

АЛГОРИТМЫ МОНИТОРИНГА ПОЛОЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ НА МОРСКОЙ ПОВЕРХНОСТИ С ПОМОЩЬЮ МОНОКУЛЯРНОЙ ВИДЕОКАМЕРЫ

Б.А. Скороход

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

Предлагаются новые алгоритмы оценки координат объектов (как линейных, так и угловых) относительно системы координат, связанной с видеокамерой. Предлагается двухэтапный алгоритм. На первом этапе выполняется обработка изображений, поступающих с камеры – выделение на изображении области, принадлежащей морской поверхности, обнаружение и видео сопровождение объектов, определение по полученным изображениям углов азимута и возвышения. Наш подход основывается на представлении углов возвышения и азимута в виде нестационарных моделей авторегрессии, рекуррентной оценке их параметров и последующей оценке координат объекта.

Ключевые слова: углы азимута и возвышения, монокулярная видеокамера, нестационарные модели авторегрессии, диффузные алгоритмы оценивания параметров.

Поступила в редакцию: 20.10.2021. После доработки: 22.11.2021.

Введение. Мониторинг морской поверхности системами наблюдения может вестись с неподвижных, плавающих или надводных платформ [1–3]. Такие системы позволяют выявлять, анализировать и принимать решения в различных ситуациях по мере поступления информации с датчиков, расположенных на них.

Далее будет рассматриваться одна из важных задач мониторинга, состоящая в определении положения объектов интереса на морской поверхности относительно системы координат, связанной с системой наблюдения. Такая задача может решаться с помощью радаров, лидаров и видеокамер (стереопар или монокулярных) как в видео, так и инфракрасном диапазонах. Хорошо известны проблемы, связанные с решением сформулированной задачи с помощью любого из перечисленных датчиков. Это большая изменчивость морской поверхности, туманы, плохие условия освещённости, низкая контрастность объектов благодаря большому расстоянию до объекта и т.д.

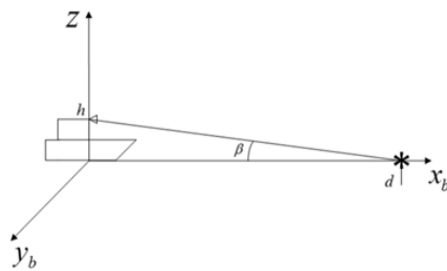
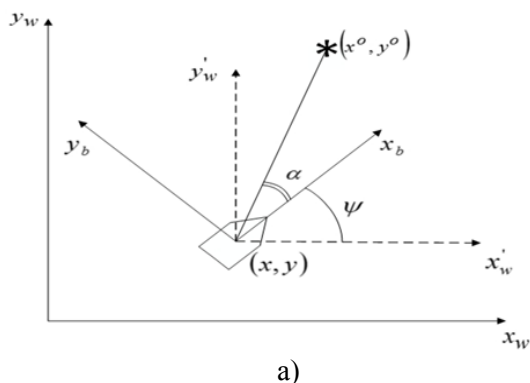
Широкое использование радаров связано с их робастностью относительно погодных условий, освещённости и тумана. Вместе с тем, имеются и опреде-

лённые ограничения их применения. Это чувствительность к материалам или то, что из поступающих с них сигналов не удаётся извлечь многие полезные свойства, присущие объектам наблюдения (по крайней мере, с помощью недорогих и малогабаритных). Имеется в виду информация об их форме, размерах, принадлежности определённому классу. В сравнении с радаром, одним из основных преимуществ лидаров является возможность представления объектов в виде облака точек, позволяющего определить форму объектов и классифицировать их. С другой стороны, осадки и туман существенно ухудшают их характеристики. Видеокамеры в системах наблюдения могут использоваться как в режиме комплексирования с другими датчиками, так и независимо. Стереопары позволяют в принципе определить 3d координаты любого наблюдаемого объекта. Однако, их применение на небольших, мобильных платформах не представляется возможным из-за необходимости создания большой стереобазы, обеспечивающей приемлемую точность. Так на расстояниях 500–1000 м до объекта, необходима стереобаза порядка 9–10 м [4]. Значительно более перспективным для использования на больших

платформах являются недорогие, малогабаритные монокулярные видеокамеры. Кроме отмеченных выше факторов, существенно затрудняющих решение задачи, отметим также следующее. Движение объекта не контролируется наблюдателем и в каждый момент времени доступно только его изображение.

Известно небольшое количество публикаций, посвящённых разработке алгоритмов определения положения объектов на морской поверхности с помощью монокулярной камеры [5–8]. Так в [5–7] рассматриваются алгоритмы определения только расстояния до объекта по углу возвышения для неподвижной и плавающей платформ. В [8] предложены алгоритмы, позволяющие определять не только расстояние, но и относительные координаты положения и скорости объекта по измерениям углов возвышения и азимута на основе нелинейных методов калмановской фильтрации. В этой статье предлагаются новые адаптивные алгоритмы оценки координат объектов (как линейных, так и угловых) относительно системы координат, связанной с видеокамерой. Наш подход основывается на представлении углов возвышения и азимута в виде нестационарных моделей авторегрессии, рекуррентной оценке их параметров и последующей оценке координат объекта.

