

УДК 602.1 : 519.673

## АЛГОРИТМ ТРАССИРОВКИ ПЕРЕСЕКАЮЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ ПО ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ДАЛЬНОСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В. А. Куликов

*Институт автоматизации и электрометрии СО РАН,  
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1  
Новосибирский государственный университет,  
630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2  
E-mail: kulikov.victor@gmail.com*

Рассматривается задача трассировки множества одинаковых объектов с изменяющейся формой и с большим числом окклюзий, которая актуальна в биологии и системах безопасности. Предлагается алгоритм обнаружения и трассировки биологических объектов по последовательности дальностных изображений. При тестировании алгоритм на наилучшей последовательности допустил ошибку 1 раз на 193 коллизии.

*Ключевые слова:* трассировка, дальностное изображение, сегментация, социальное поведение животных.

DOI: 10.15372/AUT20160106

**Введение.** Социальное поведение животных играет большую роль в исследовании побочных явлений от воздействия фармакологических препаратов. Для изучения социального поведения на основе анализа двигательной активности необходимо обеспечить раздельную трассировку животных в группе. Сложность задачи заключается в том, что в поле зрения сенсора попадают несколько идентичных объектов с изменчивой формой и плохо предсказуемой траекторией движения. Дополнительную трудность при трассировке создают коллизии между объектами, когда один объект частично закрывает собой от сенсора другой объект. Тестирование социального поведения проводится на открытой плоской арене либо в домашней клетке животного. Во время эксперимента каждому животному присваивается уникальный номер, с которым ассоциируются его параметры движения. Задача автоматической трассировки сводится к разрешению проблемы коллизии объектов при сохранении одного и того же номера объекта на протяжении эксперимента. Для этого используются системы, основанные на компьютерном зрении [1, 2].

В [3] предложен метод оценки параметров поведения одиночного животного по яркостному изображению. Проблема контрастности в работах [1–3] решалась за счёт применения инвертированного освещения [4], в результате чего фиксировалась теневая проекция силуэта животного. Для решения задачи окклюзий было продемонстрировано несколько методов [5–7], основанных на анализе яркостных изображений. В [1] приведён метод трассировки группы мышей по серии яркостных изображений. Существуют методы разделения особей в групповых контрактах по данным, получаемым с тепловизора [8]. В случае если объект имеет устойчивую форму и движется по гладкой траектории, для её оценки используют расширенный фильтр Калмана [9] или фильтр частиц [10].

В работе [11] впервые предложено применять системы активного стереозрения для анализа поведения животных. Такие системы состоят из проектора и камеры. Камера фиксирует изменение шаблона, нанесённого проектором на сцену, и по его искажению восстанавливает дальностное изображение. Примером системы активного стереозрения может служить сенсор "Microsoft Kinect". Метод оценки фона на дальностных изображениях был описан в [12]. Сочетание обнаружения и трассировки используется в [13, 14], где

изображение искомого объекта разбивается на набор локальных особенностей, которые впоследствии ищутся на изображении.

В представленной работе предложено решение задачи трассировки множества биологических объектов, основанное на анализе дальностных изображений, в значениях пикселей которых хранятся данные о расстоянии от объекта на сцене до датчика.

**Постановка задачи.** Имеем последовательность дальностных изображений  $D(x, y, t)$  (рис. 1, *a*), представляющую собой набор карт высот относительно арены. Чем больше значение в точке, тем выше эта точка относительно плоскости арены. Объекты на дальностном изображении выделяются на фоне арены и имеют приблизительно одинаковую площадь и высоту.

Задача заключается в том, чтобы на основе последовательности дальностных изображений  $D(x, y, 0), \dots, D(x, y, t)$  построить функцию, которая каждому элементу изображения будет присваивать индекс, указывающий на его принадлежность к фону или определённому объекту (рис. 1, *b, c*):

$$id(x, y, D(x, y, 0), \dots, D(x, y, t)) = \begin{cases} 0, & \text{если } D(x, y, t) \in \text{фону,} \\ n, & \text{если } D(x, y, t) \in \text{объекту с индексом } n. \end{cases} \quad (1)$$

**Предлагаемый метод.** Для тестирования социального поведения лабораторных животных был использован стенд [4], состоящий из следующих элементов: арена, где происходит тестирование, освещение и датчик активного стереозрения (в данной работе "Microsoft Kinect" [15]). Такой датчик формирует дальностное изображение, в котором значения пикселей соответствуют расстоянию от объекта на плоскости арены до датчика. Зная параметры датчика (разрешение, поле зрения, размер пикселей), можно преобразовать значения пикселей дальностного изображения в набор точек в трёхмерном пространстве. Уравнение плоскости арены по набору точек находится методом RANSAC [16]. Вычислив расстояние от набора точек до найденной плоскости и спроецировав точки на изображение, формируем дальностное изображение относительно плоскости арены.

