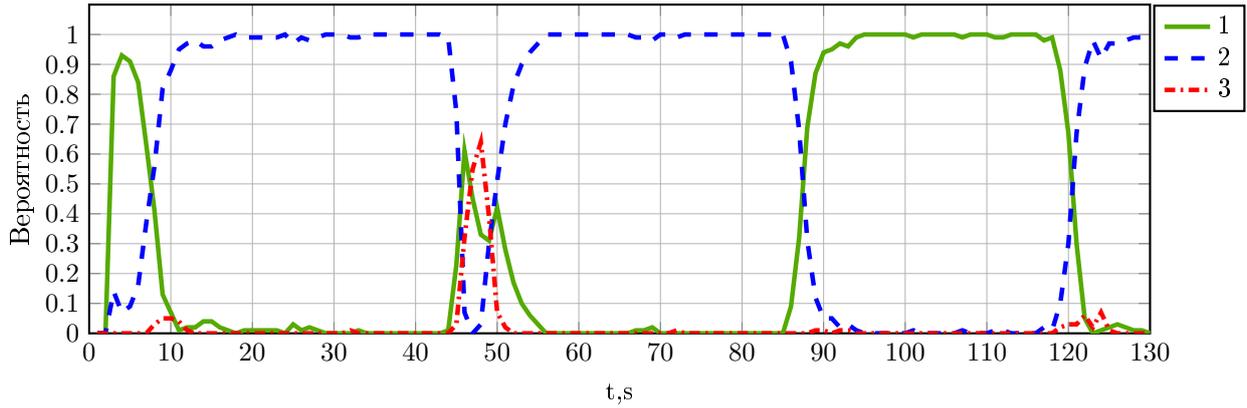


Рис. 3. Вероятности определения типа движения при использовании адаптивного фильтра

Частные производные $\frac{\partial h^l(u_j^*(k))}{\partial u(k)}$, входящее в уравнения (18), (19), имеют вид

$$\frac{\partial h^l(u_j^*(k))}{\partial u(k)} = \frac{-10 \cdot \alpha}{\ln(10)} \times \left[\begin{array}{l} \frac{\hat{x}(k-1) - x^l}{(\hat{x}(k-1) - x^l)^2 + (\hat{y}(k-1) - y^l)^2}; 0; 0; \\ \frac{\hat{y}(k-1) - y^l}{(\hat{x}(k-1) - x^l)^2 + (\hat{y}(k-1) - y^l)^2}; 0; 0 \end{array} \right]$$

Начальные условия $\hat{u}_j(0)$, $\hat{P}_j(0)$, $j = \overline{1,3}$ для первой гипотезы $j = 1$ формировались по текущим измерениям, а для $j = 2, 3$ – по измерениям, полученным на двух соседних тактах.

На рис. 3 показаны зависимости вероятностей распознавания движения первого (кривая 1, непрерывная линия), второго (кривая 2, штриховая линия) и третьего (кривая 3, штрих-пунктирная линия) видов, полученные методом Монте-Карло. Данный фильтр позволяет распознать зависание и почти равномерное движение БПЛА с вероятностью близкой к единице. Вероятность распознавания маневра ниже, что обусловлено его кратковременностью.

На рис. 4 показаны полученные методом Монте-Карло зависимости математического ожидания (кривая 1) и СКО (кривая 2) ошибок оценки местоположения БПЛА по координатам X , Y , а также СКО (кривая 3) ошибок оценки, рассчитанного адаптивным фильтром. Также на рис. 4 показаны зависимости СКО ошибки измерения местоположения БПЛА, которое соответствует нижней границе Рао-Крамера (кривая 4), которая характеризует потенциальную возможную точность определения координат БПЛА. Применение траекторной фильтрации позволяет уменьшить СКО ошибки определения местоположения БПЛА по сравнению с СКО ошибки определения местоположения методом RSS [12] в 2 – 4 раза.

