



АЛГОРИТМ СЛЕЖЕНИЯ ЗА ОБЪЕКТАМИ НА МОРСКОЙ ПОВЕРХНОСТИ ПО ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯМ С АДАПТИВНЫМ ВЫБОРОМ РАЗМЕРА СКОЛЬЗЯЩЕГО ОКНА

Б.А. Скороход

Севастопольский государственный университет, РФ, г. Севастополь, ул.
Университетская, 33 E-mail: boris.skorohod@mail.ru

Предлагается новый адаптивный алгоритм оценивания состояния и скорости морских объектов на морской поверхности по углам возвышения и азимута, полученных по результатам обработки видеоизображений. Алгоритм основан на совместном использовании оптимального фильтра со скользящим окном и детектора появления неконтролируемых возмущений. Такой подход позволяет выбирать размер скользящего окна таким образом, чтобы он был достаточно малым, когда в системе появляется возмущение, и достаточно большим, если оно отсутствует или исчезает. Это позволяет обеспечить теоретически точность оценок, близкую к фильтру Калмана в их отсутствие. **Ключевые слова:** фильтры со скользящим окном, углы азимута и возвышения, монокулярная видеокамера.

Поступила в редакцию: 21.01.2022. После доработки: 26.10.2023.

Введение. Рассматривается задача оценки положения и скорости морских объектов с использованием измерений углов возвышения и азимута с видеокамеры, установленной на неподвижной, плавающей или надводной платформе [1, 2]. Общий подход к ее решению заключается в использовании методов калмановской фильтрации [3]. Трудности, возникающие из-за специфики, как самой проблемы, так и используемых методов, хорошо известны и состоят в следующем. Во-первых, модели измерений являются нелинейными [4], а состояние объекта может быть в общем случае не наблюдаемым, если наблюдатель не маневрирует особым образом [5, 6]. Во-вторых, существует большая априорная неопределенность относительно положения, скорости и ускорения наблюдаемого объекта. В-третьих, большая изменчивость морской поверхности, туманы, плохие условия освещенности, низкая контрастность объектов благодаря большому расстоянию до объекта и т.д. Все это может привести к расходимости фильтра Калмана (ФК) и его различных модификаций [7, 8, 9]. Для повышения робастности в [10–12] предла

гаются алгоритмы, основанные на фильтрах со скользящим окном. В отличие от ФК, они позволяют избежать расходимости оценок, связанной с возмущениями, действующими на небольших промежутках времени, ошибками в настройке статистик шума, резкими изменениями в поведении объекта. Это достигается с помощью наблюдений и входных данных, заданных только на конечном дискретном интервале (скользящем окне). Основная проблема при конструировании таких алгоритмов заключается в выборе размера скользящего окна, обеспечивающего приемлемую точность оценок состояния системы на нем.

В этой статье предлагается новый адаптивный алгоритм оценки координат и скоростей объектов на морской поверхности. Наш подход основывается на совместном использовании фильтров со скользящим окном [13, 14] и детекторов обнаружения моментов появления возмущений [3].

Модели сигналов и постановка задачи. Пусть видеокамера установлена на некоторой платформе и измеряются углы азимута (α) и возвышения (β) относительно объекта (рис. 1).

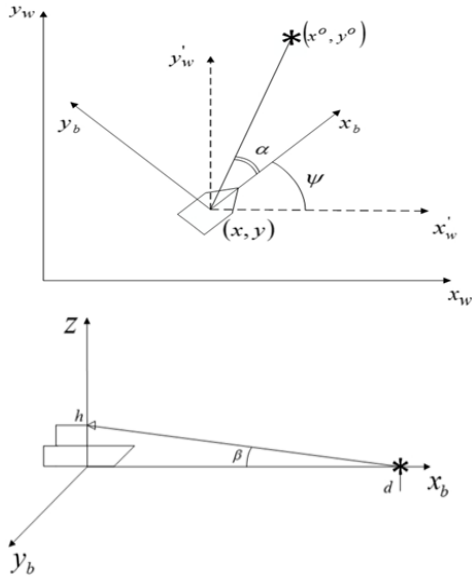


Рис. 1. Платформа с камерой и объект наблюдения
Fig. 1. A platform with a camera and a surveillance object