При коллизии нескольких объектов необходимо иметь алгоритм для разграничения точек, принадлежащих разным объектам. Для решения данной задачи существует ряд алгоритмов сегментации изображения. При их исследовании было выявлено, что наиболее подходящими являются алгоритмы сегментации путём слияния областей. Для применения этих алгоритмов необходимо иметь начальное приближение сегментации, в качестве которого удобно использовать связанные области бинарного изображения. Объекты в состо-

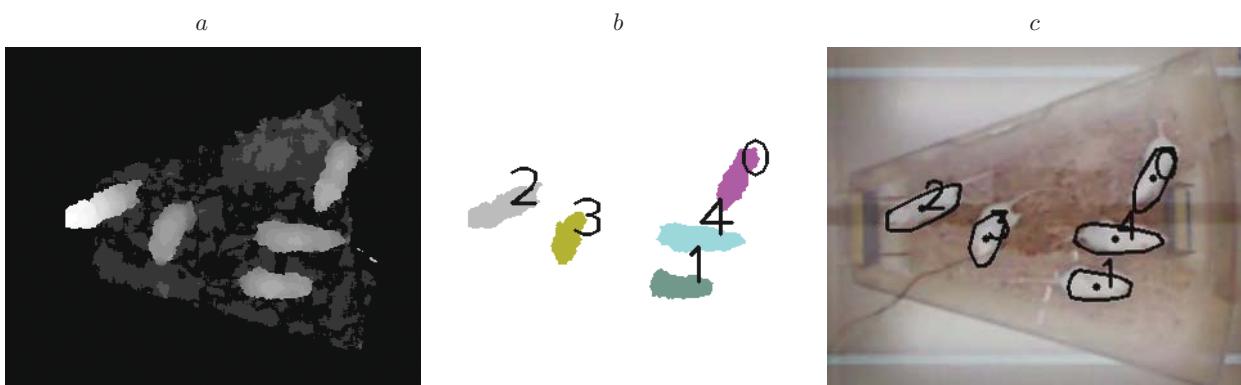


Рис. 1. Этапы алгоритма обработки дальностных изображений: *a* — исходное изображение; *b* — результат его сегментации на связанные области; *c* — контуры обнаруженных объектов на яркостном изображении

янии коллизии могут образовывать одну связанную область. В данной работе предложен метод поиска начальных условий сегментации животных на дальностном изображении. Этот метод включает в себя следующие этапы:

- 1) бинаризация дальностного изображения с высоким и низким порогами;
- 2) поиск связанных областей бинарного изображения;
- 3) вычисление геометрических свойств связанных компонент;
- 4) обнаружение точек, гипотетически находящихся в центре силуэта объекта.

Имея дальностное изображение относительно плоскости арены  $D(x, y, t)$ , необходимо найти точки, гипотетически принадлежащие объектам, которые используются в качестве первого приближения сегментации. На искомые точки можно наложить два условия: они должны быть значительно выше плоскости арены и геометрически находиться в центре силуэта объекта.

Выполнение первого условия осуществляется отсечением точек плоскости арены и выделением точек, с большой вероятностью принадлежащих объектам по высоте:

$$BH(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{если } D(x, y, t) > (2/3)h, \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases} \quad (2)$$

где  $h$  — математическое ожидание высоты объекта. Предполагаем, что пиксели со значениями больше  $(2/3)h$  с вероятностью 0,85 принадлежат объекту.

Для нахождения точек, расположенных в центре силуэта объекта, необходимо вычислить расстояние от каждой точки силуэта объекта до ближайшей точки плоскости арены и ограничить порогом значение расстояния. В качестве простого классификатора для разделения точек объекта и плоскости арены можем использовать следующую функцию:

$$BL(x, y, t) = \begin{cases} 1, & \text{если } D(x, y, t) > 2\sigma, \\ 0 & \text{иначе,} \end{cases} \quad (3)$$

где  $\sigma$  — квадратичное отклонение шума датчика; так как шум нормальный, то 90 % его не превышает порог в  $2\sigma$ . В результате все пиксели, принадлежащие объекту, будут иметь значения 1, плоскости арены — 0.