Постановка задачи. Пусть видеокамера установлена на некоторой платформе и измеряются углы азимута (α) и возвышения (β) относительно объекта (более точно – относительно некоторой точки на линии пересечения морской поверхности и нижней горизонтальной части судна) (рис. 1).



б)

Рис. 1. Платформа с камерой и объект наблюдения (а – горизонтальная плоскость, б – вертикальная плоскость)

Fig. 1. A platform with a camera and a surveillance object (a- horizontal plane, vertical plane)

Из рис. 1 следуют выражения для углов α и β , учитывающие ошибки измерений

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

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

где

$$p_t = -e_t^x \sin(\psi_t) + e_t^y \cos(\psi_t),$$

$$r_t = e_t^x \cos(\psi_t) + e_t^y \sin(\psi_t),$$

$$k_t = \sqrt{(e_t^x)^2 + (e_t^y)^2},$$

$$e_t^x = x_t^t - x_t^o, \quad e_t^y = y_t^t - y_t^o,$$

$x_t^o, y_t^o, x_t^t, y_t^t$ – положение 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 $\sigma_\alpha^2, \sigma_\beta^2$, соответственно.

Пусть в каждый момент времени известны величины $x_t^o, y_t^o, \psi_t, h_t$. Требуется по наблюдениям $\tilde{\alpha}_t, \tilde{\beta}_t$ оценивать значения величин $x_t^t, y_t^t, d_t, \alpha_t, \beta_t$ и их прогнозов.

Общее описание алгоритма. Предлагается двухэтапный алгоритм. На первом этапе выполняется обработка изображений, поступающих с камеры – выделение на изображении области, принадлежащей морской поверхности, об-

наружение и видео сопровождение объектов, определение по полученным изображениям углов азимута и возвышения. Примеры такой обработки приведены на рис. 2–5 [9]. На втором этапе проводится собственно оценка положения объекта. Алгоритмы первого этапа получены в [9] и далее не рассматриваются. Разработка алгоритмов второго этапа собственно и является целью статьи, и их описание и исследование будет приведено в следующих разделах.

Без ограничения общности, будем полагать, что влияние угловых и верти-

кальных перемещений подвижной платформы компенсированы с помощью программных или аппаратных средств. Этого можно добиться, например, оценивая корреляцию соседних изображений, используя оценку линии горизонта на изображении или её прогнозируемое значение [10], по неподвижным ключевым точкам изображения, если они имеются. Результаты моделирования [8] показывают, что влиянием вертикальных гармонических колебаний платформы с относительно небольшой амплитудой (до 0,5 м) можно пренебречь.

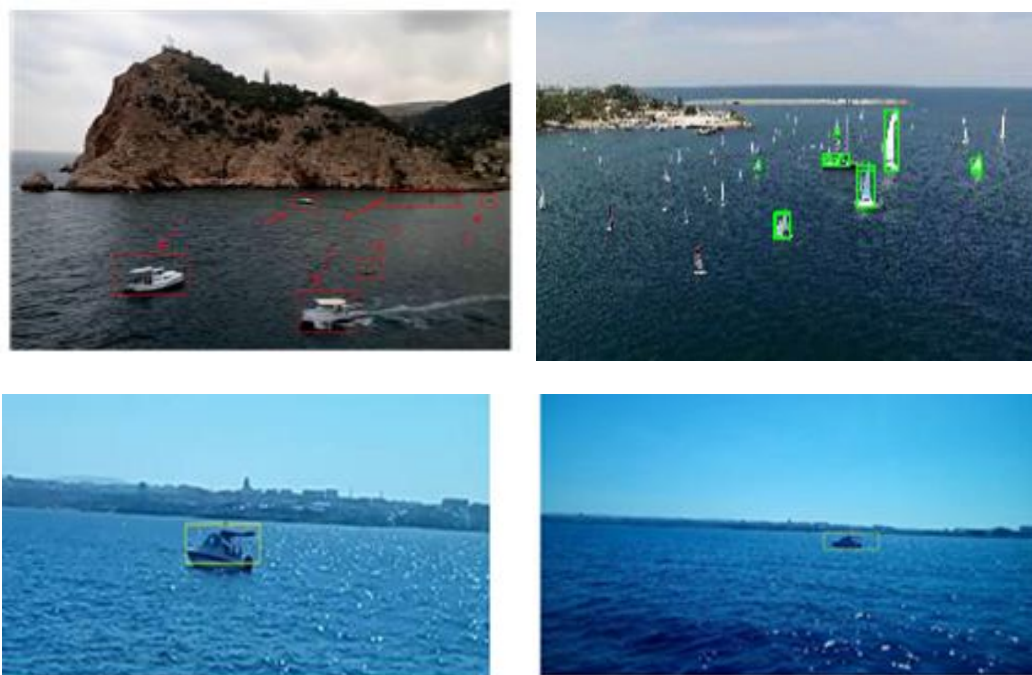


Рис. 2. Примеры выделения объектов на морской поверхности
 Fig. 2. Examples of selecting objects on the sea surface

