

УДК 004.932

А.И. Шапошников

Подбор вектора признаков для процедуры MeanShift

Дано описание вектора признаков, который является пригодным для процедуры MeanShift, использует всю цветовую информацию формата RGB24 и имеет размерность, незначительно, лишь в 1,5 раза, превышающую размерность наименьшего из пригодных для процедуры Kernel Based Object Tracking 512-мерного вектора. Для описанного вектора признаков построена функция схожести двух эллиптических областей кадра. Для функции схожести найдены формулы для вектора градиента – вектора сдвига среднего, указывающего направление роста схожести в четырехмерном пространстве всех эллиптических областей, охватывающих объект в кадре. На основании знания о наибольшем значении функции схожести двух эллиптических областей найдена длина вектора смещения в четырехмерном пространстве всех эллиптических областей, на который надо перемещать в текущий момент предыдущую точку пространства, т.е. значения координат центра и размеры эллипса, для получения наилучшей схожести текущей эллиптической области с предыдущей. В завершение, чтобы осуществить Kernel Based Object Tracking, разработан алгоритм последовательных итераций (метод Ньютона), позволяющий найти параметры того эллипса, который имеет действительно наилучшую схожесть. Проведены эксперименты и представлены и обсуждены их результаты.

Ключевые слова: вектор признаков (фиче-вектор), MeanShift, Kernel Based Object Tracking, цветовая компонента.

doi: 10.21293/1818-0442-2021-24-2-34-38

В цикле работ [1–3] был продемонстрирован способ слежения за объектом, впоследствии названный Kernel Based Object Tracking, с помощью технологии MeanShift (сдвиг среднего). Основным инструментом технологии стало отыскание двумерных координат центра круговой области – «ядра» (kernel) и сравнение векторов признаков цветового характера. Построение различных векторов признаков является важным элементом анализа изображений и образов [4, 5]. Также в [1–3] было осознано, что случаи, для которых достаточно отслеживать координаты центра ядра, редки, что необходимо учитывать размер ядра, и были продемонстрированы приемы подбора радиуса ядра.

Следующим этапом в Kernel Based Object Tracking явилось понимание целостности комплекта параметров ядра в случае плоской картинке: требуется 4 или 5 параметров – для оптимального охвата объекта ядром последнее (ядро) должно быть эллиптическим. Это означает, что параметры ядра – это абсцисса и ордината центра эллипса + его полуоси для случая четырех параметров, для случая пяти параметров добавляется угол поворота эллипса. С другой стороны, задача расщепляется на две относительно независимые подзадачи: 1) отслеживание параметров ядра и 2) подбор вектора признаков.

С момента пионерских работ к разнообразным операциям с ядром прикован постоянный интерес: работы последних лет [6–10]. В цикле работ [11–16] получен необходимый инструмент для отслеживания четырех и пяти параметров ядра. Данная работа посвящена подбору наиболее подходящего вектора признаков «объекта» – выделенной области кадра для осуществления Kernel Based Object Tracking. Поскольку независимость двух подзадач, как отмечено выше, лишь интуитивно относительна, то ищем вектор признаков, подходящий для инструмента из [11–16].

Построение вектора признаков

Воспользуемся тем, что каждый пиксель p изображения задан тройкой чисел от 0 до 256: $p = (r, g, b)$. Каждая координата такого представления соответствует отдельной цветовой компоненте (красной, зеленой и синей) и имеет независимое частотное распределение. Обозначим частотные распределения красной, зеленой и синей цветовых компонент произвольного участка A прямоугольного кадра $P \supset A$ соответственно $R(A)$, $G(A)$ и $B(A)$. То есть имеются три отображения множества подмножеств P – булеана 2^P [обозначение взято из википедии]:

$$\begin{aligned} \text{для } A \subseteq P &= [0; d_1] \times [0; d_2] \\ R &= \{R_1, \dots, R_{256}\} : 2^P \rightarrow \mathbb{Z}_+^{256}, \\ G &= \{G_1, \dots, G_{256}\} : 2^P \rightarrow \mathbb{Z}_+^{256}, \\ B &= \{B_1, \dots, B_{256}\} : 2^P \rightarrow \mathbb{Z}_+^{256}. \end{aligned}$$

