

В.А. СОЙФЕР, В.А. ФУРСОВ, С.И. ХАРИТОНОВ
**КАЛМАНОВСКАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ОДНОГО КЛАССА
ИЗОБРАЖЕНИЙ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ**

Сойфер В.А., Фурсов В.А., Харитонов С.И. Калмановская фильтрация одного класса изображений динамических объектов.

Аннотация. Рассматривается задача оценивания состояния динамического объекта по наблюдаемым изображениям, сформированным оптической системой. Цель исследования состоит в реализации нового подхода, обеспечивающего повышение точности автономного слежения за динамическим объектом по последовательности изображений. Используется векторная модель изображения объекта в виде ограниченного количества вершин (базовых точек). Предполагается, что в процессе регистрации объект удерживается в центральной области каждого кадра, поэтому параметры движения могут описываться в виде проекций на оси системы координат, связанной с оптической осью камеры. Новизна подхода состоит в том, что наблюдаемые параметры (расстояние вдоль оптической оси и угловое положение) объекта вычисляются по координатам заданных точек на изображении объекта. Для оценки состояний объекта строится фильтр Калмана-Бьюси в предположении, что движение динамического объекта описывается совокупностью уравнений поступательного движения центра масс вдоль оптической оси и изменений углового положения относительно плоскости изображения. Приведен пример оценивания углового положения объекта, иллюстрирующий работоспособность предложенного метода.

Ключевые слова: динамический объект, оценивание состояний, фильтр Калмана, векторная модель изображения.

1. Введение. Одной из важных составляющих обеспечения высокоточного наблюдения и управления динамическими объектами в системах реального времени является восстановление зашумленных данных. Наиболее эффективные известные подходы – это фильтры, минимизирующие среднеквадратичную ошибку и калмановская фильтрация [1, 2]. Фильтр Калмана используется для обработки изображений с начала 1970-х годов [3]. Например, в работе [4] он использовался для оценки позы в реальном времени, в [5] рассматривалась задача оценивания динамики объектов с помощью системы стереовидеокамеры. В работе [6] предложена модификация фильтра Калмана для повышения качества трекинга, в частности, для уменьшения количества срывов сопровождения объектов. В [7] исследовалась иерархическая структура, включающая модули адаптивной фильтрации Калмана, компенсации системных ошибок на основе нейронной сети и взвешенного сглаживания. В [8, 9, 10] предложены гибридные методы, в которых повышение качества оценок достигается совместным использованием нейронной сети и фильтра Калмана. В [11] предложен упрощенный фильтр Калмана для подавления гауссовского шума в системе позиционирования

мобильного устройства. Новая комбинация метода опорных векторов и фильтра Калмана рассматривалась в работе [13]. В работе [14] решались задачи идентификации параметров системы и последующего оценивания состояний с помощью фильтра Калмана. В [15] обсуждались проблемы оценивания параметров и состояний для космических систем с ограничениями параметров движения. В статье [16] рассматривалась проблема отслеживания траектории квадрокоптера в условиях неопределенности. В [17] изучалась возможность использования фильтра Калмана для фильтрации изображений, в частности, для удаления шума на полутонных изображениях. В работе [18] приведены сравнительные оценки производительности и согласованности дискретной и непрерывной реализаций фильтра Калмана. В [19] решалась задача попиксельной калмановской фильтрации изображений в реальном времени с представлением отсчетов изображения моделью авторегрессии первого порядка. В работе [20] описана технология высокоточного определения координат объектов звездного неба по текущим изображениям, регистрируемым в заданном направлении. Показано, что эта технология обеспечивает достаточно высокую точность, однако ее реализация требует значительных вычислительных ресурсов.

В настоящей работе предлагается новый метод оценки параметров движения динамического объекта с использованием векторной модели изображений. Полагаем, что геометрический объект, изображение которого наблюдается, состоит из примитивов: вершин, рёбер и граней. Здесь мы ограничимся рассмотрением вершин. Несмотря на кажущуюся простоту, предлагаемая модель позволяет адекватно описать изображения широкого класса техногенных объектов. На рисунке 1 приведены примеры некоторых простейших изображений этого класса.

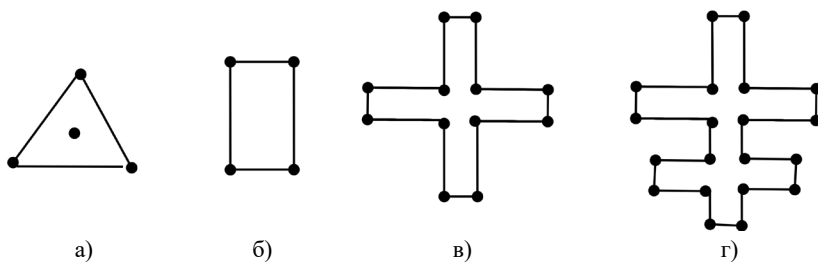


Рис. 1. Примеры векторных примитивов: а) три точки и центр; б) четыре точки; в) 12 точек; г) 20 точек

Здесь для простоты рассмотрим модель изображения в виде четырех точек (вершин). Обобщение решения на N точек может потребоваться для решения задач идентификации и/или управления динамическим объектом и в этой статье не рассматривается.

