

14. Kimura M. [et al.]. Evolutionary rate at the molecular level, *Nature*, 1968, Vol. 217, No. 5129, pp. 624-626.
15. Cordell H.J. Epistasis: what it means, what it doesn't mean, and statistical methods to detect it in humans, *Human molecular genetics*, 2002, Vol. 11, No. 20, pp. 2463-2468.
16. Weise T. [et al.]. A tunable model for multiobjective, epistatic, rugged, and neutral fitness landscapes, *Proceedings of the 10th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, 2008, pp. 795-802.
17. Garay M.R. Computers and intractability. A guide to the theory of NP-completeness, 1979.
18. Beyer H.G. Evolution strategies, *Scholarpedia*, 2007, Vol. 2, No. 8, pp. 1965.
19. Eshelman L. On crossover as an evolutionarily viable strategy, *Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms*, 1991, pp. 61-68.
20. Schumer M., Steiglitz K. Adaptive step size random search, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1968, Vol. 13, No. 3, pp. 270-276.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.В. Курейчик.

Пикалов Максим Вадимович – Национальный исследовательский университет ИТМО; e-mail: pikmaksim@gmail.com; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: 88126070283; аспирант.

Письмеров Алексей Максимович – e-mail: alekseipismerov@gmail.com; аспирант.

Pikalov Maxim Vadimovich – ITMO University; e-mail: pikmaksim@gmail.com; St. Petersburg, Russia; phone: +78126070283; graduate student.

Pismerov Aleksei Maximovich – e-mail: alekseipismerov@gmail.com; graduate student.

УДК 004.932.2

DOI 10.18522/2311-3103-2024-2-228-236

П.А. Гессен, А.И. Лизин, В.А. Павлова, В.Д. Саенко, В.А. Тупиков

РЕКУРСИВНЫЙ АЛГОРИТМ АНАЛИЗА И ВОССТАНОВЛЕНИЯ КОНТУРОВ В СИСТЕМАХ НАВИГАЦИИ И НАВЕДЕНИЯ

В целях разработки алгоритма обнаружения объектов для встраиваемых вычислительных систем оптико-электронных комплексов, был проведен анализ имеющегося мирового научно-технического опыта, направленного на улучшение процесса выделения контуров. На основе проведенного анализа, авторами статьи был разработан новый метод коррекции контурных изображений. Этот метод реализует подход, позволяющий объединять разорванные контуры и применять фильтрацию по различным параметрам для оптимальной анализа контуров. Первым этапом работы алгоритма является применение размытия изображения, за которым следует применение алгоритма детекции границ Кенни. Затем происходит утоньшение контуров и фильтрация контурного изображения для удаления самых слабых контуров. Следующими этапами являются создание и обработка каждого отдельного контура, а также фильтрация выбросов. Заключительным этапом является соединение и поиск точек перегиба контура. В рамках работы выделены как преимущества, так и недостатки классических методов выделения контуров в контексте использования их в алгоритмах обнаружения объектов. Авторами исследования был проведен анализ двух классических морфологических операторов - дилатации и эрозии, а также существующих основных вариаций их применения таких как открытие и закрытие, как методов объединения контуров. В результате сравнительного анализа результатов работы морфологических операторов дилатации и эрозии, а также основных вариаций их применения, с рекурсивным алгоритмом анализа и восстановления контуров было выявлено преимущество последнего в части сохранения целостности морфологических признаков объектов. Авторами предложены также идеи дальнейшего развития рекурсивного алгоритма анализа и восстановления контуров, а также его дальнейшего применения в задачах обнаружения объектов на изображениях.

Контурный анализ; обработка изображений; восстановление контуров.