Модели сигналов. Из (1), (2) трудно получить следующие соотношения для x_t^t, y_t^t, d_t [8]

$$x_t^t = x_t^o + h_t \frac{\cos(\tilde{\alpha}_t + \psi_t)}{\tan(\tilde{\beta}_t)}, \quad (3)$$

$$y_t^t = y_t^o + h_t \frac{\sin(\tilde{\alpha}_t + \psi_t)}{\tan(\tilde{\beta}_t)}, \quad (4)$$

$$d_t = \frac{h_t}{\tan(\tilde{\beta}_t)}. \quad (5)$$

Выражения (3), (4), (5), решают задачу оценки положения объекта по наблю-

дениям углов азимута α_t и возвышения β_t , и заданных значениях $x_t^o, y_t^o, \psi_t, h_t$. При отсутствии шумов (точных наблюдениях) они позволяют получить истинные значения x_t^t, y_t^t, d_t .

Отметим, также, что положение объекта может быть задано либо линейными координатами x_t^t, y_t^t , либо угловыми α_t, β_t . Для получения линейных координат необходимо знать высоту камеры над уровнем моря и все другие указанные выше величины. Для угловых координат

такая информация не требуется. Вместе с тем, для ряда приложений достаточно знать только угловые координаты (фиксация объекта в центре изображения, задачи сближения наблюдателя с объектом или его обхода).

Так как в (3), (4) используются измеренные значения углов α_t, β_t , то ошибки измерений $\xi_{\alpha,t}, \xi_{\beta,t}$ могут приводить к значительным ошибкам в определении x_t^i, y_t^i, d_t даже для камер с высоким разрешением. Кроме того, такой подход не позволяет строить оценки прогнозов как линейных, так и угловых координат объекта. В качестве альтернативы, в работе предлагается строить оптимальные оценки, опираясь на математические модели для α_t, β_t . При выборе моделей, мы исходим из того, что движение объектов неизвестно наблюдателю и происходит в сложном динамическом окружении. В качестве таких моделей предлагается использовать нестационарные модели авторегрессии широко используемые при описании поведения стохастических динамических систем [11]

$$\alpha_t = c_0 + c_{t,1}\alpha_{t-1} + \dots + c_{t,n}\alpha_{t-n}, \quad (6)$$

$$\tilde{\alpha}_t = \alpha_t + \xi_{\alpha,t}, \quad (7)$$

$$\beta_t = b_0 + b_{t,1}\beta_{t-1} + \dots + b_{t,m}\beta_{t-m}, \quad (8)$$

$$\tilde{\beta}_t = \beta_t + \xi_{\beta,t}, \quad (9)$$

где $c_0, c_{t,i}, i=1,2,\dots,n, b_0, b_{t,i}, i=1,2,\dots,m$ – неизвестные параметры, зависящие от времени, подлежащие определению, n, m – порядки моделей, выбираемые пользователем в процессе компьютерного моделирования.

Выражения (6)–(9) включают важный частный случай, когда платформа с установленной камерой и объект неподвижны

$$c_{t,i} = 0, i = 1, 2, \dots, n,$$

$$b_{t,i} = 0, i = 1, 2, \dots, m.$$

Переходя в (6), (8) к более компактным, векторно-матричным обозначениям, получим

$$\alpha_t = \Phi_t \theta_t, \quad (10)$$

$$\tilde{\alpha}_t = \alpha_t + \xi_{\alpha,t}, \quad (11)$$

$$\beta_t = H_t \gamma_t, \quad (12)$$

$$\tilde{\beta}_t = \beta_t + \xi_{\beta,t}, \quad (13)$$

где

$$\Phi_t = (1, \alpha_{t-1}, \dots, \alpha_{t-n}),$$

$$\theta_t = (c_0, c_{t,1}, \dots, c_{t,n})^T,$$

$$H_t = (1, \beta_{t-1}, \dots, \beta_{t-n}),$$

$$\theta_t = (b_0, b_{t,1}, \dots, b_{t,n})^T.$$

Применение рекуррентного метода наименьших квадратов (РМНК). Хотя РМНК основывается на предположении, что неизвестные параметры не зависят от времени, он часто используется в приложениях, где они меняются достаточно медленно [11]. Кроме того, при разработке алгоритмов необходимо учесть следующие особенности рассматриваемой задачи:

1. Априорная информация о неизвестных параметрах отсутствует.

2. Появление аномальных наблюдений, обусловленное ошибками определения углов α_t, β_t по полученному изображению в течение короткого промежутка времени.

3. Срыв слежения (отсутствие объекта на изображениях) в течение короткого промежутка времени.

4. Увеличение интенсивности изменений α_t, β_t при сближении платформы и объекта.

Во всех указанных режимах работы системы, характеристики стандартного РМНК могут существенно отличаться от идеальных. В этих случаях принято говорить о расходимости РМНК. Рассмотрим две робастные модификации РМНК (диффузные алгоритмы), предложенные в [12].