С целью сравнительной оценки были также исследованы алгоритмы траекторной фильтрации

БПЛА с использованием фильтров Калмана, полученных на основе моделей почти равномерного движения $j = 2$ и движения с маневром $j = 3$. При использовании фильтра Калмана на основе модели $j = 2$, ошибки оценки положения БПЛА содержат систематические составляющие, которые более чем на порядок превышают СКО ошибок оценки местоположения, что обусловлено наличием маневров. По сравнению с фильтром Калмана на основе модели $j = 3$, разработанный адаптивный алгоритм позволяет повысить точность оценивания параметров движения БПЛА на участках зависания и движения без маневра в 2 – 3 раза и избежать появления систематических ошибок оценок.

Выводы

Оптимальный алгоритм адаптивной фильтрации (6)...(9) является рекуррентным и описывает эволюцию апостериорной ПВ расширенного смешанного марковского процесса, включающего непрерывнозначный вектор параметров движения БПЛА и дискретнозначную переменную переключения, описывающую тип его движения. Оптимальное устройство, реализующее алгоритм (6)...(9), является многоканальным с числом каналов M и относится к классу устройств с обратными связями между каналами. Наличие обратных связей между каналами обусловлено марковским свойством дискретного компонента.

В полученном путем линеаризации уравнения измерения (2) квазиоптимальном алгоритме адаптивной фильтрации (6),(9)...(13), (18)...(20) вычисляются первый и второй моменты условных апостериорных распределений вектора параметров движения БПЛА и он позволяет сохранить представление апостериорной ПВ непрерывного компонента в виде суммы M гауссовских ПВ. При этом в нем реализована параллельная процедура выполнения вычислений при поступлении измерений от датчиков сенсорной сети. Квазиоптимальное устройство, реализующее алгоритм (6),(9)...(13), (18)...(20), также является многоканальным с чи-

