

К РАЗРАБОТКЕ АДАПТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ДВИЖУЩЕГОСЯ ОБЪЕКТА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Т.В. ПОДЛАДЧИКОВА

Описано построение математических моделей в задаче определения местоположения объекта с учетом нелинейной зависимости измеряемых параметров от координат, в которых определяется движение объекта. Приводятся результаты сравнительного анализа алгоритмов идентификации априорно неопределенных параметров модели и адаптивного оценивания состояния объекта для моделей измерения, которые описываются линейными и нелинейными уравнениями.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в навигационных системах, обеспечивающих определение местоположения движущихся объектов и управление их движением на основе математического вычисления координат, наибольшее распространение получили алгоритмы калмановской фильтрации. Перспективные разработки навигационных систем предусматривают использование до двух десятков разновидностей калмановской фильтрации в едином аппаратно-программном комплексе.

Координаты вектора положения управляемого объекта определяются по данным различных судовых, бортовых, наземных и спутниковых систем слежения, причем во многих случаях комбинированные системы слежения оказываются предпочтительнее. Чаще всего применяются системы навигации, которые позволяют вычислить дальности и их производные, разности дальностей и угловые координаты (параметры, нелинейно связанные с системой координат, в которой определяется закон движения объекта). Во многих системах управления движением самолетов, морских судов, автотранспортных средств и роботов используются измерения дальности и угловых координат [1]. Если эти координаты измеряются одновременно, то их можно пересчитать в декартову систему координат, что обуславливает возможность применения линейного калмановского фильтра для определения местоположения, основанного на линейной модели измерения и движения объекта [2–4].

Однако построение линейного фильтра не всегда возможно, так как измерения координат могут быть несинхронизированы во времени, а их преобразование в декартову систему предусматривает необходимость одновременного измерения [5, 6]. В этом случае формируется нелинейная модель измерения и строится обобщенный фильтр Калмана, который может оказаться неустойчивым при больших измерительных ошибках [5]. Кроме того,

в условиях априорной неопределенности характера изменения движения нелинейная модель измерения усложняет применение адаптивных методов, основанных на одновременном оценивании параметров модели движения и состояния.

В данной работе предлагаются эффективные методы идентификации статистических параметров шумов линейной нестационарной модели, полученной путем преобразования измерений, и нелинейной модели измерений. Предлагаемые методы идентификации основаны на формировании m -зависимых нестационарных последовательностей псевдоизмерений неизвестных параметров.

Для выбора модели измерения и соответствующего алгоритма определения местоположения движущегося объекта разрабатываются модели, методы идентификации неизвестных статистических параметров этих моделей и сравнение эффективности адаптивных линейного и обобщенного фильтра Калмана, основанных на идентификации неизвестных параметров модели.

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ ДВИЖУЩЕГОСЯ ОБЪЕКТА

Рассмотрим типовые математические модели для определения местоположения движущегося объекта в условиях, когда навигационные системы слежения позволяют измерять дальность D и азимут линии визирования β .

В этом случае компонентами вектора измерения $z = \begin{pmatrix} D^m \\ \beta^m \end{pmatrix}$ являются изме-

ренные значения полярных координат D^m и β^m . Чаще всего закон движения задается в декартовой системе координат. Поэтому состояние объекта характеризуется вектором X , компонентами которого являются две координаты местоположения x, y и две составляющие скорости V_x, V_y , т.е.

$$X = (x, V_x, y, V_y)^T.$$

Уравнение равномерного и прямолинейного движения объекта имеет вид

$$X_{k+1} = \Phi_{k+1,k} X_k, \quad k = 1, \dots, N.$$

Здесь

$$\Phi_{k+1,k} = \begin{pmatrix} 1 & T_{k+1,k} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T_{k+1,k} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

где $T_{k+1,k}$ — интервал времени между k -м и $k+1$ -м измерениями; N — количество измерений.

Матрица $\Phi_{k+1,k}$ в общем случае изменяется во времени из-за переменного темпа поступления измерительной информации.