Строим $H = \{H_1, \dots, H_{768}\} : 2^P \rightarrow \mathbb{Z}_+^{768}$ по следующему правилу:

$$\begin{aligned} \text{для } i &= 1, \dots, 256; H_i = R_i, \\ \text{для } i &= 257, \dots, 512; H_i = G_{i-256}, \\ \text{для } i &= 513, \dots, 768; H_i = B_{i-512}. \end{aligned}$$

Замечание. Образу $H(A) = (a_1, \dots, a_{768})$ можно придать вид столбчатой диаграммы – гистограммы, однако как функция $H = \{H_1, \dots, H_{768}\}$ гистограммой не является, хотя бы потому, что каждый элемент множества A в кумулятивной функции $H(A)$ посчитан трижды.

По аналогии с характеристической функцией из [11] необходимо определить ряд функций $\chi_i : P \rightarrow \{0, 1\}$ для $i = 1, \dots, 768$ (полное наименование $\chi_{f(i)^{-1}}$ имеет неточность и чрезмерно громоздко).

Для изображения как заданной функции $f = (f_1, f_2, f_3) : P \rightarrow \mathbb{Z}_+^3$, где $P = [0; d_1] \times [0; d_2]$ – прямоугольник, для $x \in [0; d_1] \times [0; d_2]$ пусть $\chi_i(x) = 1$, если:

при $i = 1, \dots, 256$ красная компонента элемента x равна i , т.е. $f_1(x) = i$;

при $i = 257, \dots, 512$ зеленая компонента элемента x равна i , т.е. $f_2(x) = i$;

при $i = 513, \dots, 768$ синяя компонента элемента x равна i , т.е. $f_3(x) = i$;

и $\chi_i(x) = 0$ в противном случае.

Теперь для $H = \{H_1, \dots, H_{768}\} : \mathbb{Z}^P \rightarrow \mathbb{Z}_+^{768}$ получаем формулу: для $i = 1, \dots, 768$ и подмножества $A \subseteq P$ $H_i(A) = \iint_P \chi_i(x) \cdot \chi_A(x) dx_1 dx_2$, где χ_A – характеристическая функция множества $A \subseteq P$, т.е. $\chi_A(x) = 1$, если $x \in A$ и $\chi_A(x) = 0$ в противном случае.

Kernel Based Object Tracking: описание объекта вектором признаков и построение функции схожести

Введем в рассмотрение семейство функций

$$g(x) = \max \left(0, 1 - \left(\frac{x_1 - y_1}{l_1} \right)^2 - \left(\frac{x_2 - y_2}{l_2} \right)^2 \right), \text{ где } x_1, x_2$$

являются переменными, y_1, y_2, l_1, l_2 – параметры, $\mathbf{x} = (x_1, x_2) \in P = [0; d_1] \times [0; d_2]$, $\mathbf{y} = (y_1, y_2) \in P = [0; d_1] \times [0; d_2]$, $l_1, l_2 \in \mathbb{R}$. Такую функцию будем называть ядром G . Точки прямоугольника P , для которых $g(\mathbf{x}) \neq 0$, образуют внутренность эллипса. Такой участок будем называть областью G .



Рис 1. Трехмерный график функции g

Для $i = 1, \dots, 768$ определим величину $H_i(\mathbf{y}, \mathbf{l}) = \iint_P \chi_i(x) \cdot g(x) dx_1 dx_2$ – скалярное произведение $\chi_i(x)$ и ядра G , где $\mathbf{y} = (y_1, y_2)$, $\mathbf{l} = (l_1, l_2)$. Существование интеграла следует из тех двух фактов, что все разрывы функции $\chi_i(x)$ первого рода и множество точек разрыва есть множество меры нуль. Из $H_i, i = 1, \dots, 768$, составляем вектор $\mathbf{H} = \{H_i | i = 1, \dots, 768\}$. Вещественнозначный вектор $\mathbf{H} = \{H_i | i = 1, \dots, 768\}$ определяется цветовыми характеристиками и параметрами некоторой эллиптической области кадра,

$H_i \geq 0$, все $H_i = 0$ только для области, в которой нет пикселей, – области нулевого размера.