С учетом рис. 1, выражения для углов α и β , учитывающие ошибки измерений, определяются выражениями

$$\tilde{\alpha}_t = \alpha_t + \xi_{\alpha,t} = \arctg\left(\frac{p_t}{r_t}\right) + \xi_{\alpha,t}, \quad (1)$$

$$\tilde{\beta}_t = \beta_t + \xi_{\beta,t} = \arctg\left(\frac{h_t}{k_t}\right) + \xi_{\beta,t}, \quad (2)$$

где

$$\begin{aligned} p_t &= -e_t^x \sin(\psi_t) + e_t^y \cos(\psi_t), \\ r_t &= e_t^x \cos(\psi_t) + e_t^y \sin(\psi_t), \\ k_t &= \sqrt{(e_t^x)^2 + (e_t^y)^2}, \\ e_t^x &= x_t^t - x_t^o, \quad e_t^y = y_t^t - y_t^o, \end{aligned}$$

$x_t^o, y_t^o, x_t^t, y_t^t$ – координаты камеры и платформы соответственно, ψ_t – курсовой угол движения платформы, h_t – высота установки камеры над уровнем моря, $\xi_{\alpha,t}, \xi_{\beta,t}$ – центрированные некоррелированные белые шумы с дисперсиями σ_1^2, σ_2^2 , соответственно.

Предположим, что по изображениям, поступающим с камеры, установленной на платформе, определяются углы ази-

мута и возвышения наблюдаемого объекта на морской поверхности. Платформа (наблюдатель) движется с постоянной скоростью

$$x_{t+1}^o = x_t^o + v^o \cos(\psi) \Delta, \quad (3)$$

$$y_{t+1}^o = y_t^o + v^o \sin(\psi) \Delta, \quad (4)$$

где линейная скорость v^o и курсовой угол ψ известны, Δ – такт дискретности, поступающих измерений. Координаты платформы в горизонтальной плоскости (x_t^o, y_t^o) измеряются, и модель наблюдений имеет вид

$$z_t = x_t^o + \xi_t, \quad (5)$$

$$u_t = y_t^o + \tau_t, \quad t = 0, 1, \dots, \quad (6)$$

где ξ_t, τ_t – центрированные, некоррелированные белые шумы с известными дисперсиями σ_3^2, σ_4^2 .

Движение объекта неизвестно наблюдателю и описывается линейной стохастической моделью с почти постоянной скоростью [3]

$$\begin{aligned} x_{t+1}^t &= x_t^t + \Delta v_t^{t,x} + \Delta^2 / 2 w_t^x, \\ v_{t+1}^{t,x} &= v_t^{t,x} + \Delta w_t^x, \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} y_{t+1}^t &= y_t^t + \Delta v_t^{t,y} + \Delta^2 / 2 w_t^y, \\ v_{t+1}^{t,y} &= v_t^{t,y} + \Delta w_t^y, \quad t = 0, 1, \dots, \end{aligned} \quad (8)$$

где $v_t^{t,x}, v_t^{t,y}$ – проекции скоростей на координатные оси x и y , w_t^x, w_t^y – проекции ускорений, которые предполагаются центрированными, некоррелированными белыми шумами с известными дисперсиями σ_x^2, σ_y^2 , соответственно.

Псевдолинеаризация измерений с учетом шумов наблюдений дает [1]

$$\begin{aligned} z_{1t}(\alpha_t, \beta_t) &= h \frac{\cos(\alpha_t + \psi)}{\tan(\beta_t)} + z_t \\ &= x_t^t + \zeta_t, \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} z_{2t}(\alpha_t, \beta_t) &= h \frac{\sin(\alpha_t + \psi)}{\tan(\beta_t)} + u_t \\ &= y_t^t + \eta_t, \end{aligned} \quad (10)$$

где

$$\begin{pmatrix} \zeta_t \\ \eta_t \end{pmatrix} = D_t \begin{pmatrix} \xi_{\alpha,t} \\ \xi_{\beta,t} \end{pmatrix}, \quad (11)$$

$$D_t = \begin{pmatrix} \frac{\sin(\alpha_t + \psi)}{\tan(\beta_t)} & \frac{\cos(\alpha_t + \psi)}{\sin^2(\beta_t)} \\ \frac{\cos(\alpha_t + \psi)}{\tan(\beta_t)} & \frac{\sin(\alpha_t + \psi)}{\sin^2(\beta_t)} \end{pmatrix}. \quad (12)$$