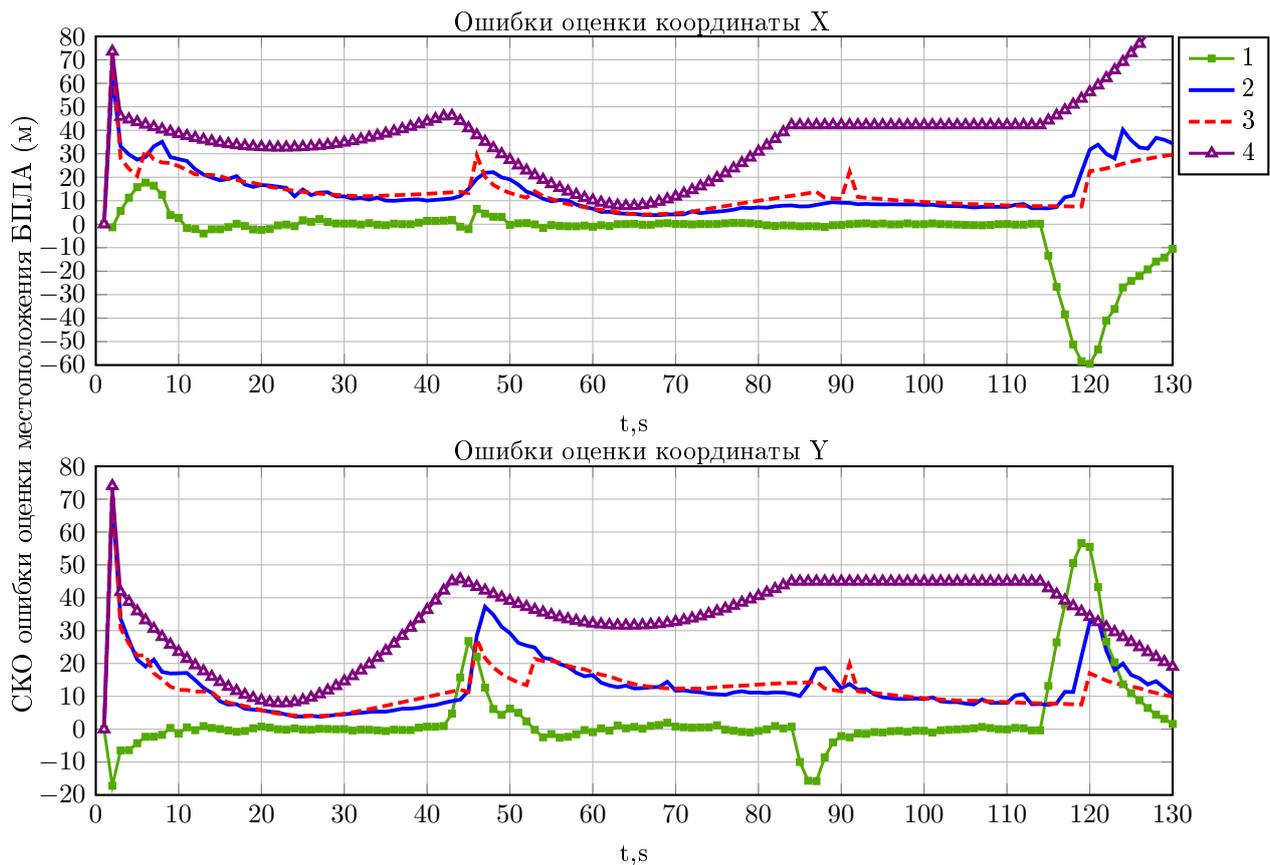


Рис. 4. СКО ошибки оценки местоположения БПЛА при использовании адаптивного фильтра

слов каналов M и в основном сохраняет структуру и обратные связи, присущие оптимальному устройству.

Как следует из результатов моделирования, применение траекторной фильтрации позволяет уменьшить СКО ошибки определения местоположения БПЛА по сравнению с СКО ошибки определения местоположения методом RSS в 2 – 4 раза. По сравнению с фильтром Калмана на основе модели движения БПЛА с маневром, разработанный адаптивный алгоритм позволяет повысить точность определения местоположения на участках зависания и движения без маневра в 2 – 3 раза и избежать появления систематических ошибок оценок. При этом адаптивный фильтр позволяет распознать зависание и почти равномерное движение БПЛА с вероятностью близкой к единице.

Список источников

1. Nonami K. Autonomous Flying Robots Unmanned Aerial Vehicles and Micro Aerial Vehicles / K. Nonami, F. Kendoul, S. Suzuki, W. Wang, D. Nakazawa. — N. Y. : Springer, 2010. — 329 p.
2. Wallace R. J. Examining Unmanned Aerial System Threats & Defenses: A Conceptual Analysis / R.J. Wallace, J.M. Loffi // International Journal of Aviation, Aeronautics, and Aerospace. — 2015. — Vol. 2, Is. 4. — 33 p.
3. Защита от дронов – небесный рубеж вашей безопасности [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://dronebouncer.com>
4. Tarrno P. An RSS Localization Method Based on Parametric Channel Models / P. Tarrno, A. M. Bernardos, J. R. Casar // IEEE International Conference on Sensor Technologies and Applications. — 2007. — pp. 265-270.
5. Mao G. Wireless Sensor Network Localization Techniques / G. Mao, B. Fidan, B.D.O. Anderson // Journal Computer Networks: The International Journal of Computer and Telecommunications Networking archive. — 2007. — Vol. 51, Iss. 10. — pp. 2529-2553.
6. Black T. J. Position Estimation and Tracking of an Autonomous Mobile Sensor using Received Signal Strength / T. J. Black, P. N. Pathirana, S. Nahavandi // IEEE Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing. — 2008. — pp. 19-24.
7. Zhang L. Tracking Mobile Robot in Indoor Wireless Sensor Networks / L. Zhang, C. Lim, Y. Chen, H. R. Karimi // Mathematical Problems in Engineering. — 2014. — Vol. 2014. — 8 p.
8. Masieroa A. UAV positioning and collision avoidance based on RSS measurements / A. Masieroa, F. Fissorea, A. Guarnieria, F. Pirotta, A. Vettorea // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. — 2015. — Vol. XL-1/W4. — pp. 219-225.
9. Жук С. Я. Методы оптимизации дискретных динамических систем со случайной структурой / С.Я. Жук. — НТУУ «КПИ», 2008. — 232 с. — Режим доступа: <http://rtps.kpi.ua/ru/node/171>