Для построенного таким образом вектора признаков полностью подходят расчеты из [11]. Приведем здесь результаты применения этих расчетов и рассуждений к построенному выше новому вектору признаков. Вектор $\mathbf{H} = \{H_i | i = 1, \dots, 768\}$ не подходит для сравнения участков кадра, поскольку значения H_i изменяются при масштабировании. Чтобы избежать этих ненужных изменений, рассматривают вектор относительных весов каждого цвета участка кадра $\mathbf{h} = \{h_i | i = 1, \dots, 768\}$, где $h_i = h_i(\mathbf{y}, \mathbf{l}) = H_i / \sum_{i=1}^{768} H_i = H_i / \sum \mathbf{H}$. Такой вектор не изменится,

если объект подвергнуть простому масштабированию, но будет плавно меняться при изменении размеров $\mathbf{l} = (l_1, l_2)$ и положения $\mathbf{y} = (y_1, y_2)$ объекта.

Функцией схожести таких векторов служит коэффициент Бхаттачарьи [2, 3] $\rho = \frac{1}{\sum_{i=1}^{768} \sqrt{h_{0i} \cdot h_i}}$, где

$\mathbf{h}_0 = (h_{01}, \dots, h_{0768})$ – некоторый вектор, с которым производим сравнение. Тогда если в качестве векторов $\mathbf{h} = \{h_i | i = 1, \dots, 768\}$ брать векторы признаков областей G , то ρ становится функцией, зависящей от параметров y_1, y_2, l_1, l_2 ядер G , т.е. от положения и размеров. Для нахождения позиции ядра G с максимально схожим вектором признаков $\mathbf{h} = \{h_i | i = 1, \dots, 768\}$ необходимо продифференцировать схожесть ρ . Чтобы продифференцировать ρ , запишем $\rho = \sum \rho_i$, где $\rho_i = \sqrt{h_{0i} \cdot h_i}$. Дифференцируем функцию ρ : сначала находим

$$\frac{\partial H_i}{\partial y_k} = \frac{2}{l_k^2} \iint_P \chi_i(x) \cdot (g(x) \neq 0) \cdot (x_k - y_k) dx_1 dx_2$$

и

$$\frac{\partial H_i}{\partial l_k} = \frac{2}{l_k^3} \iint_P \chi_i(x) \cdot (g(x) \neq 0) \cdot (x_k - y_k)^2 dx_1 dx_2$$

для $i = 1, \dots, 768, k = 1, k = 2$. Через производные вектора $\mathbf{H} = \{H_i | i = 1, \dots, 768\}$ находим

$$\frac{\partial h_i}{\partial y_k} = \frac{\frac{\partial H_i}{\partial y_k} - h_i \cdot \sum_{i=1}^{768} \frac{\partial H_i}{\partial y_k}}{\sum_{i=1}^{768} H_i} \text{ и } \frac{\partial h_i}{\partial l_k} = \frac{\frac{\partial H_i}{\partial l_k} - h_i \cdot \sum_{i=1}^{768} \frac{\partial H_i}{\partial l_k}}{\sum_{i=1}^{768} H_i}$$

для $i = 1, \dots, 768, k = 1, k = 2$.

Теперь имеем для производных функции схожести $\frac{\partial \rho_i}{\partial y_k} = \sum_{i=1}^{768} \frac{\partial h_i}{\partial y_k} \cdot \frac{\rho_i}{2h_i}$ и $\frac{\partial \rho_i}{\partial l_k} = \sum_{i=1}^{768} \frac{\partial h_i}{\partial l_k} \cdot \frac{\rho_i}{2h_i}, k = 1, k = 2$.