Преднамеренный и непреднамеренный маневры объекта могут быть учтены введением в четырехмерную модель (1) вектора случайных возмущений w_k

$$X_{k+1} = \Phi_{k+1,k} X_k + G_{k+1} w_{k+1}. \quad (1)$$

$$\text{Здесь } G_k = \begin{vmatrix} \frac{T_{k,k-1}}{2} & 0 \\ T_{k,k-1} & 0 \\ 0 & \frac{T_{k,k-1}}{2} \\ 0 & T_{k,k-1} \end{vmatrix}, \quad w_k = \begin{vmatrix} a_k^x \\ a_k^y \end{vmatrix},$$

где a^x, a^y — декартовы составляющие случайного ускорения движения объекта, статистические свойства которых определяются, исходя из априорной информации о динамических свойствах объекта.

При неопределенности априорной информации статистические характеристики предлагается определять в процессе наблюдения по данным измерительной информации.

Альтернативный подход к формированию уравнения состояния в условиях неопределенности информации о характеристиках маневра предполагает построение двумерной стохастической нестационарной модели вида

$$X_{k+1} = X_k + w_{k+1} T_{k+1,k}. \quad (2)$$

Здесь компонентами вектора состояния являются декартовы координаты объекта

$$X_k = \begin{vmatrix} x_k \\ y_k \end{vmatrix}.$$

Предполагается, что компоненты V_k^x и V_k^y вектора скорости $w_k = \begin{vmatrix} V_k^x \\ V_k^y \end{vmatrix}$ — случайные некоррелированные во времени величины с неизвестными математическими ожиданиями $E[V_k^x] = q_k^x, E[V_k^y] = q_k^y$ и дисперсиями $\sigma_{V^x}^2$ и $\sigma_{V^y}^2$.

Между векторами состояния X и измерения z навигационных параметров существует нелинейная связь

$$z_k = h(X_k) + \eta_k. \quad (3)$$

Здесь нелинейная вектор-функция

$$h(X_k) = \begin{vmatrix} h_{D_k} \\ h_{\beta_k} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{x_k}{y_k}\right) \end{vmatrix}, \quad \eta_k = \begin{vmatrix} \eta_{D_k} \\ \eta_{\beta_k} \end{vmatrix}.$$

Предполагается также, что ошибки измерения η_{D_k} и η_{β_k} некоррелированы во времени, имеют нулевые математические ожидания и постоянные дисперсии σ_D^2 и σ_β^2 .

Текущая $\hat{X}_{k,k}$ и прогнозируемая $\hat{X}_{k+1,k}$ оценки вектора состояния могут быть получены на основе обобщенного фильтра Калмана для системы, состояние которой описывается нестационарными линейными уравнениями (1) или (2) и нелинейным уравнением измерения (3).

АЛГОРИТМ ФИЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ ДВИЖУЩЕГОСЯ ОБЪЕКТА

Обобщенный фильтр Калмана получен в результате минимизации среднеквадратической ошибки вектора состояния [7]. При оценивании состояния по данным измерений, нелинейно связанных с вектором состояния объекта, уравнение фильтрации в обобщенном фильтре Калмана определяется путем линеаризации векторной функции $h(X_k)$ в уравнении (3) относительно $\hat{X}_{k,k-1}$ и имеет вид

$$\hat{X}_{k,k} = \hat{X}_{k,k-1} + K_k v_k.$$

Коэффициент усиления обобщенного фильтра Калмана K_k рассчитывается по формуле

$$K_k = P_{k,k-1} \tilde{H}_k^T (\tilde{H}_k P_{k,k-1} \tilde{H}_k^T + R_k)^{-1}.$$

Здесь

$$v_k = z_k - h(\hat{X}_{k,k-1}) = \begin{vmatrix} D_k^m - \sqrt{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2} \\ \beta_k^m - \tan^{-1}\left(\frac{\hat{x}_{k,k-1}}{\hat{y}_{k,k-1}}\right) \end{vmatrix} \text{ — невязка фильтра;}$$

$$R_k = \begin{vmatrix} \sigma_D^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\beta^2 \end{vmatrix} \text{ — ковариационная матрица измерительного шума;}$$

$$\tilde{H} = \frac{\partial h(X)}{\partial X^T} \Big|_{\hat{X}_{k,k-1}} = \begin{vmatrix} \frac{\hat{x}_{k,k-1}}{\sqrt{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2}} & 0 & \frac{\hat{y}_{k,k-1}}{\sqrt{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2}} & 0 \\ \frac{\hat{y}_{k,k-1}}{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2} & 0 & -\frac{\hat{x}_{k,k-1}}{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2} & 0 \end{vmatrix},$$