10. Жук С. Я. Синтез цифровых обнаружителей-измерителей смешанных марковских процессов / С.Я. Жук // Известия вузов СССР. Радиоэлектроника. — 1989. — Т. 32, № 11. — с. 31-37.
11. Евланов П.А. Комплексование измерителей с отказами / П.А. Евланов, С.Я. Жук // Известия вузов СССР. Радиоэлектроника. — 1990. — Т. 33, №3. — с. 15-21.
12. Товкач И. О. Рекуррентный алгоритм пассивной локации в сенсорной сети на основе измерения мощности принимаемого сигнала / И.О. Товкач, С.Я. Жук // Вестник НТУУ «КПИ». Серия Радиотехника. Радиоаппаратостроение. — 2016. — № 66. — с. 46-55.

References

- [1] Nonami K., Kendoul F., Suzuki S., Wang W. and Nakazawa D. (2010) *Autonomous Flying Robots Unmanned Aerial Vehicles and Micro Aerial Vehicles*, N. Y., Springer, 329 p. DOI: 10.1007/978-4-431-53856-1_8
- [2] Wallace R. J. and Loffi J. M. (2015) Examining Unmanned Aerial System Threats & Defenses: A Conceptual Analysis, *International Journal of Aviation, Aeronautics, and Aerospace*, Vol. 2, Iss. 4, 33 p. DOI: 10.15394/ijaaa.2015.1084
- [3] Protection from drones — the heavenly boundary of your safety. Available at: <http://dronebouncer.com>.
- [4] Tarrno P., Bernardos A. M. and Casar J. R. (2007) An RSS Localization Method Based on Parametric Channel Models, *International Conference on Sensor Technologies and Applications, SensorComm 2007*, pp. 265-270. DOI: <https://doi.org/10.1109/SENSORCOMM.2007.4394932>
- [5] Mao G., Fidan B. and Anderson B. D.O. (2007) Wireless Sensor Network Localization Techniques, *Computer Networks*, Vol. 51, Is. 10, pp. 2529-2553. DOI: 10.1016/j.comnet.2006.11.018
- [6] Black T. J., Pathirana P. N. and Nahavandi S. (2008) Position Estimation and Tracking of an Autonomous Mobile Sensor using Received Signal Strength, *IEEE Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, pp. 19-24. DOI: 10.1109/issnip.2008.4761956
- [7] Zhang L., Lim C., Chen Y. and Karimi H. R. (2014) Tracking Mobile Robot in Indoor Wireless Sensor Networks, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 2014, Article ID 837050, 8 p. DOI: 10.1155/2014/837050
- [8] Masieroa A., Fissorea F., Guarnieria A., Pirottia F. and Vettorea A. (2015) UAV positioning and collision avoidance based on RSS measurements, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XL-1/W4, pp. 219-225. DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-1-W4-219-2015
- [9] Zhuk S. Ya. (2008) *Metody optimizatsii diskretnykh dinamicheskikh sistem so sluchainoi strukturoi* [Methods for optimization of discrete dynamical systems with random structure]. NTUU «KPI», 232 p.
- [10] Zhuk S.Ya. (1989) Synthesis of digital detector-meters for mixed Markovian processes, *Izvestiya VUZ. Radioelektronika*, Vol. 32, No. 11, pp. 31-37.
- [11] Yevlanov P.A. and Zhuk S.Ya. (1990) Kompleksirovanie izmeritelei s otkazami [Metering with Malfunctions], *Izvestiya VUZ. Radioelektronika*, Vol. 33, No. 3, pp. 15-21.
- [12] Tovkach I. O. and Zhuk S. Ya. (2016) Recursive algorithm of the passive location in sensor networks based on measurement of the received signal strength, *Visn. NTUU KPI, Ser. Radiotekh. radioaparobuduv.*, no. 66, pp. 46-55.

Адаптивна фільтрація параметрів руху БПЛА за даними сенсорної мережі на основі вимірювання потужності сигналу

Товкач І. О., Жук С. Я.