В данном случае рассматривается случай, когда наблюдаемый динамический объект описывается линейными дифференциальными уравнениями движения центра масс вдоль оптической оси камеры и углового движения относительно плоскости изображения. Текущие оценки углового положения и расстояния до объекта вдоль оптической оси вычисляются по вершинам наблюдаемого векторного изображения.

Определение координат вершин является самостоятельной задачей, которая успешно решается с использованием широко известных методов нахождения особых точек с использованием дескрипторов Harris, BRISK. MSER: SURF, FAST BRISK и др. Применение конкретного дескриптора связано с классом обрабатываемого изображения и здесь не рассматривается. В данном случае предполагается, что координаты точек на объекте заданы и отмечены каким-либо способом, например, маркерами.

Заметим также, что поскольку технология построена на использовании ограниченного числа (в настоящей задаче четырех) точек изображения это открывает возможность реализации калмановской фильтрации в реальном времени как в дискретном, так и в непрерывном варианте.

2. Связь параметров движения с точками на изображении.

Мы развиваем метод оценивания параметров движения динамического объекта, который представляется в виде ограниченного числа точек на плоскости или сечении объекта плоскостью. Предполагается, что наблюдаемая плоскость изображения объекта удерживается в центре кадра, так что допустимо рассматривать лишь проекцию общего движения на оси системы координат связанной с оптической осью камеры. В частности, полагаем, что движение динамического объекта описывается в пространстве состояний совокупностью уравнений поступательного движения центра масс вдоль оптической оси и уравнений углового движения вокруг центра масс.

Идея метода состоит в том, чтобы формировать выходной вектор в уравнении наблюдения непосредственно по текущему изображению объекта. При этом для определения углового положения объекта используется связь координат точек, заданных на объекте, с зависящими от ориентации объекта координатами проекций этих точек на плоскость изображения камеры. Для определения расстояния

до объекта используется зависимость масштаба изображений от дальности наблюдения. Для описания связи параметров движения объекта, представляемых последовательностью координат точек, заданных на объекте, с последовательностью наблюдаемых координат этих точек на изображении используются следующие системы координат.

Система координат камеры (используется модель камеры обскуры) – $OXYZ$. Начало системы координат в точке схода лучей, а плоскость изображения $хоу$ перпендикулярна оптической оси на фокусном расстоянии f от начала системы координат $OXYZ$. Прямоугольная система координат uov , связанная с плоскостью P_0 объекта, начало которой является точкой пересечения этой плоскости с оптической осью камеры.

На плоскости P_0 зададим объект в виде четырех точек по осям u, v , как показано на рисунке 2(а): точки 1, 3 на оси ov и точки 2, 4 на оси ou . Сначала рассмотрим решение задачи в предположении, что система координат $OXYZ$ камеры ориентирована таким образом, что ось ou , заданная точками 2, 4, параллельна оси $ох$ системы координат $хоу$, т.е. поворот плоскости объекта P_0 совершается в плоскости OYZ системы координат камеры.

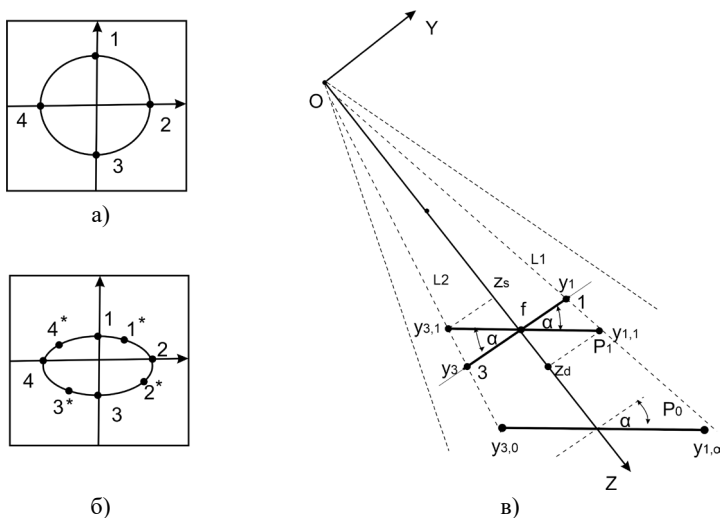


Рис. 2. Схематичное представление точечных изображений: а) фронтального; б) повернутого; в) в виде проекции на плоскость YOZ

В системе координат камеры $OXYZ$ введем вспомогательную плоскость P_1 , параллельную плоскости P_0 объекта (на рисунке 2(в)) показана проекция на плоскость OYZ). В силу сделанных выше предположений точки $y_{1,1}$ и $y_{3,1}$ на плоскости P_1 являются проекциями точек $y_{1,0}$, $y_{3,0}$ плоскости P_0 объекта. На рисунке 2(а) эти точки обозначены цифрами 1 и 3 соответственно.