Зная производные функции схожести и максимально возможное ее значение 1, определяем направление движения и величину шага для достижения ее

максимуму: для областей с параметрами, близкими к $\mathbf{y}_0 = (y_{01}, y_{02})$ и $\mathbf{l}_0 = (l_{01}, l_{02})$, имеем [12] для смещения области

$$\Delta y_1 = \frac{1 - \rho(y_{01}, y_{02}, l_{01}, l_{02})}{\frac{\partial \rho^2}{\partial y_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial y_2} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_2}} \frac{\partial \rho}{\partial y_1},$$

$$\Delta y_2 = \frac{1 - \rho(y_{01}, y_{02}, l_{01}, l_{02})}{\frac{\partial \rho^2}{\partial y_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial y_2} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_2}} \frac{\partial \rho}{\partial y_2},$$

для изменения размеров области

$$\Delta l_1 = \frac{1 - \rho(y_{01}, y_{02}, l_{01}, l_{02})}{\frac{\partial \rho^2}{\partial y_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial y_2} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_2}} \frac{\partial \rho}{\partial l_1},$$

$$\Delta l_2 = \frac{1 - \rho(y_{01}, y_{02}, l_{01}, l_{02})}{\frac{\partial \rho^2}{\partial y_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial y_2} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_1} + \frac{\partial \rho^2}{\partial l_2}} \frac{\partial \rho}{\partial l_2}.$$

Свойства используемых векторов признаков

Рассмотрим свойства трех векторов признаков (точнее векторнозначных функций) областей цветной цифровой картинке: построенного выше вектора $\mathbf{h} = \{h_i | i = 1, \dots, 768\}$, в дальнейшем будем называть его $\mathbf{h}768$, и используемые в [1–3, 11–16] два вектора, построенные на цветовых гистограммах, которые здесь будем называть по их размерностям $\mathbf{h}16777216$ и $\mathbf{h}512$. Напомним способы построения $\mathbf{h}16777216$ и $\mathbf{h}512$: $\mathbf{h}16777216$ – это относительные распределения различных вариантов цвета в цифровой записи картинке в формате RGB24, получается $256^3 = 16777216$ различных вариантов – 16777216-мерный вектор. В [3] используется также относительное распределение различных вариантов цвета в цифровой записи картинке, но каждая из компонент (R, G и B) разбита на 8 градаций. Всего получается $8^3 = 512$ различных вариантов – 512-мерный вектор, который и назван $\mathbf{h}512$. Для экспериментов подходят 512-мерный и 768-мерный векторы, на 16777216-мерном векторе (~16 мегабайт) расчеты потребовали более мощных ресурсов, чем настольный компьютер.

На рис. 2 показаны результаты экспериментов. На иллюстрации сверху переходы между зонами одного цвета скачкообразные, что создает неестественные градиентные разводы даже на монотонной стене. Наличие разводов обусловлено малым количеством – всего 512, различных цветов, а следовательно, и малым количеством бинов гистограммы, и малой размерностью вектора $\mathbf{h}512$. Зато с таким вектором можно отследить трек объекта (отметить и обвести объект красным прямоугольником) даже в реальном времени. Снизу приведен тот же фрагмент, но с использованием всех возможных цветов, которые позволяют сгенерировать стандарт RGB24. Как следствие – более естественные цвета, но вектор признаков увеличивается более чем в 32000 раз и требует

разработки иных особенных методов обработки. Однако с вектором $\mathbf{h}768$ отследить трек объекта уже имеющимся инструментом делается возможным, поскольку вектор признаков увеличился всего в 1,5 раза, что незначительно.