На основі математичного апарату змішаних марківських процесів в дискретному часі синтезовано оптимальний і квазіоптимальний адаптивні алгоритми фільтрації параметрів руху БПЛА за даними сенсорної мережі на основі вимірювання потужності сигналу. Пристрої, що їх реалізують, є багатоканальними і відносяться до класу пристроїв із зворотними зв'язками між каналами. Обробка вимірювань, що надходять від датчиків сенсорної мережі, виконується за допомогою паралельної процедури виконання обчислень. Аналіз квазіоптимального алгоритму виконано за допомогою статистичного моделювання на ЕОМ.

Ключові слова: пасивна локація; метод RSS; БПЛА; адаптивний алгоритм фільтрації; параметри руху; сенсорна мережа

Adaptive filtration of parameters of the movement UAV according to sensor networks based on measurements of the received signal strength

Tovkach I. O., Zhuk S. Ya.

Introduction. In modern conditions increasingly important begin to play unmanned aerial vehicles (UAVs), which give rise to a new class of threats. This leads to the need to develop security systems that solve tasks of detection, location and motion parameters of the UAV. At the radiation of the UAV of signals, his location can be defined by wireless sensor networks using the method of RSS (received-signal strength). Changing the type of UAV motion occurs at random times. At intervals of hovering and motion of the UAV without a maneuver it is possible to significantly improve the accuracy of estimation of its coordinates. Thus, in practice, it is often of interest to determine the types of UAV motion.

Statement of the problem. UAV movement with different types of maneuver in a rectangular coordinate system is described by a stochastic dynamical system with random structure in discrete time. For definition of location of the UAV on the plane the wireless sensor network has to consist of three or more sensors. When using the RSS method, the model of direct distribution of a signal which considers only his attenuation is used. Required to synthesize an adaptive algorithm of a filtration of parameters of the movement UAV according to the sensor network.

The main part. The optimum algorithm of the adaptive filtering is recurrent and describes evolution of posteriori probability density of the expanded mixed Markov process including a continuously valued vector of parameters of movement of the UAV and the discrete valued variable

of switching describing type of its movement. The optimum device realizing an algorithm is multichannel with number of channels M and belongs to the class of devices with feedback between channels. Existence of feedback between channels is caused by Markov property of a discrete component. In obtained by linearization of the equation of measurements of the quasi-optimal algorithm of adaptive filter are calculated first and second moments a posteriori conditional distributions of the vector of motion parameters of the UAV and it allows to keep the representation of the a posteriori probability density of the continuous component as a sum of M Gaussian densities of probabilities. It implements a parallel procedure perform calculations when entering measurements from sensors of a sensor network. The quasioptimum device realizing an algorithm also is multichannel with number of channels M and generally keeps the structure and feedback inherent in the optimum device.

Analysis of the effectiveness of the algorithm.

Analysis of the effectiveness of the developed algorithm for estimating the parameters of motion of the UAV with the discovery of the maneuver was conducted using the statistical modeling. The sensor network is composed of eight sensors. For descriptive reasons works of an algorithm the test trajectory of the movement UAV has been created. A comparison of the accuracy characteristics of the considered algorithms with the lower bound of Rao-Cramer

is carried out. For the considered model example, the use of trajectory filtering allows to reduce the MSD error of the positioning of the UAV compared with the MSD error of the positioning method RSS in 2 – 4 times. Compared with Kalman filter based on the model, motion of the UAV to maneuver, developed an adaptive algorithm allows to improve the location accuracy in areas hovering and motion without maneuver more than 2-3 times to avoid systematic errors estimates. At the same time the adaptive filter allows to recognize a freeze and nearly uniform motion of a UAV with a probability close to one.

Conclusions. On the basis of the mixed Markov processes in discrete time optimum and quasioptimum adaptive algorithms a filtration of parameters of the movement UAV according to sensor network on the basis of measurement of power of the accepted signal are synthesized. Realizing their devices, are multichannel and belongs to the class of devices with feedback between channels. At the same time in them the parallel procedure of performance of calculations at receipt of measurements from sensors network is realized. The analysis of a quasioptimum algorithm is made by means of statistical modeling on the computer.

Key words: passive location; RSS method; UAVs; adaptive filtering algorithm; motion parameters; sensor network