Первый алгоритм основывается на минимизации критерия качества

$$J_t(\theta) = \sum_{k=1}^t \lambda^{t-k} (\tilde{\alpha}_k - H_k \theta)^2 + \theta^T \theta / \mu, \quad t = 1, 2, \dots,$$

где μ – большой положительный параметр, учитывающий отсутствие априорной информации о неизвестном параметре, $\lambda \in (0, 1]$ – забывающий множи-

тель, позволяющий уменьшить влияние прошлых наблюдений. Оценка параметра θ , из условия минимума этого критерия при $\mu \rightarrow \infty$, может быть найдена рекуррентно

$$\hat{\theta}_t = \hat{\theta}_{t-1} + K_t(\tilde{\alpha}_t - H_t \hat{\theta}_{t-1}), \quad (14)$$

$$\hat{\theta}_t = 0, \quad t=1,2,\dots,$$

где

$$W_t = \lambda W_{t-1} + H_t^T H_t, W_0 = 0, \quad (15)$$

$$K_t = W_t^+ H_t^T, \quad (16)$$

где W_t^+ – псевдоинверсия W_t . При отсутствии шумов, соотношения (14) – (16) позволяют точно восстановить вектор неизвестных параметров за конечное число шагов в отличие от стандартного РМНК.

В основе второго алгоритма лежит идея использования скользящего временного окна, на котором определяется динамическая система. Это позволяет избежать расходимости, вызванной неточностью задания модели и подавлять возмущения, действующие в течение коротких промежутков времени. Длина скользящего окна является основным параметром для таких алгоритмов. Выбор его связан с двумя противоречащими друг другу требованиями, в дополнение к адекватности используемой модели. Во-первых, для получения приемлемой точности, размер окна должен позволять обрабатывать достаточное количество входящих наблюдений. Во-вторых, с точки зрения практической реализации и переходных характеристик фильтра он не должен быть слишком большим. Приведём соотношения для диффузного варианта такого РМНК со скользящим окном [12]. Рассмотрим интервалы наблюдения $[t - M, t]$, $t = 1, \dots, N$ (скользящие окна) и предположим, что в момент $t - M$ априорная информация о векторе $\hat{\theta}_{t-N}$ отсутствует. Оценка θ , по наблюдениям, принадлежащим текущему скользящему окну определяется выражениями

$$\hat{\theta}_s = \hat{\theta}_{s-1} + K_s(\tilde{\alpha}_s - H_s \hat{\theta}_{s-1}), \quad (17)$$

$$\hat{\theta}_{t-M} = 0,$$

где

$$K_t = W_{t-M,s}^+ H_s^T, \quad (18)$$

$$W_{s,t-M} = W_{s-1,t-M} + H_s^T H_s, \quad (19)$$

$$W_{t-M,t-M} = 0,$$

$$s = t - M, t - M + 1, \dots, t - 1,$$

$$t = M, M + 1, \dots$$

Прогноз α_t, β_t на l тактов может быть получен, используя оценки $\hat{\theta}_t, \hat{\xi}_t, \hat{\alpha}_{t+i}, \hat{\xi}_{t+i}, i=1,2,\dots,l-1$, получаемые с помощью моделей (10), (12). Так для прогноза угла азимута находим

$$\hat{\alpha}_t = \hat{\xi}_0 + \hat{\xi}_{t,1} \hat{\alpha}_{t-1} + \dots + \hat{\xi}_{t,n} \hat{\alpha}_{t-n},$$

$$\hat{\alpha}_{t+1} = \hat{\xi}_0 + \hat{\xi}_{t+1,1} \hat{\alpha}_t + \dots + \hat{\xi}_{t+1,n} \hat{\alpha}_{t-n+1},$$

$$\dots$$

$$\hat{\alpha}_{t+l} = \hat{\xi}_0 + \hat{\xi}_{t+l,1} \hat{\alpha}_{t+l-1} + \dots + \hat{\xi}_{t+l,n} \hat{\alpha}_{t-n+l}. \quad (20)$$

Компьютерное моделирование.

Проиллюстрируем поведение трёх предложенных алгоритмов, описываемых соотношениями (3) – (5), (14) – (16), (17) – (19) на одном из возможных типичных сценариев. Для удобства ссылок мы будем обозначать их 1, 2, 3, соответственно.

Пусть беспилотный летательный аппарат (БЛА) летит на заданной высоте и по изображениям, поступающим с камеры, установленной на нем, определяются углы азимута и возвышения наблюдаемого объекта (судно, неконтролируемая буйковая станция и т.д.) на морской поверхности. БЛА (наблюдатель) движется с постоянной скоростью в соответствии с уравнениями

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

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

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

$$z_t = x_t^o + \xi_t,$$

$$u_t = y_t^o + \tau_t, t=0,1,\dots,$$

где ξ_t, τ_t – центрированные, некоррелированные белые шумы с известными дисперсиями $\sigma_\xi^2, \sigma_\tau^2$.

Движение объекта неизвестно наблюдателю и описывается линейной стохастической моделью с почти постоянной скоростью [13]

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

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.