если уравнение состояния описывается выражением (1), и

$$\tilde{H} = \frac{\partial h(X)}{\partial X^T} \Big|_{\hat{X}_{k,k-1}} = \begin{vmatrix} \frac{\hat{x}_{k,k-1}}{\sqrt{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2}} & \frac{\hat{y}_{k,k-1}}{\sqrt{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2}} \\ \frac{\hat{y}_{k,k-1}}{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2} & \frac{\hat{x}_{k,k-1}}{\hat{x}_{k,k-1}^2 + \hat{y}_{k,k-1}^2} \end{vmatrix},$$

если описывается выражением (2).

Ковариационная матрица ошибки фильтрации имеет вид

$$P_{k,k} = (I - K_k \tilde{H}_k) P_{k,k-1}.$$

Так как уравнение состояния имеет линейную форму, то алгоритм экстраполяции для обобщенного фильтра совпадает с алгоритмом экстраполяции для линейного фильтра Калмана.

На практике для построения линейной модели измерения дальности и азимута обычно преобразуют в декартову систему координат

$$\begin{aligned} x_k^m &= D_k^m \sin(\beta_k^m), \\ y_k^m &= D_k^m \cos(\beta_k^m). \end{aligned}$$

На основе координатного преобразования формируются новый вектор измерения

$$z_k^* = \begin{vmatrix} x_k^m \\ y_k^m \end{vmatrix}$$

и линейное уравнение измерений

$$z_k^* = H X_k + \eta_k^*. \quad (4)$$

Здесь H — матрица наблюдений, которая для модели (1) имеет вид

$$H = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{vmatrix},$$

а для модели (2)

$$H = \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{vmatrix}.$$

Компонентами двумерного вектора ошибок новых измерений $\eta^* = \begin{vmatrix} \eta_x \\ \eta_y \end{vmatrix}$

являются ошибки измерений координат x и y .

Закон его изменения во времени может быть приближенно описан соотношением

$$\eta^*(t) = \begin{vmatrix} \eta_x(t) \\ \eta_y(t) \end{vmatrix} \cong \begin{vmatrix} \eta_d \sin \beta(t) + \eta_\beta D(t) \cos \beta(t) \\ \eta_d \cos \beta(t) - \eta_\beta D(t) \sin \beta(t) \end{vmatrix}.$$

Таким образом, математическое ожидание вектора ошибок преобразованных измерений декартовых координат $E[\eta^*(t)] = 0$, а его ковариационная матрица имеет вид [2–4,8]

$$R^*(t) = E[\eta^*(t)(\eta^*(t))^T] = \begin{bmatrix} \sin^2 \beta(t)\sigma_d^2 + D^2(t)\cos^2 \beta(t)\sigma_\beta^2 & \sin \beta(t)\cos \beta(t)[\sigma_d^2 - D^2(t)\sigma_\beta^2] \\ \sin \beta(t)\cos \beta(t)[\sigma_d^2 - D^2(t)\sigma_\beta^2] & \cos^2 \beta(t)\sigma_d^2 + D^2(t)\sin^2 \beta(t)\sigma_\beta^2 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

В работе [8] рассмотрена задача оценивания траектории равномерно и прямолинейно движущегося объекта на основе линейной модели измерителя, полученной преобразованием координат. Показано, что преобразование координат может привести к плохой обусловленности линейной модели, вследствие чего линейный фильтр теряет устойчивость в ближней зоне так же, как и обобщенный фильтр вследствие ошибок линеаризации. В данной работе выполняется сравнение линейного и обобщенного фильтров Калмана в условиях неопределенности характера движения маневрирующего объекта, когда статистические характеристики шума состояния w_k модели (2) априорно неизвестны.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ШУМА И АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ДЛЯ ЛИНЕЙНОЙ НЕСТАЦИОНАРНОЙ МОДЕЛИ

Предлагается нестационарная двумерная модель, описывающая траекторию движения объекта, основанная на пересчете полярных координат в декартову систему, которая описывается уравнениями (2) и (4), и два одномерных адаптивных линейных фильтра, параллельно оценивающие обе координаты x и y , что соответствует выбору диагональной ковариационной матрицы R^{**} .