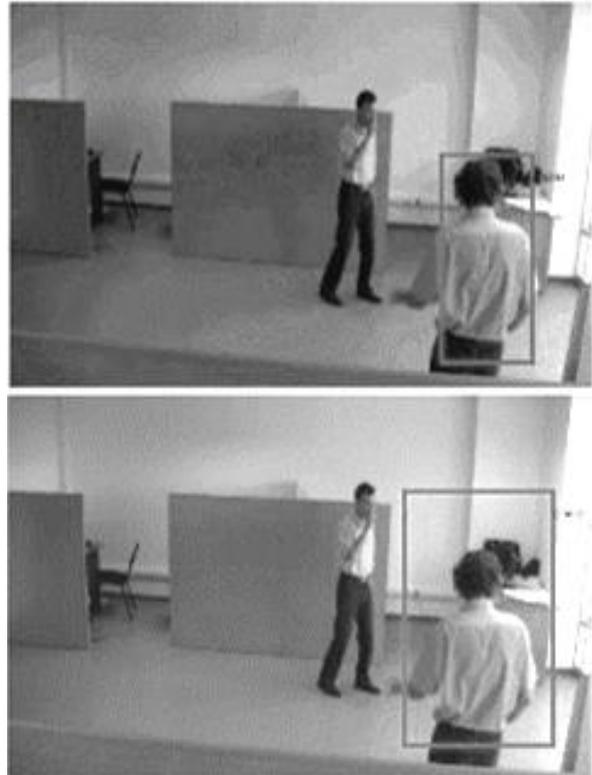


Рис. 2. Кадры из экспериментальных роликов: сверху – 512-мерный; снизу – 768-мерный векторы

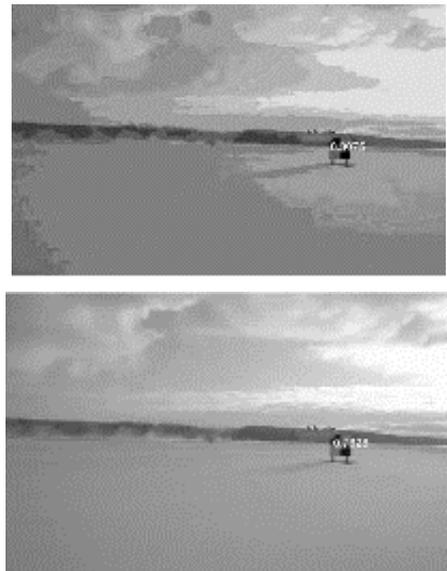


Рис. 3. Кадры из экспериментальных роликов: слева – 512-мерный, справа – 768-мерный векторы

На рис. 3 также хорошо видны последствия уменьшения количества цветов в виде градиентных скачков на снежном поле слева, тогда как на кадре справа поле однородно. Неестественные градиентные переходы видны и на небе.

Выводы

По результатам слежения – количество кадров и точность накрытия цели – векторы признаков **h768** и **h512** дают близкие результаты при попадании изображений в узкий цветовой интервал. По диапазону применения: с помощью вектора признаков **h768** можно обрабатывать изображения в цветах, не доступных для **h512**.