P.A. Gessen, A.I. Lizin, V.A. Pavlova, V.D. Saenko, V.A. Tupikov

RECURSIVE ANALYSIS ALGORITHM AND RESTORATION OF CONTOURS IN NAVIGATION AND GUIDANCE SYSTEMS

In order to develop an object detection algorithm for embedded computing systems of optical-electronic complexes, an analysis of the existing world scientific and technical experience was carried out, aimed at improving the process of identifying contours. Based on the analysis, the authors of the article developed a new method for correcting contour images. This method implements an approach that allows you to merge broken contours and apply filtering based on various parameters for optimal contour analysis. The first step of the algorithm is to apply blur to the image, followed by the application of the Kenny edge detection algorithm. Then the contours are thinned and the contour image is filtered to remove the weakest contours. The next steps are the creation and processing of each individual contour, as well as filtering outliers. The final stage is to connect and search for inflection points of the contour. The work highlights both the advantages and disadvantages of classical edge extraction methods in the context of their use in object detection algorithms. The authors of the study analyzed two classical morphological operators - dilatation and erosion, as well as the existing basic variations of their use, such as opening and closing, as methods for combining contours. As a result of a comparative analysis of the results of the work of morphological operators of dilatation and erosion, as well as the main variations of their application, with a recursive algorithm for analyzing and restoring contours, the advantage of the latter in terms of preserving the integrity of the morphological characteristics of objects was revealed. The authors also proposed ideas for further development of a recursive algorithm for analysis and restoration of contours, as well as its further application in problems of detecting objects in images.

Contour analysis; image processing; contour restoration.

Введение. В системах компьютерного зрения при выделении контуров стандартными алгоритмами существует проблема низкой точности и наличия большого количества шума. Целью данной статьи является разработка алгоритма обнаружения объектов по характеристикам их формы, то есть по морфологическим признакам. Данный алгоритм будет особенно полезен при обнаружении объектов на изображениях в инфракрасном спектре.

В данной статье рассматривалось множество алгоритмов выделения контуров [1–7], но были выбраны классические алгоритмы, такие как детектор границ Кэнни [8], оператор Собеля [9] и векторный оператор Лапласа [10] из-за их быстродействия. Классические алгоритмы имеют недостатки, связанные с разрывом контуров объектов и появлением шума. Все эти недостатки могут негативно влиять на результаты алгоритмов, которые базируются на контурных изображениях.

Детектор границ Кэнни – начальный этап включает применение оператора первой производной Гауссиана с целью сглаживания изображения и снижения чувствительности к шуму. Далее происходит отбор точек с максимальным значением градиента на контуре границы. Для сохранения целостности границы в окрестности локальных максимумов градиента используются четыре фильтра, направленных на выявление горизонтальных, вертикальных и диагональных границ. В последующем этапе применяются два порога для удаления границ низкой интенсивности. Таким образом, алгоритм Кэнни обеспечивает подавление краев, не связанных с сильными границами, что позволяет сохранить четкость и структуру границ на изображении.

Оператор Собеля представляет собой метод аппроксимации градиента яркости изображения, который вычисляет градиент яркости в каждой точке изображения, определяя величину изменения яркости и ее направление. Этот оператор находит широкое применение в анализе изображений, позволяя выявить границы объектов и определить их ориентацию.

Результатом применения оператора Собеля являются значения изменения яркости в каждой точке изображения, что позволяет оценить вероятность нахождения точки на границе объекта, а также определить направление изменения яркости вдоль этой границы.

Оператор Собеля основан на применении фильтрации изображения путем свертки по горизонтали и вертикали с использованием матрицы размером 3x3. Этот подход обеспечивает эффективное вычисление приближенных производных по горизонтальным и вертикальным направлениям, что делает оператор Собеля легко применимым для обработки изображений.

Векторный оператор Лапласа основанным на анализе нулевых значений. Он использует вторые производные для выявления границ на изображениях. В отличие от методов, основанных на градиентном подходе, оператор Лапласа выражается в виде скалярной функции. Его применение для выделения границ состоит в том, что оператор Лапласа достигает максимальных значений в точках, где функция яркости имеет "перегибы".

Недостатком этого алгоритма является возможное раздваивание границ в случае недостаточно резких перепадов яркости, когда присутствуют участки с постоянным наклоном. В таких ситуациях необходима специальная обработка для предотвращения раздваивания линии.

Вследствие большого количества шума и контуров ширина которых превышает один пиксель при выделении их операторами Собеля и Лапласа, алгоритм, представленный в данной статье, работает только с контурами, выделенными детектором границ Кэнни. На рис. 1 представлены результаты работы алгоритмов выделения контуров.