В этом случае уравнения состояния и измерения для декартовой координаты x (аналогично для y) маневрирующего объекта в условиях неравнораспределенных наблюдений имеет вид

$$x_{k+1} = x_k + w_k^x T_{k+1,k},$$

$$z_k^x = x_k + \eta_k^x,$$

где скорость изменения координаты w_k^x — случайная некоррелированная последовательность с неизвестными математическими ожиданиями и дисперсией σ_x^2 ; η_k^x — некоррелированная несмещенная случайная последовательность с дисперсией σ_D^2 .

В соответствии с алгоритмом идентификации, предложенным в работе [9], сформируем 1-зависимую последовательность псевдоизмерений неизвестного математического ожидания q_k^x скорости изменения координаты x

$$\tilde{z}_k^x = \frac{1}{T_{k,k-1}} (z_k^x - z_{k-1}^x).$$

Если математическое ожидание не изменяется во времени, т.е. $q_k^x = q^x$, то его оценка определяется следующим образом:

$$\hat{q}_k^x = \frac{1}{k-1} \sum_{i=2}^k \frac{z_k^x - z_{k-1}^x}{T_{k,k-1}}. \quad (6)$$

Если q_k^x изменяется во времени по неопределенному закону, то его оценка может быть получена с помощью метода экспоненциального среднего

$$\hat{q}_k^x = \alpha \tilde{z}_k^{q^x} + (1 - \alpha) \hat{q}_{k-1}^x, \quad (7)$$

где $\alpha \in (0;1)$ — постоянная сглаживания.

Последовательность псевдоизмерений дисперсии σ_x^2 скорости изменения координаты x

$$\tilde{z}_k^{\sigma_x^2} = (z_k^x - z_{k-1}^x - \hat{q}_k^x T_{k,k-1})^2 - 2\sigma_k^2,$$

где в соответствии с выражением (5) $\sigma_k^2 = \sin^2 \beta_k \sigma_d^2 + D_k^2 \cos^2 \beta_k \sigma_\beta^2$ для координаты x и $\sigma_k^2 = \cos^2 \beta_k \sigma_d^2 + D_k^2 \sin^2 \beta_k \sigma_\beta^2$ для y .

Если дисперсия σ_x^2 не изменяется во времени, то ее оценка имеет вид

$$\hat{\sigma}_x^2 = \frac{1}{k-1} \sum_{i=2}^k \tilde{z}_i^{\sigma_x^2}. \quad (8)$$

Изменяющаяся по неопределенному закону дисперсия σ_x^2 оценивается в соответствии с методом экспоненциальной средней

$$\hat{\sigma}_{x,k}^2 = \alpha \tilde{z}_k^{\sigma_x^2} + (1 - \alpha) \hat{\sigma}_{x,k-1}^2. \quad (9)$$

Аналогично определяются оценки математического ожидания и дисперсии скорости изменения координаты y .

Алгоритм адаптивного оценивания траектории движения объекта для линейной нестационарной модели состоит из следующих этапов:

1. Преобразование навигационных измерений дальности и азимута в декартову систему координат.

2. Идентификация математических ожиданий q_k^x и q_k^y составляющих скорости по декартовым координатам в соответствии с выражением (6) или (7).

3. Идентификация дисперсий σ_x^2 и σ_y^2 составляющих скорости в соответствии с выражением (8) или (9).

4. Определение экстраполированных $\hat{x}_{k+1,k}$ и $\hat{y}_{k+1,k}$ оценок декартовых координат на основе двух параллельных линейных фильтров Калмана.

5. Определение экстраполированных значений дальности $\hat{D}_{k+1,k}$ и азимута $\hat{\beta}_{k+1,k}$ путем обратного пересчета из декартовой системы координат в полярную.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ШУМА И АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ДЛЯ НЕЛИНЕЙНОЙ МОДЕЛИ

Предлагается двумерная нелинейная модель (2), (3), описывающая состояние измерения координат маневрирующего объекта. Возмущение траектории объекта описывается случайным вектором скорости $w_k = \begin{pmatrix} w_k^x \\ w_k^y \end{pmatrix}$ с неиз-

вестным математическим ожиданием $E[w_k] = q_k = \begin{pmatrix} q_k^x \\ q_k^y \end{pmatrix}$ и неизвестной ковариационной матрицей $E[(w_k - q_k)(w_i - q_i)^T] = Q_k \delta(k - i)$.