Выражения (3) – (12) представляют собой специальный случай линейной нестационарной дискретной модели пространства состояния вида

$$x_{t+1} = A_t x_t + B_t w_t, \quad (13)$$

$$y_t = C_t x_t + D_t \xi_t, \quad (14)$$

где $x_t \in R^n$ – вектор состояния, $y_t \in R^m$ – вектор измерений, w_t и ξ_t – некоррелированные случайные процессы с нулевыми средними и известными ковариационными матрицами $E(w_t w_t^T) = Q_t$, $E(\xi_t \xi_t^T) = V_t$, A_t, B_t, C_t, D_t – известные матрицы соответствующих размерностей, $t=1,2,\dots$. В нашем случае все матрицы, входящие в описание (13), (14) за исключением D_t не зависят от времени.

Введем дискретные интервалы $[t-N, t]$, $t \in T_N = \{N, N+1, \dots\}$, где N – размер скользящего окна. Предположим, что следующие условия выполняются.

A1: Априорная информация о компонентах x_{t-N} $t \in T_N$ отсутствует и они являются или неизвестными постоянными или случайными переменными, статистические характеристики которых неизвестны.

A2: Если x_{t-N} являются случайными

переменными, то они не коррелированы с w_t and ξ_t for $t=1,2,\dots$

При выполнении A1, A2, линейная несмещенная оценка состояния системы (1), (2), минимизирующая критерий $E[(x_i - \hat{x}_i)^T (x_i - \hat{x}_i)]$, $i \in T^* = [t-N+N^*, t]$, $t \in T_N$ (оптимальный фильтр со скользящим окном) определяется выражениями [13, 14]:

$$\hat{x}_{i+1} = A_i \hat{x}_i + K_i (y_i - C_i \hat{x}_i), \quad \hat{x}_{t-N} = 0, \quad (15)$$

$$K_i = (A_i S_i + A_{i+1} R_i M_{i+1}^+ R_i^T) C_i^T N_i^{-1}, \quad (16)$$

$$\begin{aligned} S_{i+1} &= A_i S_i A_i^T - A_i S_i C_i^T N_i^{-1} C_i S_i A_i^T \\ &+ \tilde{Q}_i, \quad S_{t-N} = 0, \end{aligned} \quad (17)$$

$$R_{i+1} = A_{i+1} R_i, \quad R_{t-N} = I_n, \quad (18)$$

$$M_{i+1} = M_i + R_i^T C_i^T N_i^{-1} C_i R_i, \quad M_{t-N} = 0, \quad (19)$$

$$N_i = C_i S_i C_i^T + \tilde{V}, \quad (20)$$

$$A_{i+1} = A_i - A_i S_i C_i^T N_i^{-1} C_i, \quad (21)$$

$$\begin{aligned} N^* &= \min_i \{i : M_i > 0, i = t-N, t-N+1, \dots\}, \\ &i \in [t-N, t], t \in T_N, \end{aligned} \quad (22)$$

где $\tilde{Q}_i = B_i Q_i B_i^T$, $\tilde{V}_i = D_i V_i D_i^T$, A^+ – Мура-Пенроуза инверсия A , I_n – единичная матрица размера $m \times n$.

Ковариационная матрица ошибки оценивания фильтра (КМОО) при $i \in T^* = [t-N+N^*, t]$, $t \in T_N$ дается выражением

$$P_i = S_i + H_i, \quad (23)$$

где $H_i = R_i M_i^+ R_i^T$.

Задача формулируется следующим образом. Модель (13), (14) рассматривается как номинальная для анализируемого объекта, а для оценки ее состояния используется фильтр, описываемый выражениями (15)–(22). Требуется обнаружить изменения в свойствах объекта на основе наблюдений невязок $y_i - C_i \hat{x}_i$ и предложить алгоритм для выбора размера скользящего окна в каждый момент времени, для того чтобы улучшить переходные характеристики фильтра.