На рисунке 2(в) видно, что точки $y_{1,1}$ и $y_{3,1}$ на плоскости P_1 , являются также соответственными для точек y_1, y_3 на изображении, а также являются точками пересечения с линиями $L1$ и $L2$ соответственно. Запишем уравнения прямых $L1$ и $L2$ в плоскости YOZ , проходящих через точки (y_1, f) и (y_3, f) , и начало координат камеры $(0, 0)$:

$$y_* (Z - f) = f(Y - y_*), \quad (1)$$

где y_* – общее обозначение точек y_1, y_3 .

Из рисунка 2(в) следует, что для точки y_1 $Z = f + R \sin \alpha$, а для точки y_3 $Z = f - R \sin \alpha$, где R – расстояние этих точек от центра на фронтальном изображении (рисунок 2(а)). Подставляя в (1) указанные значения Z , а также $Y = y_{1,1} = R \cos \alpha$ и $Y = y_{3,1} = R \cos \alpha$ после несложных преобразований получаем:

$$\begin{aligned} f R \cos \alpha &= (f + R \sin \alpha) y_1, \\ f R \cos \alpha &= (f - R \sin \alpha) y_3, \quad \alpha < \pi / 2. \end{aligned} \quad (2)$$

Исключив из системы (2) $\cos \alpha$, окончательно получаем:

$$\alpha = \arcsin \left[\frac{f(y_3 - y_1)}{R(y_3 + y_1)} \right]. \quad (3)$$

Мы получили соотношение, позволяющее по координатам точек 1 и 3 на изображении вычислить угол между объектом и изображением в плоскости YOZ системы координат камеры.

Координаты точек y_1, y_3 на изображении могут также использоваться для вычисления текущего расстояния от центра объекта до изображения. В частности, из подобия треугольников на рисунке 2(в) следует, что расстояние z от начала системы координат камеры до центра объекта можно определить как:

$$z = 2Rf(y_1 + y_3)^{-1}. \quad (4)$$

В случае, когда ось oi не параллельна оси ox необходимо вначале определить ориентацию плоскости поворота в системе координат камеры. Для этого на изображении необходимо определить координаты двух наиболее удаленных (на расстоянии $2R$) точек, задающих направление большой оси полуэллипсов. Записав уравнение прямой, проходящей через эти точки, можно определить точки (на рисунке 2(б) они обозначены 1^* и 3^*), принадлежащие разным полуэллипсам. Подставляя координаты x_1^*, y_1^* и x_3^*, y_3^* этих точек и длину большой оси $a = 2R$ в уравнение эллипса, получаем значения малых осей полуэллипсов, которые и являются искомыми координатами y_1, y_3 для определения угла α и дальности z по формулам (3), (4).

Заметим, что уравнение большой оси полуэллипсов не обязано проходить через начало системы координат $хоу$ (центр изображения). Расстояние между этой прямой и началом указанной системы координат можно использовать для коррекции отклонений движения центра масс объекта от оси OZ .

3. Построение фильтра Калмана-Бьюси. Пусть динамика объекта описывается системой дифференциальных уравнений углового движения в плоскости YOZ и движения центра масс вдоль оси (OZ):

$$\begin{aligned} \ddot{\alpha} &= a_\alpha \dot{\alpha} + q_\alpha, \\ \ddot{z} &= a_z \dot{z} + q_z, \end{aligned} \quad (5)$$

где α – угол между наблюдаемой плоскостью объекта и плоскостью изображения, z – расстояние от начала системы координат камеры до центра объекта вдоль оптической оси, а $a_\alpha, q_\alpha, a_z, q_z$ – (по предположению известные) параметры объекта. Полагаем также, что параметры движения объекта α и z доступны для «измерения» путем

их вычисления по соотношениям (3), (4) с использованием координат y_1, y_3 на изображении.

Введем обозначения $x_1 = \alpha$, $x_2 = \dot{\alpha}$, $x_3 = z$, $x_4 = \dot{z}$, тогда дополнив систему дифференциальных уравнений (5) уравнением измерений, можно записать:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{Q}, \\ \mathbf{u} &= \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{v},\end{aligned}\quad (6)$$

где:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix}, \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & a_\alpha & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & a_z \end{bmatrix}, \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0 \\ q_\alpha \\ 0 \\ q_z \end{bmatrix}, \mathbf{C}^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix}, \mathbf{v} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix}.$$

Здесь $u_1 = \alpha$, $u_2 = z$, \mathbf{v} – шум измерений и вычислений с известной ковариационной матрицей $\mathbf{R}_v = M\{(\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}})(\mathbf{v} - \bar{\mathbf{v}})^T\} = \text{diag}(\sigma_\alpha^2, \sigma_z^2)$, а q_α , q_z – параметры, описывающие управляющие воздействия. Легко проверить, что $\text{Rank}[\mathbf{C}^T, \mathbf{A}^T \mathbf{C}^T, (\mathbf{A}^T)^2 \mathbf{C}^T, (\mathbf{A}^T)^3 \mathbf{C}^T] = 4$, следовательно, система (6) наблюдаема.