Литература

1. Comaniciu D. Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis / D. Comaniciu, P. Meer // *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions. – May, 2002. – Vol. 24. – P. 603–519.
2. Comaniciu D. Kernel-based object tracking/ D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer // *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions. – May, 2003. – Vol. 25, No. 5. – P. 564–577.
3. Comaniciu D. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift / D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer // *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.* – 2000. – Vol. 2, No. 2. – P. 142–149.
4. Pastushkov A.V. Search and tracking method of cloud fields on image/ A.V. Pastushkov, V.T. Kalaida // *Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering.* – 2015. – Vol. 9680. – P. 96805V-1–96805V-4.
5. Petrov A.A. Comparison of the effectiveness of optic atmosphere investigation tasks distribution techniques in local network/ A.A. Petrov, V.T. Kalaida // *Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering.* – 2015. – Vol. 9680. – P. 968035-1–968035-4.
6. Lijia W. An Adaptive Kernel based Correlation Filter Algorithm for Real Time Object Tracking / W. Lijia, W. Binbin, C. Xufeng // *12th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC).* – 2020. – P. 144–148.
7. Dargazany A. Multibandwidth Kernel-Based Object Tracking / A. Dargazany, A. Soleimani, A. Ahmadyfard // *Advances in Artificial Intelligence.* – 2010. – Vol. 2010. – Article ID 175603.
8. Shixiang C. Flying Point Target Tracking Using Infrared Images / C. Shixiang, H. Hongyan // *Proceedings of the 5th International Conference on Multimedia and Image Processing.* – 2020. – P. 23–27.
9. Iswanto I.A. Object Tracking Based on Meanshift and Particle-Kalman Filter Algorithm with Multi Features / I.A. Iswanto, T.W. Choa, B. Li // *Procedia Computer Science.* – 2019. – Vol. 157. – P. 521–529.
10. Hyochang A. A Research of CNN-based Object Detection for Multiple Object Tracking in Image / A. Hyochang, L. Yong-Hwan // *Journal of the Semiconductor & Display Technology.* – 2019. – Vol. 18, No. 3. – P. 110–114.
11. Шапошников А.И. Компьютерное слежение с масштабированием, основанное на градиентном спуске / А.И. Шапошников, Е.В. Шапошникова // *ГрафиКон'2011: 21-я Междунар. конф. по компьютерной графике и зрению: Москва, МГУ им. М.В. Ломоносова, 26–30 сентября 2011 г.: Труды конференции.* – М.: МАКС-Пресс, 2011. – С. 231–234.
12. Шапошников А.А. К вопросу о качестве работы алгоритмов слежения за объектами / А.А. Шапошников, А.И. Шапошников, Е.В. Шапошникова // *Компьютерные исследования и моделирование.* – 2014. – Т. 6, № 4. – С. 495–502.
13. Шапошников А.И. Выделение движущихся объектов в анализе изображения неподвижной камеры // *Информационные технологии и математическое моделирование: матер. VIII Всерос. науч.-практ. конф. с междунар. участием (13–14 ноября 2009 г.).* – Томск: Изд-во Том. ун-та, 2009. – Ч. 2. – С. 297–301.
14. Шапошников А.И. О кластеризации в анализе движения в изображении с неподвижной камеры / А.И. Шапошников, Е.В. Шапошникова // *Пятая Сибирская конф. по параллельным и высокопроизводительным вычислениям: сб. трудов (1–3 декабря 2009 г.).* – С. 148–153.
15. Шапошников А.И. Электронный информационный образовательный ресурс: Алгоритм «Локализация объекта в кадре» / А.И. Шапошников, Е.В. Шапошникова // *Хроники объединенного фонда электронных ресурсов «Наука и образование», октябрь 2012.* – № 10 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ofernio.ru/portal/newspaper/ofernio/2012/10.doc>, свободный (дата обращения: 23.06.2021).
16. Шапошников А.А. Зависимость эффективности алгоритма слежения, основанного на пятипараметрическом градиентном спуске, от качества изображения объекта // *Вопросы науки.* – 2015. – Т. 1. – С. 99–101.

Шапошников Альберт Игоревич

Канд. физ.-мат. наук, доцент лаб. автоматизации радиофизических исследований (ЛАРИДА) Национального исследовательского Томского государственного ун-та (НИ ТГУ) Ленина пр-т, 36, г. Томск, Россия, 634050
Тел.: +7-913-802-62-55
Эл. почта: albertelena@mail.ru

Shaposhnikov A.I.

Feature-vector for the MeanShift

The article gives the description of the feature vector, which is suitable for the MeanShift procedure, uses all the color information of the RGB24 format and has a dimension exceeding only 1.5 times the dimension of the smallest 512-dimensional vector used for the Kernel Based Object Tracking procedure. For the described feature vector, a function of similarity of two elliptical areas of the frame is built. For the similarity function, formulas are found for the gradient vector - the mean shift vector, which indicates the direction of the growth of similarity in four-dimensional space of all elliptical regions covering the object in the frame. Knowing the greatest value of the similarity function of two elliptical regions, the length of the displacement vector in the four-dimensional space of all elliptical regions was found. To this vector the previous point in space must be moved at the current moment, i.e. the values of the coordinates of the center and the dimensions of the ellipse, in order to obtain the best similarity of the current elliptical area from the previous one. Finally, so as to implement Kernel Based Object Tracking, an algorithm of successive iterations (Newton's method) has been developed, which allows finding the parameters of the ellipse that really has the best similarity. The experiments were carried out and their results were presented and discussed.