Описание алгоритма. Вначале, сформулируем алгоритм выбора размера

скользящего окна для стационарного случая системы (13), (14), а затем покажем, как он может быть модифицирован с учетом особенностей рассматриваемой задачи.

Из (15–22), (13), (14) следует, что P_i , H_i , K_i^{tr} не зависят от t и поэтому достаточно рассматривать поведение фильтра внутри одного скользящего окна $i \in [0, N]$ и $t = N$. Нам понадобится следующее утверждение [15].

Теорема 1. Пусть выполняются следующие условия:

- (a) пара матриц $[A, \tilde{Q}^{1/2}]$ детектируема,
- (b) пара матриц $[A, C^T]$ стабилизируема,
- (c) $\tilde{V} > 0$,
- (d) $|\lambda_i(A)| \leq 1$, где $\lambda_i(A)$, $i = 1, 2, \dots, n$ – собственные числа A .

Тогда: 1. Существует семейство матричных функций P_i^μ , H_i^μ и $\mu^* > 0$ такое, что для любых $\varepsilon > 0$, конечного интервала $T^* = [N^*, N]$

$$\|P_i - P_i^\mu\| \leq \varepsilon, \|H_i - H_i^\mu\| \leq \varepsilon \quad (24)$$

$$P_{i+1}^\mu \leq P_i^\mu, H_{i+1}^\mu \leq H_i^\mu \quad (25)$$

для всех $i \in T^*$ и $\mu \geq \mu^*$.

2. При неограниченном увеличении длины скользящего окна существуют пределы

$$P_i^\mu \rightarrow \bar{P}, H_i^\mu \rightarrow 0 \text{ при } i \rightarrow \infty, \quad (26)$$

где

$$\bar{P} = \bar{A}\bar{P}A^T - \bar{A}\bar{P}C^T(C\bar{P}C^T + \tilde{V})^{-1}\bar{P}A^T + \tilde{Q}$$

для всех $\mu \geq \mu^*$.

Рассмотрим применение Теоремы 1 к выбору размера скользящего окна. Существует несколько общих требований. Прежде всего, модель должна соответствовать объекту внутри скользящих окон. Во-вторых, если размер окна N слишком мал, то доступной информации недостаточно для получения приемлемой оценки точности. И наоборот, если он слишком велик, то он может быть

неприемлемым с точки зрения переходных характеристик фильтра. Принимая во внимание эти соображения, мы хотели бы выбирать большое N при отсутствии возмущений и небольшое в течение временных интервалов их действия. Принципиальная возможность решения этой проблемы с использованием оптимального фильтра следует из утверждения Теоремы 1, что КМОО фильтра является монотонно неубывающей матричной функцией. Чтобы детектировать момент появления внезапных изменений, в литературе предлагаются различные решения, основанные на анализе остатков ФК [3]. Для иллюстрации подхода, мы используем хи-квадрат статистику, широко применяемую для решения различных задач в качестве детектора таких изменений.

Рассмотрим след КМОО фильтра $tr(P_i^\mu)$. Из теоремы 1 следует, что КМОО, определяемая (23), может быть аппроксимирована семейством монотонно неубывающих матричных функций P_i^μ , имеющих предел \bar{P} при $i \rightarrow \infty$. С учетом этого зададим величину P_i в окрестности установившегося значения, используя неравенство

$$p_{\min} \leq tr(P_i - \bar{P}) \leq p_{\max}, \quad (26)$$

где p_{\min} , p_{\max} – выбираемые пользователем параметры. Отсюда следует верхняя граница N_{\max} для приемлемого значения размера окна $[N_{\min}, N_{\max}]$, где $N^* \leq N_{\min} < N_{\max}$.

Введем скользящие окна $[t + \Delta_t, t + N_{\max}]$, длины $N_t = N_{\max} - \Delta_t \geq N_{\min}$, $t = 0, 1, \dots$ и нормализованный квадрат невязки

$$J_{t+N_{\max}} = v_{t+N_{\max}}^T \Sigma_{t+N_{\max}}^{-1} v_{t+N_{\max}}$$

где Δ_t – последовательность целых положительных чисел, $\Sigma_i = CP_i C^T + \tilde{V}$. При условии, что шумы в (13), (14) имеют нормальные распределения, переменная $J_{t+N_{\max}}$ имеет распределение

хи-квадрат с m степенями свободы. В этом случае Хи-квадрат тест определяется выражением

$$\text{if } J_t > \eta_t = F^{-1}(1-\alpha | m) \quad (27)$$

где $F(x | m)$ – распределение хи-квадрат с m , α – вероятность ложной тревоги.