В рамках принятой модели движения угловое движение и движение центра масс можно рассматривать независимо. В частности, для углового движения матричное уравнение представляется в виде:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}_\alpha &= \mathbf{A}_\alpha \mathbf{x}_\alpha + \mathbf{Q}_\alpha, \\ \alpha &= \mathbf{C}_\alpha \mathbf{x} + v_\alpha,\end{aligned}\quad (7)$$

где:

$$\mathbf{x}_\alpha = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \mathbf{A}_\alpha = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & a_\alpha \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_\alpha = \begin{bmatrix} 0 \\ q_\alpha \end{bmatrix}, \mathbf{C}_\alpha = [1 \ 0], v_\alpha = v_1.$$

Уравнение асимптотически устойчивого фильтра Калмана для канала углового движения, описываемого уравнениями (7), имеет вид:

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}_\alpha = \mathbf{A}_\alpha \hat{\mathbf{x}}_\alpha + \mathbf{K}_\alpha [\alpha^* - \mathbf{C}_\alpha \hat{\mathbf{x}}_\alpha], \quad (8)$$

где:

$$\mathbf{K}_\alpha = \mathbf{P}_\alpha \mathbf{C}_\alpha^T \sigma_{v_1}^{-2} \quad (9)$$

– матричный коэффициент (в данном случае вектор), а α^* – наблюдаемое значение текущего угла. Фигурирующая здесь 2×2 – матрица \mathbf{P} является решением алгебраического уравнения Риккати:

$$\mathbf{A}_\alpha \mathbf{P}_\alpha + \mathbf{P}_\alpha \mathbf{A}_\alpha^T - \mathbf{P}_\alpha \mathbf{C}_\alpha^T \sigma_{v_1}^{-2} \mathbf{C}_\alpha \mathbf{P}_\alpha = 0. \quad (10)$$

В силу симметрии матрицы \mathbf{P} решение этого уравнения сводится к решению системы трех уравнений с тремя неизвестными элементами матрицы \mathbf{P} .

По аналогии нетрудно записать уравнения системы и калмановской фильтрации в канале движения центра масс:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_z &= \mathbf{A}_z \mathbf{x}_z + \mathbf{Q}_z, \\ z &= \mathbf{C}_z \mathbf{x}_z + v_z, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\mathbf{x}_z = \begin{bmatrix} x_3 \\ x_4 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_z = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & a_z \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q}_z = \begin{bmatrix} 0 \\ q_z \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_z = [1 \quad 0], \quad v_z = v_2,$$

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}_z = \mathbf{A}_z \hat{\mathbf{x}}_z + \mathbf{K}_z [z^* - \mathbf{C}_z \hat{\mathbf{x}}_z]. \quad (12)$$

$$\mathbf{K}_z = \mathbf{P}_z \mathbf{C}_z^T \sigma_{v_2}^{-2}. \quad (13)$$

$$\mathbf{A}_z \mathbf{P}_z + \mathbf{P}_z \mathbf{A}_z^T - \mathbf{P}_z \mathbf{C}_z^T \sigma_{v_2}^{-2} \mathbf{C}_z \mathbf{P}_z = 0. \quad (14)$$

В данном случае матричный коэффициент \mathbf{K}_z также является вектором, а матрица \mathbf{P} в уравнении Риккати (14) – 2×2 -матрицей.

Калмановская фильтрация в каналах углового движения и центра масс может осуществляться как отдельно, так и совместно.

4. Пример. Рассмотрим пример построения калмановских оценок параметров углового движения динамического объекта, описываемого уравнениями (7). Рассмотрим простой случай движения объекта в плоскости OYZ системы координат камеры, т.е. в данном примере использование точек 2 и 4 для определения направления оси поворота не понадобится. Будем моделировать собственное движение объекта для двух вариантов начального отклонения угла: $\alpha_0 = \pi/6$ и $\alpha_0 = \pi/3$. Зададим параметры объекта и камеры:

$$\mathbf{A}_\alpha = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q}_\alpha = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u_\alpha, \quad \mathbf{C}_\alpha = [1 \quad 0], \quad f = 0.5 \text{ м.}, R = 0.5 \text{ м.}$$