Алгоритм Distance-Transform [17] вычисляет для каждого ненулевого пикселя расстояние до ближайшего нулевого пикселя:

$$DT(x, y, BL, t) = \begin{cases} 0, & \text{если } BL(x, y, t) = 0, \\ \min(\sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} \mid BL(x', y', t) = 0) & \text{иначе.} \end{cases} \quad (4)$$

Здесь  $DT$  — двумерная функция, построенная из бинарного изображения  $BL$  таким образом, что в точке с координатами  $(x, y)$  хранится значение расстояния до ближайшей точки  $(x', y')$ , если точка  $(x, y)$  принадлежит объекту ( $BL(x, y) = 1$ ), а точка  $(x', y')$  — плоскости арены ( $BL(x', y') = 0$ ).

Так как объекты могут находиться в состоянии коллизии, то величина функции  $DT$  будет выше в центре коллизии, чем в центре объекта. Поэтому, зная средний радиус животного в пикселях  $l$ , изменим функцию  $DT$  так, чтобы максимум отклика возникал только на ожидаемом центре силуэта объекта:

$$DTX(x, y, BL, t) = \begin{cases} DT(x, y, BL, t), & \text{если } DT(x, y, BL, t) < l, \\ 2l - DT(x, y, BL, t), & \text{если } l \leq DT(x, y, BL, t) < 2l, \\ 0, & \text{если } DT(x, y, BL, t) \geq 2l. \end{cases} \quad (5)$$

Вычитая  $DT(x, y, BL, t)$  из  $2l$ , получаем значение  $l$  при  $DT(x, y, BL, t) = l$ , и функция (5) линейно уменьшается до 0 при  $DT(x, y, BL, t) = 2l$ . Тогда функция расстояния становится симметричной относительно среднего радиуса животного  $l$ . Чтобы отсеять точки, не принадлежащие объектам по пространственным критериям, устанавливается эмпирически подобранный порог  $0,6l$ :

$$BD(x, y, BL, t) = \begin{cases} 1, & \text{если } DT(x, y, BL, t) > 0,6l, \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases} \quad (6)$$

Полученное бинарное изображение  $BD$  содержит точки, которые геометрически лежат в окрестности центра силуэта объекта. Таким образом, автоматически устраняются мелкие выбросы по яркости, вызванные шумом сенсора, и множество точек контура изображения животного, участвующих в коллизии. Пересечением двух изображений  $BH$  и  $BD$  является набор точек, удовлетворяющих как условию по высоте над плоскостью арены, так и пространственной привязке к размерам ожидаемого объекта:

$$B(x, y, t) = BH(x, y, t) \& BD(x, y, DL, t). \quad (7)$$

На изображении  $B(x, y, t)$  находятся связанные области, размер которых больше определённого порога, заданного пользователем. Эти компоненты — начальные условия сегментации.

Для сегментации неразмеченной области дальностного изображения использовался алгоритм Watershade [18], являющийся итеративным алгоритмом сегментации через слияние областей. На каждой итерации он наращивает области в соответствии с функцией подобия. В результате работы алгоритма изображение разбивается на связанные области в соответствии с найденными центрами объектов:

$$L(x, y, t) = \begin{cases} 0, & \text{если } D(x, y, t) \in \text{фону,} \\ k, & \text{если } D(x, y, t) \in \text{области с номером } k. \end{cases} \quad (8)$$

Последний этап работы алгоритма — сопоставление найденных связанных областей с их позицией в предыдущем кадре. Для этого использовалось расстояние между центрами масс областей, а в качестве целевой функции был взят функционал, минимизирующий перемещение всех областей на арене между соседними кадрами:

$$p_t = \arg \min_{p'_t \in M_t} \sum_k \|p'_t(k) - p_{t-1}(k)\|, \quad (9)$$

где  $p_t(k)$  — центр масс  $k$ -го объекта в момент времени  $t$ , а  $M_t$  — множество всевозможных перестановок набора координат центров масс обнаруженных объектов. Результатом данной оптимизации является вектор  $p$ , состоящий из упорядоченного набора координат центров масс объектов. Таким образом, получаем связь между найденными областями и индексами объектов. Последовательность векторов  $p_t$  формирует траекторию движения объектов.