Входные данные для моделирования приведены в табл.1. На рис. 3 показаны траектории движения БЛА и объекта, зависимости дальности и углов азимута и возвышения от времени. Видно, что расстояние между ними меняется в пределах от 700 до 28 м, а углы α_t, β_t в пределах примерно от 7° до 37° градусов и от $0,23^\circ$ до 12° , соответственно.

Введём следующие обозначения для ошибок оценивания каждым алгоритмом:

$$\begin{aligned} ex_t^i &= x_t^i - \hat{x}_t^i, \quad ey_t^i = y_t^i - \hat{y}_t^i, \quad i = 1, 2, 3, \\ e\alpha_t^i &= \alpha_t - \hat{\alpha}_t^i, \quad e\beta_t^i = \beta_t - \hat{\beta}_t^i, \quad i = 2, 3, \end{aligned}$$

где $\hat{x}_t^i, \hat{y}_t^i, \hat{\alpha}_t^i, \hat{\beta}_t^i$ – оценки соответствующих параметров, полученные с помощью i -го алгоритма. Ошибки наблюдения в (1), (2) будем обозначать $\alpha_{t,noise}, \beta_{t,noise}$.

На рис. 4 приведены результаты моделирования алгоритмов 1 и 2 с $\lambda = 1$, порядками моделей $b = m = 5$ и $c_0 = b_0 = 0$. Визуальный анализ показывает, что оптимальные оценки позволяют заметно повысить точность определения линейных координат. Улучшение заметно также и по угловым координатам – но только на расстоянии более 200 м по α_t и 100 м по β_t до объекта. Мы объясняем это тем, что при приближении к объекту наблюдается быстрый рост угловых координат и модель авторегрессии не адекватна процессу на всем интервале наблюдения.

Для количественной характеристики точности алгоритмов использовались смещение оценки и корень из среднего квадрата ошибки (rmse), значения которых приведены в табл. 2. Из приведённых данных следует:

1. Использование оптимальной оценки позволяет уменьшить до 2,5 раз смещение в определении линейных координат и до 18% rmse.
2. Смещение в угловых координатах – менее 1 угловой секунды (пренебрежимо мало), а rmse уменьшилось с 0.88' до 0.57' и с 1.56' до 1.14' по α_t и β_t , соответственно.

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,
БЛА	$x_0^o = y_0^o = 0$ m, $\sigma_\xi = \sigma_w = 1$ m, $v^{o,x} = 2.55$ m/s, $v^{o,y} = 4.33$ m/s, $\psi = 50^0$, $\Delta = 0.1$ s
Объект	$x_0^t = 400$ m, $y_0^t = 600$ m, $v_0^{t,y} = 3.12$ m/s, $v_0^{t,x} = 2.98$ m/s, $\sigma_x = \sigma_y = 0.1$ m/s ² , $\Delta = 0.3$ s, $\psi = 60^0$

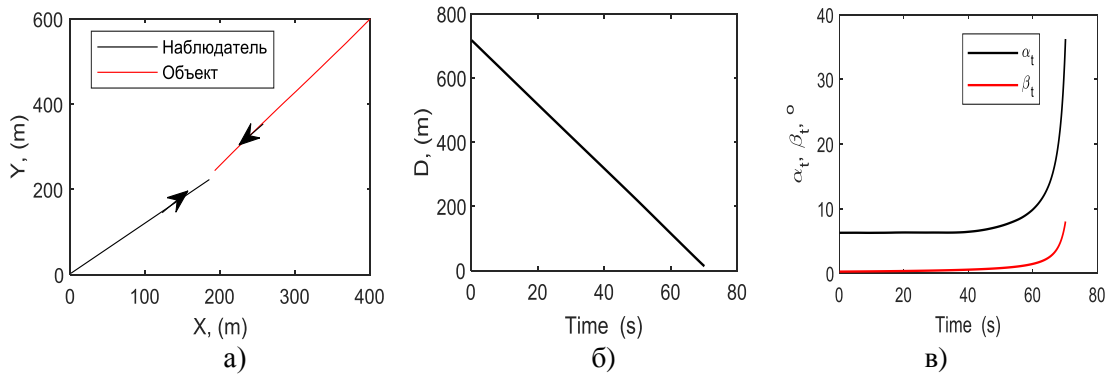


Рис. 3. а) Траектории движения наблюдателя и цели; б) зависимость дальности от времени; в) зависимость углов азимута и возвышения от времени
Fig. 3. a) The trajectory of the observer and the target; б) the dependence of the range on time; в) the dependence of the azimuth and elevation angles on time