Легко проверить, что система с указанными параметрами управляема и наблюдаема. Для асимптотической устойчивости фильтра Калмана система должна быть асимптотически устойчивой. Допустим сигнал управления u_α в системе формируется по оценкам состояния в виде $u_\alpha = \mathbf{L}\hat{\mathbf{x}}$. Для оптимальной в среднеквадратичном смысле замкнутой системы получаем $\mathbf{L} = [1, 0.73]$. Тогда уравнение замкнутой системы в развернутом виде запишется так:

$$\dot{\mathbf{x}}_\alpha = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_\alpha - \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} [1 \quad 0.73] \mathbf{x}_\alpha = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -1.73 \end{bmatrix} \mathbf{x}_\alpha. \quad (15)$$

Характеристические числа матрицы замкнутой системы в (15) $-0.865 \pm j0.502$, т.е. система устойчива. Фильтр Калмана (8) для замкнутой устойчивой системы (также в развернутом виде):

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -1.73 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_\alpha \\ k_\alpha \end{bmatrix} (\alpha^* - \hat{\alpha}), \quad \hat{\alpha} = \mathbf{C}_\alpha \hat{\mathbf{x}} = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix}, \quad (16)$$

где α^* – текущее значение угла, вычисленное по формуле (3), $\hat{\alpha}$ – калмановская оценка текущего угла.

Координаты y_1, y_3 , необходимые для вычисления α^* по формуле (3), здесь определялись по формулам (2), путем

подстановки в них текущих значений угла α , которые генерировались в процессе моделирования динамики объекта по исходным дифференциальным уравнениям (7) с заданными выше параметрами. В реальном процессе определения координат этих точек по текущим изображениям неизбежны ошибки. Поэтому к вычисленным y_1 и y_3 добавлялся белый шум с дисперсией $\sigma_{v_1}^2$ от 0.0005 до 0.0015.

Вектор $K^T = [k_\alpha \quad k_\alpha]$ вычислялся по формуле (9), при этом для определения матрицы P в соответствии с (10) для каждого значения дисперсии ошибок измерений решалась система трех уравнений:

$$2p_{12} - p_{11}^2\sigma_{v_1}^{-2} = 0, \quad p_{22} - p_{12} - p_{11}p_{12}\sigma_{v_1}^{-2} = 0, \quad 2p_{22} + p_{12}^2\sigma_{v_1}^{-2} = 0. \quad (17)$$

Текущие оценки вектора состояний (16) вычислялись с шагом 0.05 с на интервале 2.5 с. При этом использовался простейший способ замены производных разностями первого порядка. В таблице 1 приведены значения среднеквадратичных ошибок (СКО) оценивания для различных значений отношения сигнал/шум (SNR) в диапазоне от 20 дБ до 30 дБ. Из таблицы видно, что независимо от начального значения угла α_0 ошибки оценивания снижаются с увеличением SNR. При увеличении интенсивности шума на порядок (SNR = 20.0 дБ) СКО оценивания параметра увеличивается в три раза, т.е. сохраняются приемлемые значения. На рисунке 3 в качестве иллюстрации приведены типичные графики процессов, полученных в ходе моделирования для $\alpha_0 = \pi/3$ при значениях SNR = 30.0 дБ (рисунок 3 (а)) и SNR = 20.0 дБ (рисунок 3(б)).

Таблица 1. Среднеквадратические ошибки оценивания угла

Начальный угол α_0	Отношение сигнал/шум (SNR)					
	20.0	22.0	24	26	28	30
$\alpha_0 = \pi/6$	0.067	0.056	0.051	0.047	0.028	0.022
$\alpha_0 = \pi/3$	0.034	0.028	0.021	0.018	0.015	0.011

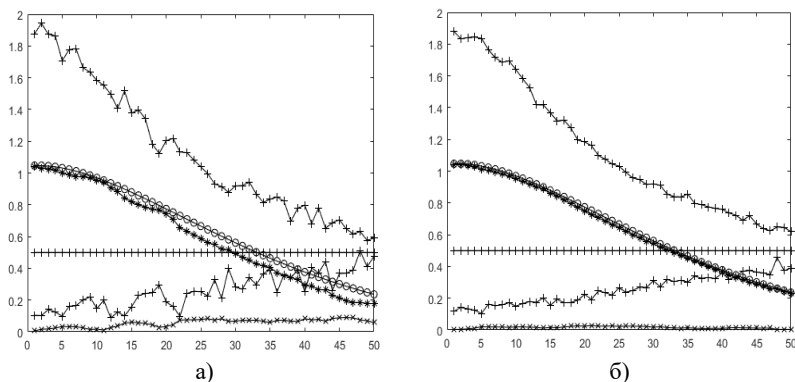


Рис. 3. Графики изменения угла (o), оценок угла (*), координат y_1, y_3 (+) и ошибок оценивания (x): (a) – SNR = 30.0 дБ, (б) – SNR = 20.0 дБ

Здесь по оси абсцисс маркером (+) отмечены графики изменения зашумленных координат y_1, y_3 . В частности, верхний график изображает изменение координаты y_1 , а нижний – координаты y_3 , горизонтальная линия на уровне 0.5, также отмеченная маркером (+), соответствует случаю фронтального изображения, когда эти координаты совпадают. Маркером (o) отмечен график изменения текущего угла, полученный путем моделирования динамики объекта по исходным дифференциальным уравнениям. а маркером (*) – калмановская оценка этого процесса. Маркером (x) отмечен график изменения ошибок оценивания. Видно, что метод сохраняет устойчивость к шумам в широком диапазоне значений SNR.