**Численный эксперимент.** Для оценки качества работы предложенного алгоритма проведён эксперимент на мышах трёх окрасов линий BALB/c (белый), CBA (агути) и C57BL/6 (чёрный) (рис. 2). Были отсняты четыре тестовые последовательности: одна с двумя животными (seq1) и три с тремя животными (seq2, seq3, seq4). Животные содержались и исследовались в Центре генетических ресурсов лабораторных животных Института цитологии и генетики СО РАН (идентификационные номера RFMEFI61914X0005 и

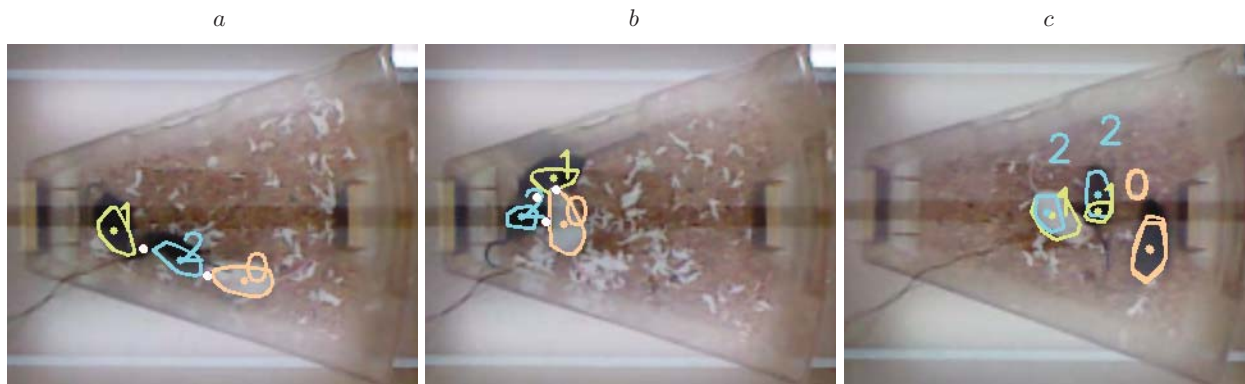


Рис. 2. Различные типы коллизий между животными и ошибки алгоритма (белые точки — места коллизий): *a* — коллизия трёх животных; *b* — попарная коллизия трёх животных; *c* — пример ошибки трассировки, когда тестируемый и контрольный алгоритмы дали разные результаты

RFMEFI62114X0010). Для получения истинных данных алгоритм трассировки модифицирован таким образом, чтобы сегментация учитывала уникальный цвет животного. В этой реализации функция минимизации при трассировке была изменена:

$$p_t = \arg \min_{(p'_t, c'_t) \in M_t} \sum_k \|p'_t(k) - p_{t-1}(k)\| + \|c'_t(k) - c_{t-1}(k)\|, \quad (10)$$

где  $c_t(k)$  — среднее значение цвета  $k$ -го объекта в момент времени  $t$ .

Сравнивались данные, полученные модифицированным алгоритмом и предложенным, который не использует цвет животного для классификации. Критерием качества работы алгоритма была взята вероятность правильного разделения животных после коллизии, которая вычислялась как отношение числа корректных срабатываний к общему количеству коллизий (см. таблицу).

Ошибкой считался факт перемещения идентификатора с одного объекта на другой, а коллизией — кадр, в котором два или более животных соприкасаются контурами. Количество коллизий считалось с учётом их сложности. Значение счётчика коллизии для кадра зависело от количества взаимодействующих животных (рис. 2, *a, b*).

Алгоритм допускает ошибки в двух ситуациях: когда одно животное находится под другим и при резком движении, например при драке (рис. 2, *c*). В первом случае одно животное теряется и после того, как оно появляется в другом месте, алгоритм обнаружения находит новый объект, а функция минимизации суммарного расстояния приписывает най-

#### Оценка правильности работы алгоритма

Последовательность	Показатели			
	Количество коллизий	Число кадров	Количество ошибок	Вероятность ошибки
seq1	257	3739	0	0
seq2	787	1342	4	$5 \cdot 10^{-3}$
seq3	711	814	1	$10^{-3}$
seq4	1104	1900	1	$10^{-5}$

денному животному другой индекс. Во втором случае ошибается алгоритм сегментации при разделении силуэта дерущихся животных.