Вектор ошибок измерений $\eta_k = \begin{pmatrix} \eta_{D_k} \\ \eta_{\beta_k} \end{pmatrix}$ характеризуется следующими статистическими свойствами:

$$E[\eta_k] = 0, \quad E[\eta_k \eta_k^T] = \begin{pmatrix} \sigma_D^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\beta^2 \end{pmatrix}.$$

Для идентификации неизвестных статистических характеристик q и Q в соответствии с методом идентификации статистических характеристик шумов нелинейных моделей [10] сформируем 1-зависимую последовательность невязок субоптимального фильтра с фиксированной памятью, равной 1

$$b_{1,k} = z_k - h(f(h^{-1}(z_{k-1}))).$$

Поскольку

$$h(f(h^{-1}(z_{k-1}))) = z_{k-1},$$

то

$$b_{1,k} = z_k - z_{k-1} = \begin{pmatrix} D_k^m - D_{k-1}^m \\ \beta_k^m - \beta_{k-1}^m \end{pmatrix}. \quad (10)$$

Так как

$$f(h^{-1}(z_{k-1})) = \begin{pmatrix} D_{k-1}^m \sin \beta_{k-1}^m \\ D_{k-1}^m \cos \beta_{k-1}^m \end{pmatrix}$$

и

$$\frac{\partial h}{\partial X} = \begin{pmatrix} \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}} & \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}} \\ \frac{y}{x^2 + y^2} & -\frac{x}{x^2 + y^2} \end{pmatrix},$$

то

$$\left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{f(h^{-1}(z_{k-1}))} = \begin{vmatrix} \sin \beta_{k-1}^m & \cos \beta_{k-1}^m \\ \cos \beta_{k-1}^m & -\sin \beta_{k-1}^m \end{vmatrix} \begin{vmatrix} D_{k-1}^m \\ D_{k-1}^m \end{vmatrix}$$

и

$$\left(\left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{f(h^{-1}(z_{k-1}))} \right)^{-1} = \begin{vmatrix} \sin \beta_{k-1}^m & D_{k-1}^m \cos \beta_{k-1}^m \\ \cos \beta_{k-1}^m & -D_{k-1}^m \sin \beta_{k-1}^m \end{vmatrix}.$$

Таким образом, оценка математического ожидания q определяется выражением

$$\hat{q}_k = \begin{vmatrix} \hat{q}_k^x \\ \hat{q}_k^y \end{vmatrix} = \frac{1}{k-1} \sum_{i=2}^k \frac{1}{T_{i,i-1}} \begin{vmatrix} \sin \beta_{i-1}^m & D_{i-1}^m \cos \beta_{i-1}^m \\ \cos \beta_{i-1}^m & -D_{i-1}^m \sin \beta_{i-1}^m \end{vmatrix} \begin{vmatrix} D_i^m - D_{i-1}^m \\ \beta_i^m - \beta_{i-1}^m \end{vmatrix}. \quad (11)$$

Центрированные значения невязок субоптимального фильтра имеют вид

$$b_{1,k}^c = \begin{vmatrix} D_k^m - D_{k-1}^m \\ \beta_k^m - \beta_{k-1}^m \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} \sin \beta_{k-1}^m & \cos \beta_{k-1}^m \\ \cos \beta_{k-1}^m & -\sin \beta_{k-1}^m \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \hat{q}_k^x \\ \hat{q}_k^y \end{vmatrix}. \quad (12)$$

Оценки дисперсий σ_x^2 и σ_y^2 составляющих скорости w_k^x и w_k^y можно записать как

$$\hat{Q}_k = \begin{vmatrix} \hat{\sigma}_{xk}^2 & 0 \\ 0 & \hat{\sigma}_{yk}^2 \end{vmatrix} = \frac{1}{k-1} \sum_{i=2}^k \frac{1}{T_{i,i-1}^2} \begin{vmatrix} \sin \beta_{i-1}^m & D_{i-1}^m \cos \beta_{i-1}^m \\ \cos \beta_{i-1}^m & -D_{i-1}^m \sin \beta_{i-1}^m \end{vmatrix} \left(b_{1,i}^c (b_{1,i}^c)^T - 2R \right) \times \begin{vmatrix} \sin \beta_{i-1}^m & D_{i-1}^m \cos \beta_{i-1}^m \\ \cos \beta_{i-1}^m & -D_{i-1}^m \sin \beta_{i-1}^m \end{vmatrix}^T, \quad (13)$$

где $b_{1,k}^c$ определяется выражением (12); $R = \begin{vmatrix} \sigma_D^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\beta^2 \end{vmatrix}$.