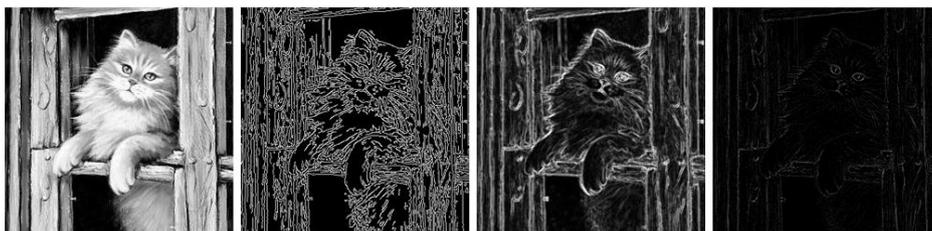


Рис. 1. Исходное изображение и результаты работы алгоритмов выделения контуров (Кэнни, Собель, Лаплас)

На основе анализа описанных алгоритмов авторами был разработан новый алгоритм анализа контуров, позволяющий соединять замкнутые и разорванные контура, фильтровать шум на контурном изображении делать контуры толщиной в один пиксель и выделять ключевые особенности контуров.

Применяемый подход. Алгоритм анализа контуров, представленный в данной статье, базируется на идее рекурсивного обхода графа в глубину [11, 12]. Рекурсивный обход графа в глубину выполняется следующим образом:

1. Перебор всех рёбер, исходящих из рассматриваемой вершины.
2. Если ребро ведёт в вершину, которая не была рассмотрена ранее, то запускается алгоритм от этой нерассмотренной вершины.
3. Возвращение и продолжение перебора рёбер.

Также в алгоритме анализа контуров, представленном в данной статье, используется алгоритм проверки на восьмисвязность [13]. Данный алгоритм проверяет окрестность Мура первого порядка [14] у рассматриваемого пикселя. Подходящие под яркостные параметры будут «соседями» рассматриваемого пикселя. Применяв данный алгоритм к каждому «соседу», возможно обойти все пиксели, состоящие в одном объекте на бинаризованном изображении.

Два вышеописанных алгоритма используются в данной статье для обхода бинаризованного контурного изображения для выделения отдельных контуров как объектов.

На рис. 2 представлена общая блок-схема разработанного алгоритма.

Блок предобработки. В качестве предобработки изображения перед работой алгоритма анализа контуров выполняются следующие шаги:

1. Размытие входного изображения. Данный шаг позволяет повысить точность работы алгоритмов по выделению контуров.
2. Применение детектора границ Кэнни.
3. Утоньшение контуров посредством разности контурного изображения и размытого контурного изображения. Данный шаг позволяет уменьшить толщину контуров до одного пикселя, но данный метод имеет погрешность и не всегда контуры после данного шага имеют толщину в один пиксель, дальнейшее утоньшение будет выполнено алгоритмом анализа контуров.

4. Фильтрация контурного изображения от самых слабых контуров. В следствии третьего шага предобработки контура будут выделены по силе с помощью яркости.

Где слабые контура это контура чья яркость меньше 3 по шкале от 0 до 255 (0 – чёрный, а 255 – белый).

После блока предобработки перебираются все пиксели на изображении в поисках пикселя принадлежащего к контуру какого-либо объекта. Как только такой пиксель будет найден начнётся, обработка контура, содержащего данный пиксель.