Предлагается следующая процедура выбора длины окна

$$\begin{aligned} N_t &= N_{\max} + \Delta_t, \quad t = 0, 1, \dots, \\ \Delta_t &= \Delta_{t-1} + \tau_t, \quad \Delta_0 \in [N_{\min}, N_{\max}], \end{aligned} \quad (28)$$

где τ_t – последовательность целых чисел, удовлетворяющая условиям

$$\tau_t = \begin{cases} \geq 0 & \text{if } J_t > \eta_t \text{ and } \Delta_{t-1} + \tau_t < N_{\max} - N_{\min}, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (29)$$

$$\tau_t = \begin{cases} \leq 0 & \text{if } J_t \leq \eta_t \text{ and } \Delta_{t-1} + \tau_t \geq N_{\min}, \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (30)$$

Обратимся теперь к задаче оценки x_t^t , y_t^t , $v_t^{t,x}$, $v_t^{t,y}$, по наблюдениям (9, 10). Интенсивность шумов измерений определяется выражением $\tilde{V}_i = D_i V D_i^T$, где $V = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2)$. Отсюда и (9), (10) следует, что с увеличением дистанции до объекта матрица \tilde{V}_i неограниченно растет по норме ($\beta_t \rightarrow 0$) и наоборот – убывает при ее уменьшении. Это означает, что для получения приемлемой точности в первом случае необходимо сохранять длину окна достаточно большой, тогда как во-втором – размер окна можно уменьшить, сохраняя при этом достаточную точность и обеспечивая качество переходных процессов, при действии возмущений. Для определения длины скользящего окна предлагается использовать соотношения (27–29).

Компьютерное моделирование. Сравняются три алгоритма: ФК, предложенный адаптивный алгоритм и опти-

мальный алгоритм с фиксированным размером скользящего окна, описываемый выражениями (15) – (23). Для удобства ссылок мы будем обозначать их 1, 2, 3, соответственно.

Рассмотрим следующий сценарий относительного движения судна-наблюдателя и объекта, при котором они движутся вдоль оси x в соответствии с уравнениями (3), (7) навстречу друг другу. Дополнительно предположим, что в канале наблюдения действует импульсная помеха, обусловленная появлением ошибок в оценке угла возвышения по видеонаблюдениям. В этом случае, модель наблюдения (2) и ее псевдо линеаризованный вариант, используемый для построения фильтров, определяются, соответственно, выражениями

$$\tilde{\beta}_t = \beta_t + \xi_{\beta,t} = \arctg\left(\frac{h_t}{k_t}\right) + \xi_{\beta,t} + \delta_t,$$

где

$$\delta_t = \begin{cases} 1^\circ, & \text{if } 65c \leq 75c, \\ 0 & \text{else.} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} z_t(\beta_t) &= h \frac{1}{\tan(\beta_t)} + z_t \\ &= x_t^t + h \frac{1}{\sin^2(\beta_t)} \zeta_t. \end{aligned}$$

Введем следующие обозначения для ошибок оценивания каждым алгоритмом:

$$\begin{aligned} ex_t^{t,i} &= x_t^t - \hat{x}_t^{t,i}, \quad ev_t^{t,x,i} = v_t^{t,x} - \hat{v}_t^{t,x,i}, \\ i &= 1, 2, 3. \end{aligned}$$

На рис. 2 показаны зависимости ошибок оценивания координаты и скорости объекта, размера скользящего окна и угла возвышения от времен. Мы полагали $N_{\max} = 20$, $\Delta_0 = 0$, $N_{\min} = 2$, $\tau_t = 2$ если выполняется (29) и $\tau_t = -2$ если (30), $\alpha = 0.01$. Видно, что предложенный адаптивный алгоритм может иметь лучше переходные характеристики по сравнению с ФК. При этом, вне пределов действия возмущения оценки полученные с помощью адаптивного алгоритма и фильтра Калмана близки по точности.