**Заключение.** Разработана методика трассировки множества одинаковых биологических объектов с нежесткой формой по последовательности дальностных изображений. Предложенная методика состоит из сочетания обнаружения, сопровождения объекта и выбора наиболее подходящего решения. Преимущество данного подхода заключается в том, что устраняются основные недостатки обеих методик: при трассировке объект со временем может потеряться, при обнаружении часто находятся ложные объекты из-за шума сенсора. Предложенный алгоритм реализован в виде кода на языке C++ и работает в реальном времени (25 кадр/с) на компьютере Intel Core-i5 1,7 ГГц, 4 Гб оперативной памяти при разрешении кадра  $640 \times 480$  пикселей. Проведено сравнение данного алгоритма с эталонными результатами, полученными методом цветовой сегментации, которое показало, что алгоритм в худшем случае ошибался 1 раз на 193 коллизии.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Branson K., Belongie S.** Tracking multiple mouse contours (without too many samples) // Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. "Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005)". IEEE, 2005. Vol. 1. P. 1039–1046.
2. **Gonçalves W. N., Monteiro J. B. O., de Andrade Silva J. et al.** Multiple mice tracking using a combination of particle filter and k-means // Proc. XX Brazilian Symp. on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI 2007). IEEE, 2007. P. 173–178.
3. **Куликов В. А., Иванов В. А., Киричук В. С.** Моделирование и анализ движения биологических объектов по последовательности изображений, полученных при исследовании двигательной активности // Автометрия. 2010. **46**, № 1. С. 79–85.
4. **Kulikov A. V., Tikhonova M. A., Kulikov V. A.** Automated measurement of spatial preference in the open field test with transmitted lighting // Journ. Neurosci. Meth. 2008. **170**, N 2. P. 345–351.
5. **Иванов В. А., Киричук В. С., Орлов С. И.** Пространственно-временной анализ видео-последовательностей для обнаружения оставленных предметов // Автометрия. 2011. **47**, № 1. С. 30–36.
6. **Иванов В. А., Киричук В. С.** Особенности работы алгоритмов обнаружения упавшего человека по последовательности изображений сцены // Автометрия. 2011. **47**, № 2. С. 15–25.
7. **Иванов В. А., Киричук В. С.** Выделение движущихся объектов по последовательности изображений в реальном времени // Автометрия. 2009. **45**, № 5. С. 14–21.
8. **Giancardo L., Sona D., Huang H. et al.** Automatic visual tracking and social behaviour analysis with multiple mice // PloS one. 2013. **8**, N 9. e74557. URL: <http://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0074557> (дата обращения: 25.03.2015).
9. **Marcenaro L., Ferrari M., Marchesotti L., Regazzoni C. S.** Multiple object tracking under heavy occlusions by using Kalman filters based on shape matching // Proc. 2002 International Conference on Image Processing. IEEE, 2002. Vol. 3. P. 341–344.
10. **Khan Z., Balch T., Dellaert F.** An MCMC-based particle filter for tracking multiple interacting targets // Proc. of the 8th European Conference on Computer Vision (ECCV 2004). Pt. IV. Ser. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 3024. P. 279–290.
11. **Kulikov V. A., Khotskin N. V., Nikitin S. V. et al.** Application of 3-D imaging sensor for tracking minipigs in the open field test // Journ. Neurosci. Meth. 2014. **235**, N 7. P. 219–225.
12. **Куликов В. А., Иванова Е. В.** Метод обнаружения оставленных предметов по последовательности дальностных изображений // Автометрия. 2012. **48**, № 6. С. 29–34.

13. **Nebehay G., Pflugfelder R.** Consensus-based matching and tracking of keypoints for object tracking // Proc. 2014 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). IEEE, 2014. P. 862–869.
14. **Kalal Z., Mikolajczyk K., Matas J.** Tracking-learning-detection // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2012. **34**, N 7. P. 1409–1422.
15. **Han J., Shao L., Xu D., Shotton J.** Enhanced computer vision with microsoft kinect sensor: A review // IEEE Trans. Cybern. 2013. **43**, N 5. P. 1318–1334.
16. **Fischler M. A., Bolles R. C.** Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography // Commun. ACM. 1981. **24**, N 6. P. 381–395.
17. **Jain A. K.** Fundamentals of Digital Image Processing. Engelwood Cliffs, USA: Prentice-Hall, 1989. 592 p.
18. **Beucher S., Meyer F.** The morphological approach to segmentation: the watershed transformation // Mathematical Morphology in Image Processing /Ed. E. Dougherty. N. Y.: CRC Press, 1992. Ser. Optical Science and Engineering. Vol. 34. Ch. 12. P. 433–481.

*Поступила в редакцию 25 марта 2015 г.*

---