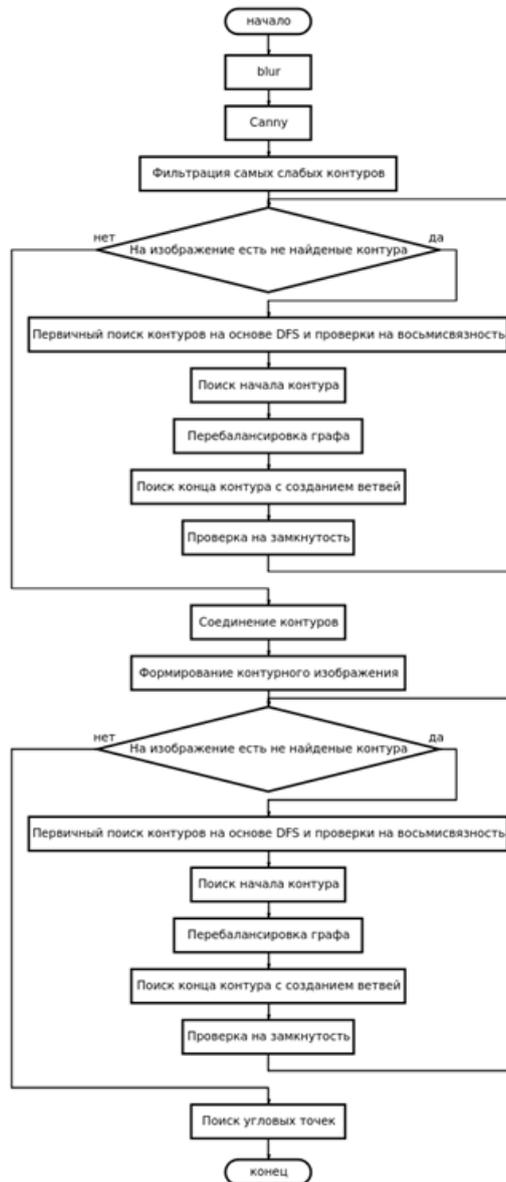


Рис. 2. Блок-схема алгоритма анализа контуров

Блок создания и обработки отдельного контура. Обработка контура строится на рекурсивном обходе контура как единого объекта с помощью проверки на восьмисвязность. Первый найденный пиксель контура будет выбран как ключевой. Все соседи ключевого пикселя будут являться частью одного контура. Во время одной итерации рекурсивного алгоритма обнаруживаются все «соседи» данного пикселя. Следующая итерация

запускается по первому из непосещённых «соседей». Как только у рассматриваемого пикселя не находится не посещённых «соседей», происходит возврат из рекурсии. Пиксель, у которого не осталось непосещённых соседей, является краевым пикселем. При выходе из рекурсии, для рассматриваемого пикселя считается расстояние до самого дальнего из известных краевых пикселей. Строится направленный граф, где узлами являются пикселями контура, а рёбрами графа связи между рассматриваемым пикселем и его «соседями». Корнем графа является ключевой пиксель. Направленность ребра графа задаётся относительно удалённости рассматриваемого пикселя до ключевого пикселя.

По рассчитанному расстоянию удалённости от конечного пикселя на графе фильтруются «выбросы» (рис. 3). В следствии фильтрации «выбросов» алгоритм анализа контуров, описанный в данной статье, позволяет получить контура шириной в один пиксель.

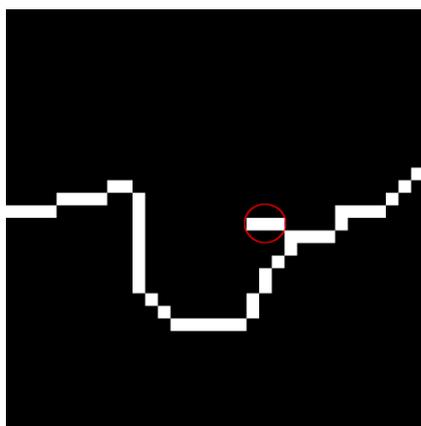


Рис. 3. Пример фильтрации выбросов (в красный круг обведён «выброс»)

Дальнейшим этапом является поиск базовой части контура, т.е. самой длинной части контура без ответвлений. Длина базовой части контура считается от одного конечного пикселя до другого. Первым этапом будет поиск самого удалённого от корня графа узла. Данный узел станет стартовым в рассматриваемом контуре. Во время поиска стартового узла происходит перебалансировка графа, таким образом, что корнем графа станет стартовый узел графа. Далее выполняется обход графа в глубину с целью пересчёта расстояний до самого далёкого узла графа. По пересчитанным расстояниям ищется пиксель конца базовой части контура (рис. 4), как самый удалённый узел графа от его корня.