5. Заключение. Полученные результаты открывают новые возможности для построения систем обработки изображений и управления динамическим объектом. В частности, этот подход можно использовать для оценки ракурса объекта в технологиях распознавания для сокращения числа используемых эталонов и повышения достоверности принимаемых решений. Предложенный метод оценивания можно также использовать для решения различных задач обнаружения, удаленного управления движением и определения ориентации динамических объектов.

Необходимо заметить, что в настоящей статье пока рассмотрена достаточно простая модель объекта, который описывается совокупностью точек, принадлежащих плоскости. Представляет интерес обобщение этого подхода на случай трехмерных моделей, которые могут быть представлены совокупностью ограниченного

числа точек. При этом число возможных приложений к задачам обнаружения, автономного управления движением и распознавания существенно расширится. Эти направления являются предметом дальнейших исследований.

Литература

1. Laplante P.A., Neill C.J. A class of Kalman filters for real-time image processing // Proceedings of the Real-Time Imaging VII conference. Santa Clara: SPIE, 2003. pp. 22–29.
2. Schneider F., Easterbrook S.M., Callahan J.R., Holzmann G.J. Validating requirements for fault tolerant systems using model checking // Proceedings of the Third IEEE International Symposium on Requirements Engineering: RE'98. 1998. pp. 4–13.
3. Biemond J., Riesek J., Gerbrands J. A fast Kalman filter for images degraded by both blur and noise // IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1983. vol. 31. no. 5. pp. 1248–1256.
4. Xie X., Sudhakar R., Zhuang H. Real-time eye feature tracking from a video image sequence using Kalman Filter // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 1995. vol. 25. no. 12. pp. 1568–1577.
5. Lippiello V., Siciliano B., Villani L. A new method of image features pre-selection for real-time pose estimation based on Kalman filter // Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2002. vol. 1. pp. 372–377.
6. Горбачев В.А., Калугин В.Ф. Разработка алгоритма многообъектного трекинга с необучаемыми признаками сопоставления объектов // Компьютерная оптика. 2023. Т. 47. № 6. С. 1002–1010. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1275.
7. Cao K., Li J., Song R., Li Y. HELM-AD: Hierarchical and efficient attitude determination framework with adaptive error compensation module based on ELM network // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2023. vol. 195. pp. 418–431. DOI: 10.1016/j.isprs.2022.12.010.
8. Al Bitar N., Gavrilov A. A new method for compensating the errors of integrated navigation systems using artificial neural networks // Measurement. 2021. vol. 168. no. 108391.
9. Chen C., Xiong R., Yang R., Shen W., Sun F. State-of-charge estimation of lithium-ion battery using an improved neural network model and extended Kalman filter. Journal of Cleaner Production. 2019. vol. 234. pp. 1153–1164. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.06.273.
10. Cui Z., Kang L., Li L., Wang L., Wang K. A combined state-of-charge estimation method for lithium-ion battery using an improved BGRU network and UKF // Energy. 2022. vol. 259. no. 124933.
11. Астафьев А.В., Титов А.В., Жизняков А.Л., Демидов А.А. Метод позиционирования мобильного устройства с использованием сенсорной сети BLE-маяков, аппроксимации значений уровней сигналов RSSI и искусственных нейронных сетей // Компьютерная оптика. 2021. Т. 45. № 2. С. 277–285. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-826.
12. Baoa T., Zhao Y., Zaidia S.A.R., Xiea S., Yang P., Zhang Z.. A deep Kalman filter network for hand kinematics estimation using sEMG // Pattern Recognition Letters. 2021. vol. 143. pp. 88–94. DOI: 10.1016/j.patrec.2021.01.001.