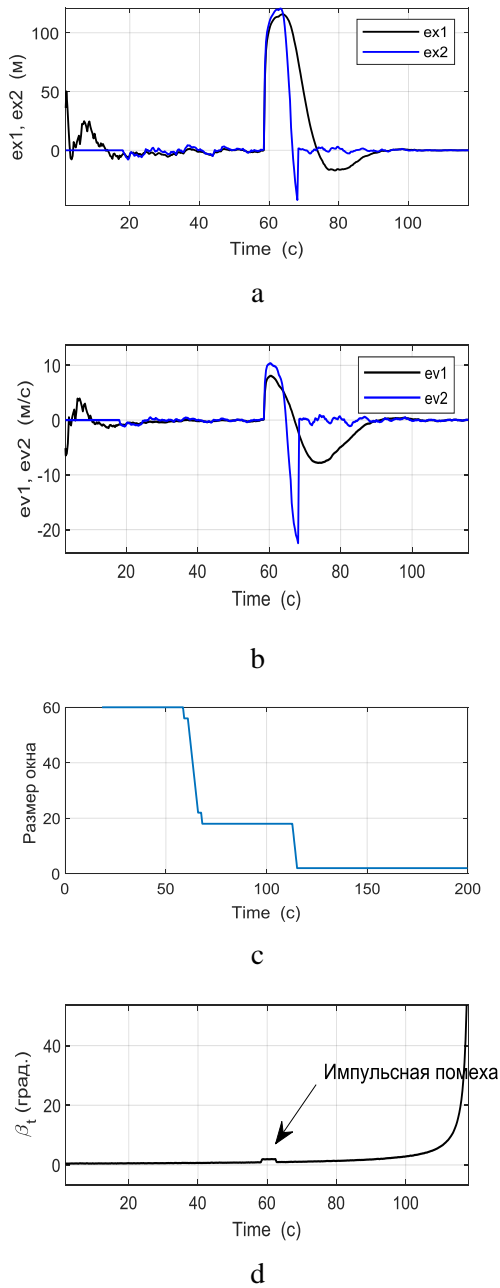


Рис. 2. Зависимости ошибок оценивания координаты (а) и скорости (b) объекта, размера скользящего окна (с), угла возвышения от времени (d)

Fig. 2. Dependences of errors in estimating the coordinates (a) and velocity (b) of the object, the size of the sliding window (c), the elevation angle on time (d)

На рис. 3 показаны зависимости ошибок оценивания координаты и скорости объекта от времен, полученные с помощью фильтра Калмана и оптимального алгоритма со скользящим окном фиксированного размера с $N = 20$. Видно, что алгоритм со скользящим окном имеет лучшие переходный процесс по сравнению с фильтром Калмана, но дает менее точные оценки вне пределов действия возмущения.

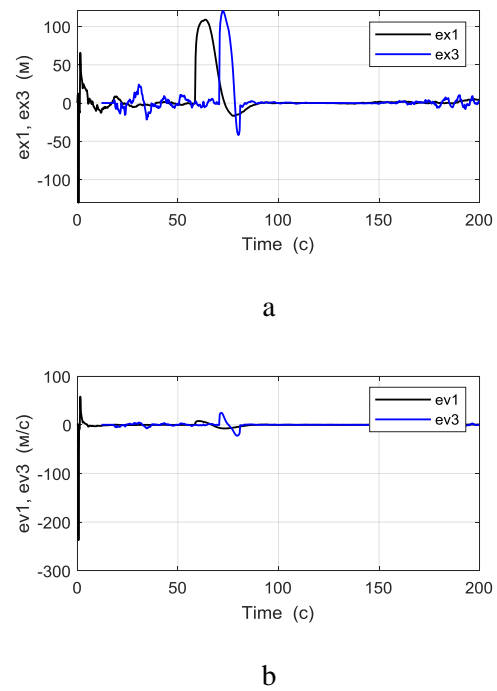


Рис. 3. Зависимости ошибок оценивания координаты (а) и скорости объекта от времени (b)

Fig. 3. Dependences of errors in estimating the coordinates (a) and the velocity of the object on time (b)

Входные данные для моделирования приведены в табл. 1.