Алгоритм адаптивного оценивания траектории движения объекта для нелинейной модели состоит из следующих этапов:

1. Идентификация вектора математических ожиданий составляющих скорости q в соответствии с выражениями (10), (11).
2. Идентификация ковариационной матрицы Q вектора скорости на основе выражений (12), (13).
3. Оценивание экстраполированных значений вектора состояния с использованием обобщенного фильтра Калмана.
4. Оценивание экстраполированных значений дальности и азимута на основе обратного преобразования экстраполированных декартовых координат в полярную систему.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Сравнительный анализ адаптивного обобщенного фильтра Калмана и адаптивного линейного фильтра, основанных на идентификации математических ожиданий и дисперсий составляющих скорости соответственно выражениям (10–13) и (6–9) выполнялся на основе статистического моделирования.

На рис. 1 приведены среднеквадратические ошибки оценивания математического ожидания и среднеквадратических отклонений составляющих скорости по данным измерений полярных координат в условиях случайного пропуска с вероятностью $P=0,3$. Истинные значения идентифицируемых параметров: $\sigma_x^2 = (0,003 \text{ км})^2$; $\sigma_y^2 = (0,002 \text{ км})^2$; $q_x = 0,004 \text{ км}$; $q_y = 0,003 \text{ км}$; $\sigma_D^2 = (0,01 \text{ км})^2$; $\sigma_B^2 = (0,001 \text{ рад})^2$.

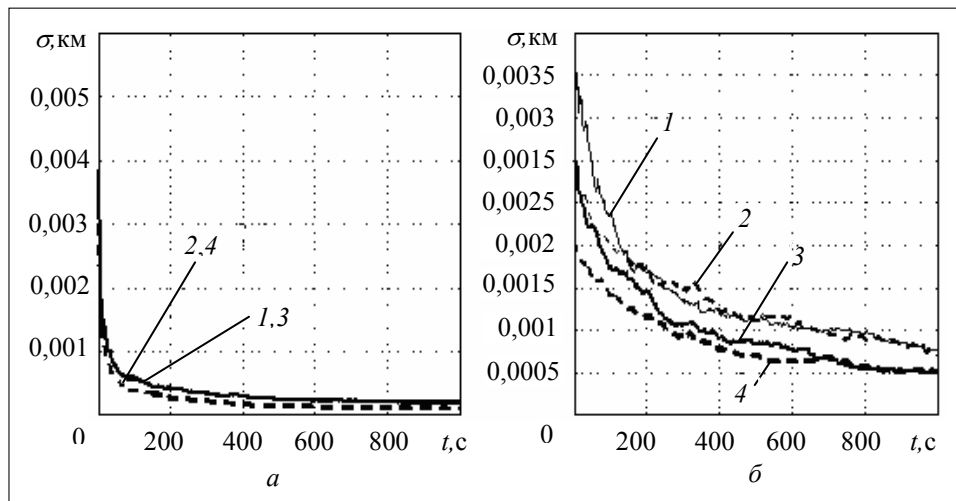


Рис. 1. Среднеквадратические ошибки оценивания: *a* — математического ожидания и *б* — среднеквадратических отклонений составляющих скорости (1 — нелинейная идентификация для координаты *x*; 2 — для координаты *y*; 3 — линейная идентификация на основе преобразования измерений для координаты *x*, 4 — для координаты *y*)

Как видно из рисунка, алгоритмы идентификации имеют свойство сходимости. Точность оценивания статистических характеристик скорости изменения координаты *x*, обладающей несколько большим рассеянием ($\sigma_x^2 = (0,003 \text{ км})^2$), чем скорость изменения координаты *y* ($\sigma_y^2 = (0,002 \text{ км})^2$), на 5...10 % ниже точности оценивания по координате *y*. Ошибки оценки математических ожиданий, полученных на основе линейного и обобщенного фильтров, совпадают (рис. 1, *a*), поэтому на рис. 1 показаны только две кривые. В то же время алгоритм идентификации дисперсий, основанный на нелинейной модели, приблизительно на 15% уступает по точности линейному алгоритму.