13. Chen K., Yu J. Short-term wind speed prediction using an unscented Kalman filter based state-space support vector regression approach // *Applied Energy*. 2014. vol. 113. pp. 690–705. DOI: 10.1016/j.apenergy.2013.08.025.
14. Din F. Combined state and least squares parameter estimation algorithms for dynamic systems // *Applied Mathematical Modelling*. 2014. vol. 38. no. 1. pp. 403–412. DOI: 10.1016/j.apm.2013.06.007.
15. Ding F. State filtering and parameter estimation for state space systems with scarce measurements // *Signal Processing*. 2014. vol. 104. pp. 369–380. DOI: 10.1016/j.sigpro.2014.03.031.
16. Zhu X.-Z., Cabecinhas D., Xie W., Casau P., Silvestre C., Batista P., Oliveira P. Kalman–Bucy filter-based tracking controller design and experimental validations for a quadcopter with parametric uncertainties and disturbances // *International Journal of Systems Science*. 2023. vol. 54(1). pp. 17–41. DOI: 10.1080/00207721.2022.2096939.
17. Ionov I., Boldyrikhin N., Cherkesova L., Saveliev V. Filtering grayscale images using the Kalman filter // *E3S Web of Conferences*. 2022. vol. 363. DOI: 10.1051/e3sconf/202236303004.
18. Jwo D.-J., Biswal A. Implementation and Performance Analysis of Kalman Filters with Consistency Validation // *Mathematics*. 2023. vol. 11(3). no. 521. DOI: 10.3390/math11030521.
19. Piovoso M., Laplante P.A. Kalman filter recipes for real-time image processing // *Real-Time Imaging*. 2003. vol. 9. no. 6. pp. 433–439. DOI: 10.1016/j.rti.2003.09.005.
20. Васильюк Н.Н. Коррекция вращательного смаза в изображениях звёзд, наблюдаемых астроинерциальным датчиком ориентации на фоне дневного неба // *Компьютерная оптика*. 2023. Т. 47. № 1. С. 79–91. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1141.

Соифер Виктор Александрович — д-р техн. наук, профессор, академик Российской академии наук (РАН), лауреат государственной премии Российской Федерации в области науки и техники, президент, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва. Область научных интересов: компьютерная оптика, обработка изображений, распознавание образов. Число научных публикаций — более 700. soifer@ssau.ru; Московское шоссе, 34, 443086, Самара, Россия; р.т.: +7(846)332-2604.

Фурсов Владимир Алексеевич — д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры, кафедра суперкомпьютеров и общей информатики, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва. Область научных интересов: теория оценивания, методы обработки изображений и распознавания образов. Число научных публикаций — 310. fursov@ssau.ru; Московское шоссе, 34, 443086, Самара, Россия; р.т.: +7(846)332-2604.

Харитонов Сергей Иванович — д-р физ.-мат. наук, доцент кафедры, кафедра наноинженерии, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва. Область научных интересов: дифракционная, квантовая оптика, волноводная оптика. Число научных публикаций — 87. prognoz2007@gmail.com; Московское шоссе, 34, 443086, Самара, Россия; р.т.: +7(846)332-2604.

Поддержка исследований. Работа выполнена при финансовой поддержке министерства науки и образования РФ в рамках госзадания Самарского университета (проект FSSS-2021-0016).

V. SOIFER, V. FURSOV, S. KHARITONOV
**KALMAN FILTER FOR A PARTICULAR CLASS OF DYNAMIC
OBJECT IMAGES**

Soifer V., Fursov V., Kharitonov S. **Kalman Filter for a Particular Class of Dynamic Object Images.**

Abstract. We discuss the problem of estimating the state of a dynamic object by using observed images generated by an optical system. The work aims to implement a novel approach that would ensure improved accuracy of dynamic object tracking using a sequence of images. We utilize a vector model that describes the object image as a limited number of vertices (reference points). Upon imaging, the object of interest is assumed to be retained at the center of each frame, so that the motion parameters can be considered as projections onto the axes of a coordinate system matched with the camera's optical axis. The novelty of the approach is that the observed parameters (the distance along the optical axis and angular attitude) of the object are calculated using the coordinates of specified points in the object images. For estimating the object condition, a Kalman-Bucy filter is constructed on the assumption that the dynamic object motion is described by a set of equations for the translational motion of the center of mass along the optical axis and variations in the angular attitude relative to the image plane. The efficiency of the proposed method is illustrated by an example of estimating the object's angular attitude.

Keywords: dynamic object, state estimation, Kalman filter, four-point image.

References

1. Laplante P.A., Neill C.J. A class of Kalman filters for real-time image processing. Proceedings of the Real-Time Imaging VII conference. Santa Clara: SPIE, 2003. pp. 22–29.
2. Schneider F., Easterbrook S.M., Callahan J.R., Holzmann G.J. Validating requirements for fault tolerant systems using model checking. Proceedings of the Third IEEE International Symposium on Requirements Engineering: RE'98. 1998. pp. 4–13.
3. Biemond J., Riesek J., Gerbrands J. A fast Kalman filter for images degraded by both blur and noise. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 1983. vol. 31. no. 5. pp. 1248–1256.
4. Xie X., Sudhakar R., Zhuang H. Real-time eye feature tracking from a video image sequence using Kalman Filter. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 1995. vol. 25. no. 12. pp. 1568–1577.
5. Lippiello V., Siciliano B., Villani L. A new method of image features pre-selection for real-time pose estimation based on Kalman filter. Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2002. vol. 1. pp. 372–377.
6. Gorbachev V.A., Kalugin V.F. [Development of a multi-object tracking algorithm with untrained features of object matching]. Computer Optics – Komp'juternaja optika. 2023. vol. 47. no. 6. pp. 1002–1010. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1275. (In Russ.).
7. Cao K., Li J., Song R., Li Y. HELM-AD: Hierarchical and efficient attitude determination framework with adaptive error compensation module based on ELM network. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2023. vol. 195. pp. 418–431. DOI: 10.1016/j.isprs.2022.12.010.