Таблица 1. Входные данные для моделирования

Компоненты системы	Параметры
Камера	Full HD (1920×1080), $\alpha = 70^0$ (угол зрения), $\sigma_\alpha = 0.88'$, $\sigma_\beta = 1.56'$, $h = 3$ m.
Судно-наблюдатель	$x_0^o = 0$ m, $\sigma_3 = 1$ m, $\Delta = 0.1$ s.
Объект	$x_0^t = 400$ m, $v_0^{t,y} = 3.12$ m/s, $\sigma_x = \sigma_y = 0.1$ m/s ² , $\Delta = 0.3$ s.

Заключение. Основной результат работы состоит в следующем. Предложен новый адаптивный алгоритм оценивания состояния и скорости морских объектов на морской поверхности по углам возвышения и азимута, полученных по видеоизображениям этих объектов. Алгоритм позволяет выбирать адаптивно размер скользящего окна таким образом, чтобы он был достаточно малым, когда в системе появляется неконтролируемое возмущение, и достаточно большим, если оно отсутствует или исчезает. Численное моделирование показало, что предложенный алгоритм может иметь лучшие переходные характеристики по сравнению с фильтром Калмана и оптимальным фильтром с фиксированным размером скользящего окна на интервалах действия возмущений и может обеспечить близкую точность оценок, получаемых ФК в их отсутствие.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Skorohod B.A.* Receding Horizon Unbiased FIR Filters and Their Application to Sea Target Tracking, *Journal of Control Science and Engineering*, Vol. 2018, Available: <https://doi.org/10.1155/2018/1803623>.
2. *Скороход Б.А., Стаценко А.В., Фатеев С.И.* Алгоритмы видеонаблюдения и маневрирования автономных морских судов. *Известия ТГУ, технические науки*. 2018. Выпуск 3. С. 85–110.

3. *Bar-Shalom, Yaakov, Li, X Rong, Kirubarajan*, Estimation with applications to tracking and navigation. John Wiley and Sons, New York. 2001.

4. *La Scala B.F., Mallick M., and Arulampalam S.* Differential geometry measures of nonlinearity for filtering with nonlinear dynamic and linear measurement models. In *SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*, Vol. 6699, August 2007, 12 p.

5. *Shar P., and Li X.R.* A practical approach to observability of bearings-only target tracking, *SPIE Vol 3809*, 1999, pp. 514–520.

6. *Ferdowsi M.H.* Observability conditions for target states with bearing-only measurements in three-dimensional case. *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Control Applications Munich, Germany, October 4-6, 2006*, pp. 1443–1449.

7. *Barbara La Scala Mark Morelande.* An analysis of the single sensor bearings-only tracking problem 2008 11th International Conference on Information Fusion June 30, 2008, July 3, 2008, pp. 525–530.

8. *Aidala V.J.*, Kalman filter behavior in bearings-only tracking applications. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Jan. 1979, Vol. 15, pp. 29–39.

9. *X. Lin X., Kirubarajan T., Bar-Shalom Y., Maskell S.* Comparison of EKF, pseudo measurement, and particle filters for a bearing-only target tracking problem, *Proc. SPIE 4728, Signal and Data Pro-*

cessing of Small Targets 2002, pp. 240–250.

10. *Jazwinski A.H.* Stochastic Processes and Filtering Theory. New York: Academic, 1970.

11. *Kwon W.H., Kim P.S., Han S.H.* A receding horizon unbiased FIR filter for discrete-time state space models”, *Automatica* 38 (3) (2002), pp. 545–551.

12. *Shmaliy, Y.S., Liu, F., Zhao, S. & Khan, S.* (2016). Unbiased, optimal, and in-between: the trade-off in discrete finite impulse response filtering. *IET Signal Processing*, 10(4), pp. 325–334. doi: 10.1049/iet-spr.2015.0360.

13. *Skorohod B.* Diffuse Initialization of Kalman Filter, *Journal of Automation and Information Sciences*, V. 43. 2011, pp. 20–34. Begell House Publishing Ins., USA.

14. *Skorohod B.* Diffuse Algorithms for Neural and Neuro-Fuzzy Networks: With Applications in Control Engineering and Signal Processing. United Kingdom: Elsevier, 2017.