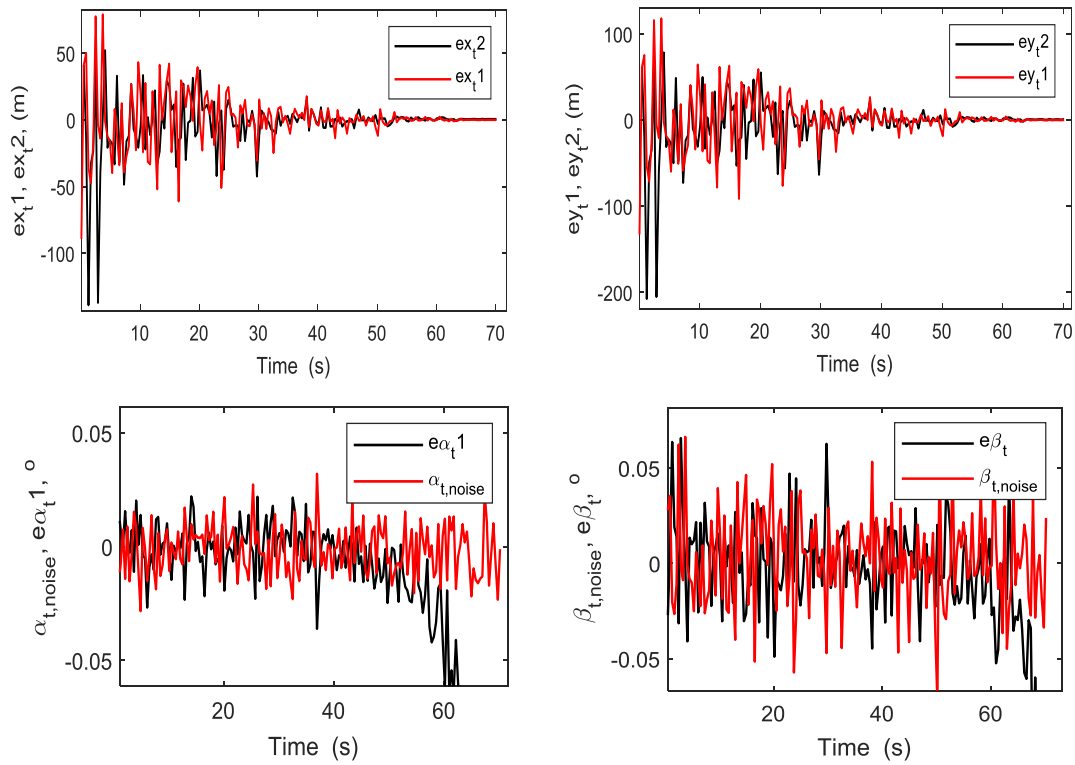


Рис. 4. Зависимости ошибок оценивания линейных и угловых координат объекта
Fig. 4. Dependencies of errors in estimating linear and angular coordinates of an object

Таблица 2. Оценки смещения и rmse

Алгоритм	Смещение				rmse			
	$x, (м)$	$y, (м)$	$\alpha, (^\circ)$	$\beta, (^\circ)$	$x, (м)$	$y, (м)$	$\alpha, (^\circ)$	$\beta, (^\circ)$
1	1.98	-2.79	0	0	20.7	31	0.88	1.56
2	-0.74	-1.1	0.008	$6 \cdot 10^{-4}$	16.9	25.2	0.57	1.14

На рис. 5 приведены результаты моделирования при ошибках наблюдения и импульсных помехах

$$\tilde{\alpha}_t = \alpha_t + \xi_{\alpha,t} + w_{\alpha,t},$$

$$\tilde{\beta}_t = \beta_t + \xi_{\beta,t} + w_{\beta,t},$$

где

$$w_{\alpha,t} = \begin{cases} N(0,1^{\circ}), & 40c \leq t \leq 42c \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

$$w_{\beta,t} = \begin{cases} N(0,1^{\circ}), & 40c \leq t \leq 42c \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

Использовался алгоритм 3 со скользящим окном, порядками моделей $b = m = 5$ и длиной скользящего окна 120 тактов. Видно (рис. 5, б), что это позволило уменьшить время переходного процесса $e\alpha_t^i$ примерно на 20с по сравнению алгоритмом 1 (рис. 5, а).