8. Al Bitar N., Gavrilov A. A new method for compensating the errors of integrated navigation systems using artificial neural networks. *Measurement*. 2021. vol. 168. no. 108391.
9. Chen C., Xiong R., Yang R., Shen W., Sun F. State-of-charge estimation of lithium-ion battery using an improved neural network model and extended Kalman filter. *Journal of Cleaner Production*. 2019. vol. 234. pp. 1153–1164. DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.06.273.
10. Cui Z., Kang L., Li L., Wang L., Wang K. A combined state-of-charge estimation method for lithium-ion battery using an improved BGRU network and UKF. *Energy*. 2022. vol. 259. no. 124933.
11. Astafiev A.V., Titov D.V., Zhiznyakov A.L., Demidov A.A. A method for mobile device positioning using a sensor network of BLE beacons, approximation of the RSSI value and artificial neural networks. *Computer Optics – Komp'juternaja optika*. 2021. vol. 45. no. 2. pp. 277–285. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-826. (In Russ.).
12. Baoa T., Zhao Y., Zaidia S.A.R., Xiea S., Yang P., Zhang Z.. A deep Kalman filter network for hand kinematics estimation using sEMG. *Pattern Recognition Letters*. 2021. vol. 143. pp. 88–94. DOI: 10.1016/j.patrec.2021.01.001.
13. Chen K., Yu J. Short-term wind speed prediction using an unscented Kalman filter based state-space support vector regression approach. *Applied Energy*. 2014. vol. 113. pp. 690–705. DOI: 10.1016/j.apenergy.2013.08.025.
14. Din F. Combined state and least squares parameter estimation algorithms for dynamic systems. *Applied Mathematical Modelling*. 2014. vol. 38. no. 1. pp. 403–412. DOI: 10.1016/j.apm.2013.06.007.
15. Ding F. State filtering and parameter estimation for state space systems with scarce measurements. *Signal Processing*. 2014. vol. 104. pp. 369–380. DOI: 10.1016/j.sigpro.2014.03.031.
16. Zhu X.-Z., Cabecinhas D., Xie W., Casau P., Silvestre C., Batista P., Oliveira P. Kalman-Bucy filter-based tracking controller design and experimental validations for a quadcopter with parametric uncertainties and disturbances. *International Journal of Systems Science*. 2023. vol. 54(1). pp. 17–41. DOI: 10.1080/00207721.2022.2096939.
17. Ionov I., Boldyrikhin N., Cherkesova L., Saveliev V. Filtering grayscale images using the Kalman filter. *E3S Web of Conferences*. 2022. vol. 363. DOI: 10.1051/e3sconf/202236303004.
18. Jwo D.-J., Biswal A. Implementation and Performance Analysis of Kalman Filters with Consistency Validation. *Mathematics*. 2023. vol. 11(3). no. 521. DOI: 10.3390/math11030521.
19. Piovoso M., Laplante P.A. Kalman filter recipes for real-time image processing. *Real-Time Imaging*. 2003. vol. 9. no. 6. pp. 433–439. DOI: 10.1016/j.rti.2003.09.005.
20. Vasilyuk N.N. Correction of rotational blur in images of stars observed by an astroinertial attitude sensor against the background of the daytime sky. *Computer Optics – Komp'juternaja optika*. 2023. vol. 47. no. 1. pp. 79–91. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1141. (In Russ.).

Soifer Victor — Ph.D., Dr.Sci., Professor, Academician of RAS, Recipient of the Russian Federation State Prize in science and technology, President, S.P. Korolev Samara National Research University. Research interests: computer optics, image processing, pattern recognition. The number of publications — 60; see 700. soifer@ssau.ru; 34, Moscow Hgw., 443086, Samara, Russia; office phone: +7(846)332-2604.

Fursov Vladimir — Ph.D., Dr.Sci., Professor, Professor of the sub-department, Sub-department of supercomputers and informatics, S.P. Korolev Samara National Research University. Research interests: estimation theory, methods of image processing and pattern

recognition. The number of publications — 310. fursov@ssau.ru; 34, Moscow Hgw., 443086, Samara, Russia; office phone: +7(846)332-2604.

Kharitonov Sergey — Ph.D., Dr.Sci., Associate professor of the sub-department, Sub-department of nanoengineering, S.P. Korolev Samara National Research University. Research interests: diffractive and quantum optics, waveguide optics. The number of publications — 87. prognoz2007@gmail.com; 34, Moscow Hgw., 443086, Samara, Russia; office phone: +7(846)332-2604.

Acknowledgements. This work was supported by the Ministry of Science and Higher Education within the government project No. FSSS-2021-0016 of Samara University (Multi-spectral imaging).