На рис. 2, *a* приведены среднеквадратические ошибки экстраполированных значений полярных координат, полученных на основе адаптивного обобщенного фильтра Калмана и линейного адаптивного фильтра в услови-

ях случайного пропуска измерений с вероятностью $P = 0,3$. Истинные значения идентифицируемых параметров: $\sigma_D^2 = (0,01 \text{ км})^2$; $\sigma_\beta^2 = (0,001 \text{ рад})^2$; $\sigma_x^2 = (0,003 \text{ км})^2$; $\sigma_y^2 = (0,002 \text{ км})^2$; $q_x = 0,004 \text{ км}$; $q_y = 0,003 \text{ км}$.

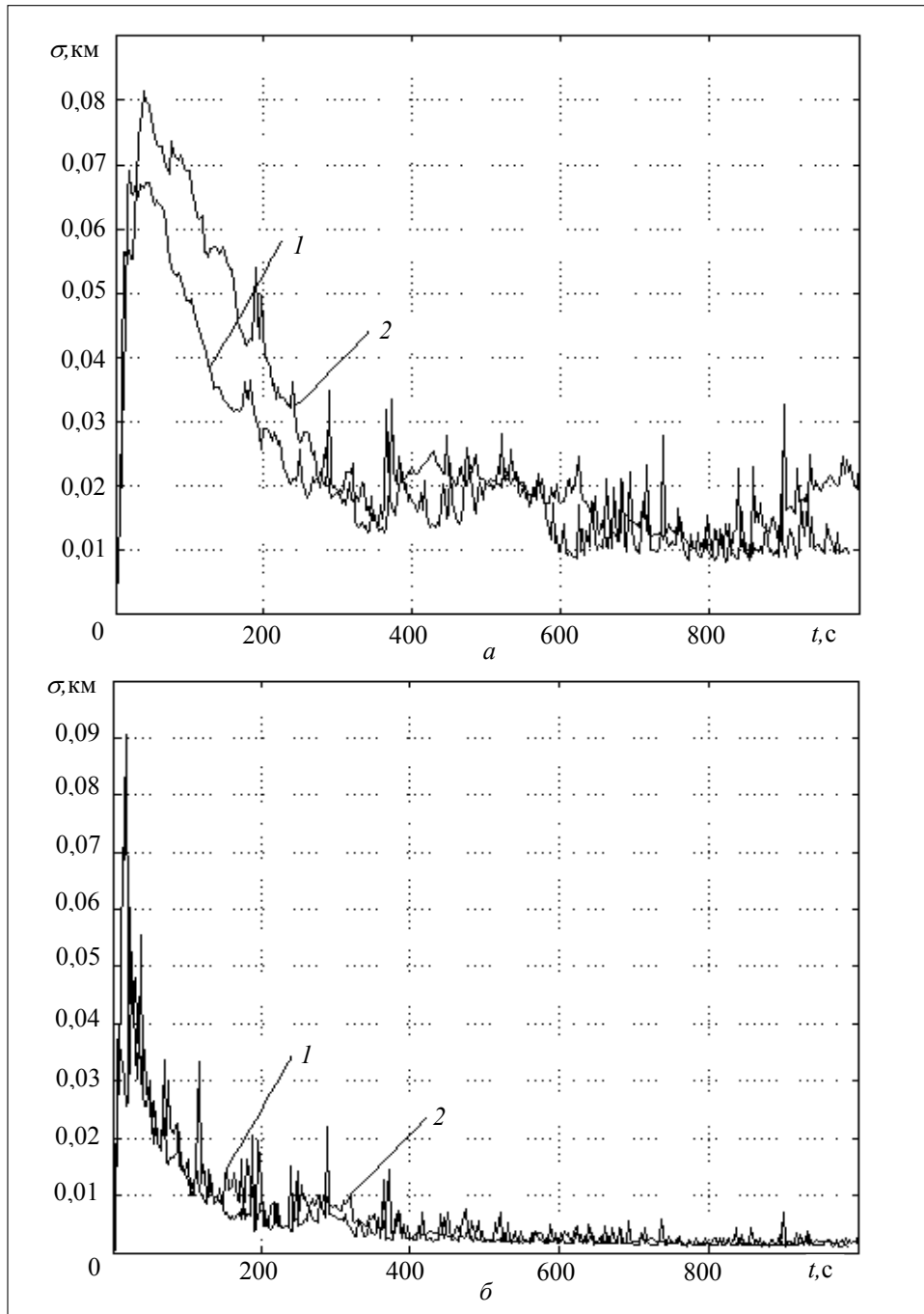


Рис. 2. Среднеквадратические ошибки экстраполяции: *a* — дальности, *б* — азимута (1 — адаптивный обобщенный фильтр Калмана; 2 — линейный адаптивный фильтр)

Как видно из рис. 2,б экстраполированные значения полярных координат сходятся к их истинным значениям при случайном пропуске измерений. Среднеквадратические ошибки экстраполяции азимута для обобщенного и линейного фильтра практически совпадают (рис. 2,б). Линейный фильтр уступает на 15...25 % в точности экстраполяции дальности обобщенному фильтру на начальном интервале наблюдения за объектом (рис. 2,а), однако он достигает установившегося режима работы за более короткий интервал времени, чем обобщенный.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработаны линейные и нелинейные модели движения, методы идентификации априорно неопределенных статистических параметров движущегося объекта для линейной модели измерителя, основанной на координатном преобразовании измерений, и нелинейной модели по данным однородной синхронизированной информации. Показано, что соответствующие вычислительные алгоритмы оценивания сравнимы по эффективности. Выполнен сравнительный анализ адаптивного фильтра Калмана для линейной модели, которая получена путем преобразования измерений, и обобщенного фильтра Калмана для нелинейной модели.