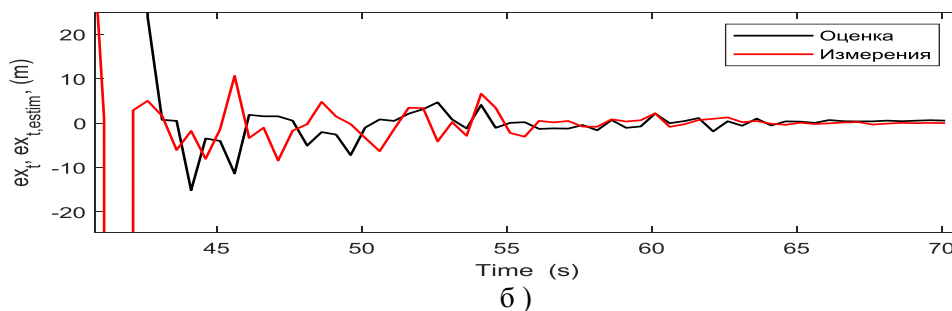
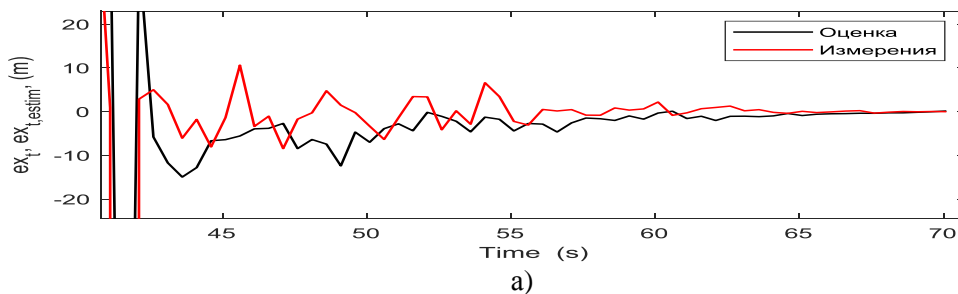
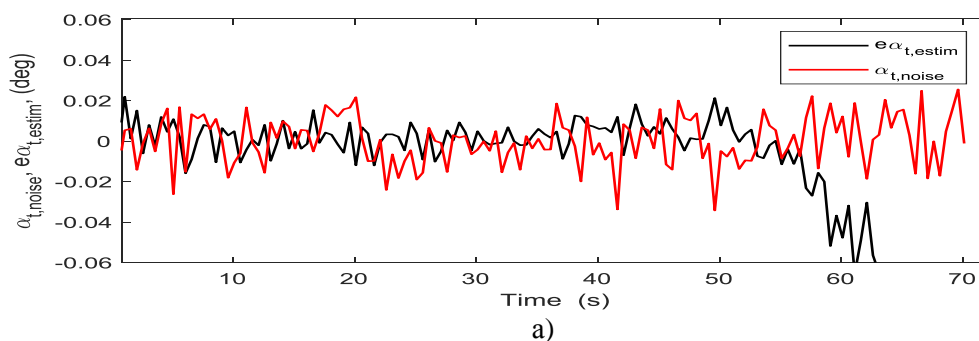


Рис. 5. а), б) Зависимости ошибок оценивания угла азимута с помощью алгоритмов 1, 3, соответственно, при действии импульсных возмущений

Fig. 5. а), b) Dependences of azimuth angle estimation errors using algorithms 1, 3, respectively, under the action of pulse disturbances

На рис. 6, а показана зависимость от времени ошибки оценивания $e\alpha_t^i$, полученная с помощью алгоритма 1. Видно, что примерно, с 53 с (200 м до объекта) алгоритм не позволяет получить прием-

лемые оценки (срыв слежения). Вместе с тем, как видно из рис. 5, б, при использовании алгоритма со скользящим окном, ошибка до 63 с (90 м до объекта) примерно та же, что и у алгоритма 1.



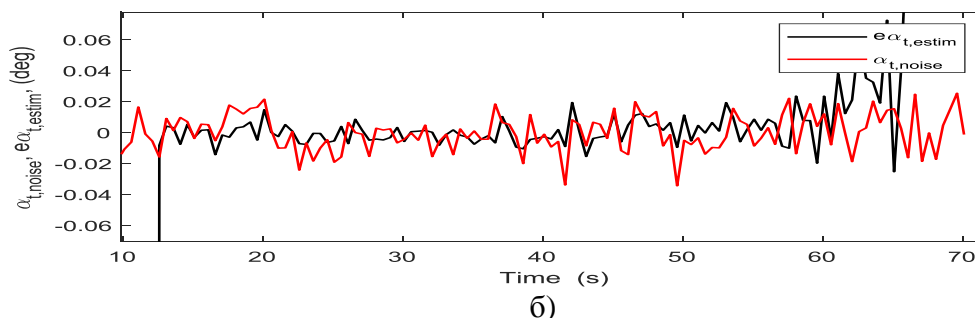


Рис. 6. а), б) Зависимости ошибок оценивания угла азимута с помощью алгоритмов 1, 3, соответственно

Fig. 6. а), б) Dependences of azimuth angle estimation errors using algorithms 1, 3, respectively