Keywords: feature vector, Kernel Based Object Tracking, MeanShift, color component.

doi: 10.21293/1818-0442-2021-24-2-34-38

References

1. Comaniciu D., Meer P. Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, May, 2002, vol. 24, pp. 603–519.
2. Comaniciu D., Ramesh V., Meer P. Kernel-based object tracking. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, May, 2003, vol. 25, no. 5, pp. 564–577.
3. Comaniciu D., Ramesh V., Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2000, vol. 2, no. 2, pp. 142–149.
4. Pastushkov A.V., Kalaida V.T. Search and tracking method of cloud fields on image. *Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering*, 2015, vol. 9680, pp. 96805V-1–96805V-4.
5. Petrov A. A., Kalaida V.T. Comparison of the effectiveness of optic atmosphere investigation tasks distribution techniques in local network. *Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering*, 2015, vol. 9680, pp. 968035-1–968035-4.
6. Lijia W., Binbin W., Xufeng C. An Adaptive Kernel based Correlation Filter Algorithm for Real Time Object Tracking. *12th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*, 2020, pp. 144–148.
7. Dargazany A., Soleimani A., Ahmadyfard A. Multi-bandwidth Kernel-Based Object Tracking. *Advances in Artificial Intelligence*, 2010, vol. 2010, article ID 175603.
8. Shixiang C., Hongyan H. Flying Point Target Tracking Using Infrared Images. *Proceedings of the 5th International Conference on Multimedia and Image Processing*, 2020, pp. 23–27.
9. Iswanto I. A., Choa T.W., Li B. Object Tracking Based on Meanshift and Particle-Kalman Filter Algorithm with Multi Features. *Procedia Computer Science*, 2019, vol. 157, pp. 521–529.
10. Hyochang A., Yong-Hwan L. A Research of CNN-based Object Detection for Multiple Object Tracking in Image. *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, 2019, vol. 18, is. 3, pp. 110–114.
11. Shaposhnikov A.I., Shaposhnikova E.V. Komp'yuternoe slezhenie s masshtabirovaniem, osnovannoe na gradientnom spuske [Gradient descent based computer scaling tracking]. *GraphiCon '2011: The 21st International Conference on Computer Graphics and Vision September 26–30, 2011 Moscow, Russia Conference: Proceedings*, M.: MAKS-Press, 2011, pp. 231–234.
12. Shaposhnikov A.A., Shaposhnikov A.I., Shaposhnikova E.V. About quality of Kernel based object tracking. *Computer Research and Modeling*, 2014, vol. 6, no. 4, pp. 495–502.
13. Shaposhnikov A.I. Vydelenie dvizhushchihya ob'ektov v analize izobrazheniya nepodvizhnoy kamery [Highlighting Moving Objects in the Analysis of a Fixed Camera Image]. *Information Technologies and Mathematical Modelling: Materials of 8th Russian research-practice conference with international participate (13–14 November 2009)*. – Tomsk: Izd-vo Tom. Un-ta, 2009, pt. 2, pp. 297–301.
14. Shaposhnikov A.I., Shaposhnikova E.V. O klasterizacii v analize dvizheniya v izobrazhenii s nepodvizhnoy kamery [About clustering in motion analysis in images from a fixed camera]. *Fifth Siberian Conference on Parallel and High Performance Computing: Proceedings (1–3 December 2009)*, pp. 148–153.
15. Shaposhnikov A.I., Shaposhnikova E.V. Electronic information educational resource: Algoritm «Lokalizaciya ob'ekta v kadre» [Localization of an object in the frame] // *Chronicles OFERNIO*, October 2012, no. 10. Available at: <http://ofermio.ru/portal/newspaper/ofernio/2012/10.doc>, free. (Accessed: June 23, 2021).
16. Shaposhnikov A.A. Zavisimost' effektivnosti algoritma slezheniya, osnovannogo na pyatiparametricheskom gradientnom spuske, ot kachestva izobrazheniya ob'ekta [Dependence of the efficiency of the tracking algorithm based on a five-parameter gradient descent on the image quality of the object]. *Voprosy Nauki*, 2015, vol.1, pp. 99–101.

Albert I. Shaposhnikov

Candidate of Science in Physics and Mathematics,
 Assistant Professor, Tomsk State University (NS TSU)
 36, Lenin pr., Tomsk, Russia, 634050
 Phone: +7-913-802-62-55
 Email: albertelena@mail.ru