Таким образом обосновывается целесообразность выбора нелинейной модели измерителя в качестве универсальной при различных условиях накопления измерительной информации. И, соответственно, адаптивный обобщенный фильтр Калмана, оптимизирующий обработку несинхронизированных разнородных измерений, может рассматриваться как универсальный алгоритм оценивания при различных условиях функционирования навигационной системы.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Berman A., Dayan J., Friedland B.* Improved EKF Method of Estimating Locations with Sudden High Jumps in the Measurement Noise // *Journal of Intelligent and Robotic Systems.* — 2001. — **32.** — P. 461–476.
2. *Berman A., Hammer A.* False alarm effects on estimation in multitarget trackers // *IEEE Trans. On Aerospace & Electronic Systems.* — 1991. — AES-27(4). — P. 675–682.
3. *Friedland B.* Optimum steady state position and velocity estimation using noisy sampled position data // *IEE Trans. On Aerospace & Electronic Systems.* — 1973, AES-9. — P. 906–911.
4. *Ramachandra K.V., Srinivasan V.S.* Steady state results for X,Y,Z Kalman filter // *IEEE Trans. Aerospace & Electronic Systems.* — 1977. — AE-13. — P. 412–423.
5. *Maybeck P.S.* Stochastic Models, Estimation and Control // *Academic Press,* 1982. — **2.** —P. 53–56 and 129–133.

6. *Tobin D.M., Maybeck P.S.* Enhancements to a multiple model adaptive estimator/image-tracker // IEEE Trans. On Aerospace & Electronic Systems. — 1988. — 4, №24. — P. 417–426.
7. *Пузырев В.А., Гостюхина М.А.* Алгоритмы оценивания параметров движения летательных аппаратов // Зарубежная радиоэлектроника. — 1981. — № 4. — С. 3–25.
8. *Подладчикова Т.В.* Расходимость навигационных фильтров при координатном преобразовании измерений // Материалы 10-й междунар. конф. по автоматическому управлению «Автоматика 2003», Т. 2. — Севастополь, 2003. — С. 135–136.
9. *Podladchikova T.* Identification of unknown noise statistics for non-stationary state space systems // The Proceedings of Baltic Olympiad on Automatic Control. — 2006. — P. 103–107.
10. *Podladchikova T.V.* Identification of the noise statistics for the non-linear state space systems // Proceedings of the VI International Conference «System Identification and Control Problems», 2007. — P. 943–951.

Поступила 10.01.2008