Заключение. Основной результат, полученный в этой статье, состоит в следующем. Предложен новый двухэтапный подход к оценке положения объектов на морской поверхности по последовательности наблюдений с монокулярной камеры. На первом этапе выполняется обработка изображений, поступающих с камеры – выделение на изображении области, принадлежащей морской поверхности, обнаружение и видео сопровождение объектов, определение по полученным изображениям углов азимута и возвышения. На втором этапе проводится собственно оценка положения объекта, основанная на представлении этих углов в виде нестационарных моделей авторегрессии, рекуррентной оценке их параметров и последующей рекуррентной оценке координат объекта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Fefilyat'ev F., Goldgof D., Shceve M., Lembke C. Detection and Tracking of Ships in Open Sea with Rapidly Moving Buoy-Mounted Camera System // *Ocean Engineering*. 2012. Vol. 54. P. 1–12.
2. Gupta K., Aha D., Hartley R., Moore P. Adaptive Maritime Video Surveillance // *Proceedings of SPIE*. 2009. Vol. 7346. No. 09. P. 1–12.
3. Sullivan M., Shah M. Visual Surveillance in Maritime Port Facilities // *Proceedings of SPIE*. 2008. Vol. 6978. No. 11. P. 1–8.
4. Mou X., Wang W. Wide-Baseline Stereo-Based Obstacle Mapping for Unmanned Surface Vehicles // *Sensors (Basel)*. 2018 Apr. Vol. 18(4). P. 1085.
5. Larson J., Bruch M., Halterman R., Rogers J., Webster R. Advances in autonomous obstacle avoidance for unmanned surface vehicles, DTIC Document 2007.
6. Amarasinghe S., Kodikara N., Sandaruwan D. Location estimation in a maritime environment using a monocular camera // *In Advances in ICT for Emerging Regions (ICTer)*, 2014 International Conference on, 2014. P. 21–28.
7. Gladstone R., Moshe Y., Barel A., Shenhav E. Distance Estimation for Marine Vehicles Using a Monocular Video Camera // *24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2016. DOI: 10.1109/EUSIPCO.2016.7760680
8. 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>
9. Скороход Б.А., Стаценко А.В., Фатеев С.И. Алгоритмы видеонаблюдения и маневрирования автономных морских судов // *Известия ТГУ, технические науки*. 2018. Вып. 3. С. 85–110.
10. Rodriguez-Padilla I., Castelle B., Marieu V., Morichon D. A Simple and Efficient Image Stabilization Method for Coastal Monitoring Video Systems // *Remote sensing*. 2019. DOI : 10.3390/rs12010070
11. Box G., Jenkins G. *Time Series Analysis Forecasting and Control*, Holden Day, San Francisco, 1976.
12. Skorohod B. *Diffuse Algorithms for Neural and Neuro-Fuzzy Networks: With Applications in Control Engineering and Signal Processing*. Elsevier, United Kingdom, 2017, 220 p.

13. Bar-Shalom Y., Rong X., Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation. John Wiley and Sons, New York. 2001.

ALGORITHMS FOR OBJECT POSITION MONITORING ON THE SEA SURFACE USING MONOCULAR VIDEO CAMERA

B.A. Skorohod

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

The article proposes new algorithms for estimating the coordinates of objects (both linear and angular) relative to the coordinate system related to the video camera. A two-step algorithm is proposed. At the first stage, the processing of images coming from the camera is performed – the selection of an area belonging to the sea surface in the image, the detection and video tracking of objects, the determination of azimuth and elevation angles from the obtained images. Our approach is based on the representation of elevation and azimuth angles in the form of non-stationary autoregression models, recurrent estimation of their parameters and subsequent estimation of the object coordinates.

Keywords: azimuth and elevation angles, monocular video camera, non-stationary autoregression models, diffuse algorithms for parameter estimation.

REFERENCES

1. Fefilat'yev F., Goldgof D., Shceve M., and Lembke C. Detection and Tracking of Ships in Open Sea with Rapidly Moving Buoy-Mounted Camera System. *Ocean Engineering*, 2012, Vol. 54, pp. 1-12.
2. Gupta K., Aha D., Hartley R., and Moore P. Adaptive Maritime Video Surveillance. *Proceedings of SPIE*, 2009, Vol. 7346, No. 09, pp. 1-12.
3. Sullivan M. and Shah M. Visual Surveillance in Maritime Port Facilities. *Proceedings of SPIE*, 2008, Vol. 6978, No.11, pp. 1-8.
4. Mou X. and Wang W. Wide-Baseline Stereo-Based Obstacle Mapping for Unmanned Surface Vehicles. *Sensors (Basel)*, 2018 Apr., Vol. 18(4), pp. 1085.
5. Larson J., Bruch M., Halterman R., Rogers J., and Webster R. Advances in autonomous obstacle avoidance for unmanned surface vehicles. *DTIC Document 2007*.
6. Amarasinghe S., Kodikara N., and Sandaruwan D. Location estimation in a maritime environment using a monocular camera. In *Advances in ICT for Emerging Regions (ICTer), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 21–28.
7. Gladstone R., Moshe Y., Barel A., and Shenhav E. Distance Estimation for Marine Vehicles Using a Monocular Video Camera. *24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2016. DOI: 10.1109/EUSIPCO.2016.7760680
8. 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>.
9. Skorohod B.A., Statsenko A.V., and Fateev S.I. Algoritmy videonabljudeniya i manevrirovaniya avtonomnyh morskikh sudov (Algorithms of video surveillance and maneuvering of autonomous sea vessels). *News of TSU, technical sciences*, 2018, Issue 3, pp. 85–110.
10. Rodriguez-Padilla I., Castelle B., Marieu V., and Morichon D. A Simple and Efficient Image Stabilization Method for Coastal Monitoring Video Systems. *Remote sensing*, 2019, DOI: 10.3390/rs12010070
11. Box G. and Jenkins G. Time Series Analysis Forecasting and Control, Holden Day, San Francisco, 1976.
12. Skorohod B. Diffuse Algorithms for Neural and Neuro-Fuzzy Networks: With Applications in Control Engineering and Signal Processing. Elsevier, United Kingdom, 2017, 220 p.
13. Bar-Shalom Y., Rong X., and Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation. John Wiley and Sons, New York. 2001.