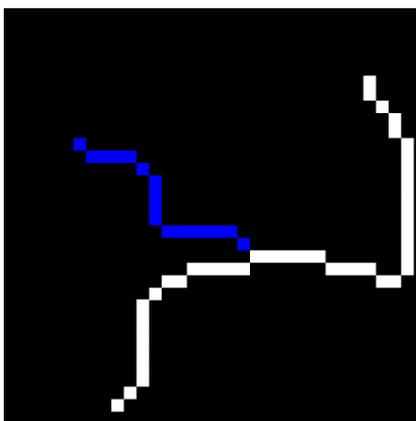


Рис. 4. Пример базовой части контура и его ветви (белым цветом показана основная часть контура, синим – ветвь контура)

По аналогии с базовой частью контура рассматриваются его ветви. У каждой ветви уже известен стартовый узел, им является точка разветвления контура, в которой начинается наша ветвь. Выполняется поиск конца ветви таким же образом как поиск конца основной ветви. Данная операция выполняется до тех пор, пока не будут пройдены все ветви контура.

Для удобства представления формируется новый граф. Корневым узлом нового графа является базовая часть контура. Узлами же представлены ветви контура. Рёбрами представлены пиксели разветвления контура.

Следующим этапом анализа отдельного контура является проверка данного контура на замкнутость. Выполняется данная проверка путём сравнения расстояния между началом и концом базовой части контура с заданными порогом, если начало и конец базовой части контура ближе друг к другу чем заданный порог, то с помощью алгоритма Брезенхэма данный контур дополняется недостающими до замкнутости контура пикселями.

Последним этапом обработки отдельного контура является выделение ключевых точек контура. Ключевыми точками являются пиксели конца ветвей контура и пиксели начала и конца базовой части контура. Также к ключевым точкам относятся точки разветвления контура.

Блок соединения контуров. После анализа всех контуров на изображении по отдельности пришло время для анализа всех контуров в совокупности. Главным этапом, представленным в данной статье, является объединение контуров по ключевым точкам. Объединение происходит по принципу полного перебора ключевых точек контуров. Сначала перебираются все возможные пары контуров, в этих парах перебираются все возможные пары ключевых точек, таким образом, что одна точка из пары принадлежит первому выбранному контуру, а вторая точка соответственно второму контуру. Рассчитывается расстояние между выбранными ключевыми точками, если расстояние меньше заданного порога, то контур дополняется с помощью алгоритма Брезенхэма.

Далее формируется изображение содержащие соединённые и очищенные контуры. Для избавлений от шума и огрех соединения контуров заново выполняется блок создания и обработки отдельных контуров

Блок поиска точек перегиба контура. В следствии специфического метода хранения контура алгоритм анализа контуров, предложенный авторами способен находить точки перегиба и точки углов контура. Поиск точек перегиба выполняется путём осмотра трёх последовательно идущих пикселей через некоторый шаг, между этими тремя пикселями рассчитывается угол. Если данный угол больше некоторого порогового значения, то принимается решение, что угол находится где-то между первым и третьим пикселем. Для подтверждения более точных координат угла, перебираются все возможные тройки пикселей в промежутке между первым и третьим пикселями, только шаг между пикселями из новой тройки должен быть меньше, чем изначальный шаг.

Вариативные настройки алгоритма анализа контуров. Алгоритм анализа контуров, представленный в данной статье, предоставляет множество вариативных настроек, таких как:

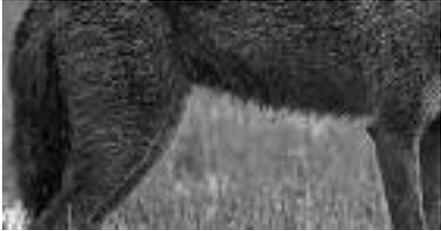
1. Пороговое значение длины «выбросов».
2. Пороговое значение длины для проверки контура на замкнутость.
3. Пороговое значение длины для объединения контуров.