15. *Skorohod B.* Covariance Analysis of the Receding Horizon Optimal FIR Filter. International Russian Automation Conference (RusAutoCon), September 2021. DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021.9537565.

AN ALGORITHM FOR TRACKING OBJECTS ON THE SEA SURFACE BY VIDEO SURVEILLANCE WITH ADAPTIVE SELECTION OF THE SLIDING WINDOW SIZE

B.A. Skorohod

Sevastopol State University, RF, Sevastopol, Universitetskaya St., 33

A new adaptive algorithm is proposed for estimating the state and speed of marine objects on the sea surface by elevation and azimuth angles obtained from video image processing. The algorithm is based on the combined use of an optimal filter with a sliding window and a detector for the appearance of uncontrolled disturbances. This approach allows you to choose the size of the sliding window in such a way that it is small enough when a disturbance appears in the system, and large enough if it is absent or disappears. This makes it possible to provide theoretically accurate estimates close to the Kalman filter in their absence.

Keywords: filters with sliding window, azimuth and elevation angles, monocular video camera.

REFERENCES

1. *Skorohod B.A.* Receding Horizon Unbiased FIR Filters and Their Application to Sea Target Tracking, *Journal of Control Science and Engineering*, vol. 2018, Available: <https://doi.org/10.1155/2018/1803623>.

2. *Skorohod B.A., Stacenko A.V., and Fateev S.I.* Algoritmy videonablyudeniya i manevrirovaniya avtonomnyh morskikh sudov (Algorithms for video surveillance and maneuvering of autonomous marine vessels). *Izvestiya TGU, tekhnicheskie nauki*. 2018. No. 3, pp. 85–110.

3. *Bar-Shalom, Yaakov, Li, X Rong, Kirubarajan,* Estimation with applications to tracking and navigation. John Wiley and Sons, New York, 2001.

4. *La Scala B.F., Mallick M., and Arulampalam S.* Differential geometry measures of non-linearity for filtering with nonlinear dynamic and linear measurement models. In *SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*, Vol. 6699, August 2007, 12 p.

5. *Shar P., and Li X.R.* A practical approach to observability of bearings-only target tracking, *SPIE Vol 3809*, 1999, pp. 514–520.

6. *Ferdowsi M.H.* Observability conditions for target states with bearing-only measurements in three-dimensional case. *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Control Applications Munich, Germany, October 4–6, 2006*, pp. 1443–1449.

7. *Barbara La Scala Mark Morelande*. An analysis of the single sensor bearings-only tracking problem 2008 11th International Conference on Information Fusion June 30, 2008, July 3, 2008, pp. 525–530.
8. *Aidala V.J.*, Kalman filter behavior in bearings-only tracking applications. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Jan. 1979, Vol. 15, pp. 29–39.
9. *X. Lin X., Kirubarajan T., Bar-Shalom Y., Maskell S.* Comparison of EKF, pseudo measurement, and particle filters for a bearing-only target tracking problem, *Proc. SPIE 4728, Signal and Data Processing of Small Targets 2002*, pp. 240–250.
10. *Jazwinski A.H.* *Stochastic Processes and Filtering Theory*. New York: Academic, 1970.
11. *Kwon W.H., Kim P.S., Han S.H.* A receding horizon unbiased FIR filter for discrete-time state space models”, *Automatica* 38 (3) (2002), pp. 545–551.
12. *Shmaliy, Y.S., Liu, F., Zhao, S. & Khan, S.* (2016). Unbiased, optimal, and in-between: the trade-off in discrete finite impulse response filtering. *IET Signal Processing*, 10(4), pp. 325–334. doi: 10.1049/iet-spr.2015.0360.
13. *Skorohod B.* Diffuse Initialization of Kalman Filter, *Journal of Automation and Information Sciences*, V. 43. 2011, pp. 20–34. Begell House Publishing Ins., USA.
14. *Skorohod B.* *Diffuse Algorithms for Neural and Neuro-Fuzzy Networks: With Applications in Control Engineering and Signal Processing*. United Kingdom1: Elsevier, 2017.
15. *Skorohod B.* Covariance Analysis of the Receding Horizon Optimal FIR Filter. *International Russian Automation Conference (RusAutoCon)*, September 2021. DOI: 10.1109/RusAutoCon52004.2021. 9537565.