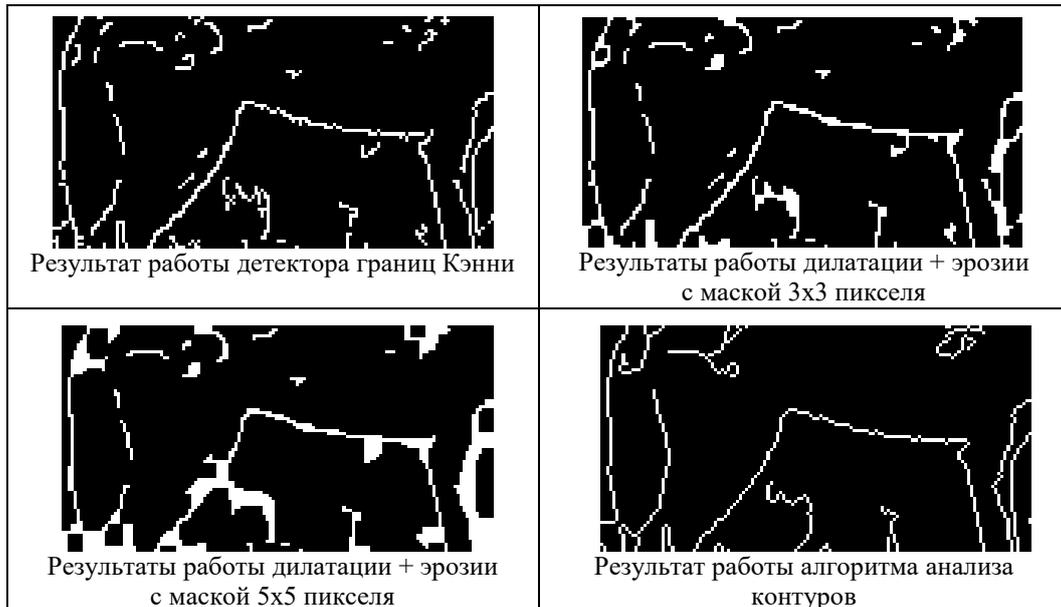
Параметры фильтрации контуров. В алгоритме, предложенном в данной статье, имеется возможность фильтровать контура по таким параметрам как:

1. Длина основной части контура.
2. Соотношение длины основной части контура и суммы длин ветвей данного контура.
3. Общая удалённость контура от других контуров.
4. Соотношение длины основной части контура к хорде контура.

Сравнение результатов работы алгоритма анализа контуров с эрозией и дилатацией. Для объединения контуров классическими методами довольно часто используются дилатация и эрозия [15]. Первым этапом к контурному изображению применяется дилатация. Вторым этапом к изображению после дилатации применяется эрозия.

Таблица 1

 <p>Оригинальное изображение в чёрно-белом формате</p>	 <p>Зона интереса на оригинальном изображении</p>
 <p>Результат работы детектора границ Кэнни</p>	 <p>Результаты работы дилатации + эрозии с маской 3x3 пикселя</p>
 <p>Результаты работы дилатации + эрозии с маской 5x5 пикселя</p>	 <p>Результат работы алгоритма анализа контуров</p>
 <p>Оригинальное изображение в чёрно-белом формате</p>	 <p>Зона интереса на оригинальном изображении</p>



По результатам визуального сравнения (табл. 1) можно сделать выводы, что алгоритмы дилатации и эрозии, а также существующие основные вариации их применения, такие как открытие и закрытие, не позволяют получить морфологические признаки объектов без потерь и существенных искажений в отличие от предложенного алгоритма.

Заключение. Резюмируя изложенное, можно сделать вывод, что разработанный алгоритм позволяет выполнять обработку контурных изображений, в ходе которой уменьшается количество контурного шума, и соединяются контура, разделённые неидеальной работой алгоритмов контурного выделения. Такая обработка даёт повысить качество работы алгоритмов обнаружения, работающих по контурным изображениям.

В продолжение данных исследований планируется оптимизировать процесс объединения контуров и избавиться от повторного обнаружения и анализа отдельных контуров на изображении после их объединения, для уменьшения затрачиваемых вычислительных ресурсов и повышения качества объединения контуров. Планируется также исследовать возможность фильтрации контуров, используя зависимость от времени с помощью методов оптического потока [16–20].

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Amer G.M.H., and Abushaala A.M. Edge Detection Methods, in *2015 2nd World Symposium on Web Applications and Networking (WSWAN) (IEEE)*, 2015, pp. 1-7.
2. Arbelaez P., Maire M., Fowlkes C., and Malik J. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach Intell.*, 2010, 33 (5), pp. 898-916. DOI: 10.1109/TPAMI.2010.161.
3. Deng R., and Liu S. Deep Structural Contour Detection, in *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*, 2020, pp. 304-312.
4. Duan R.L., Li Q.X., and Li Y.H. Summary of Image Edge Detection, *Opt. Tech.*, 2005, 3 (3), pp. 415-419.
5. Marr D., and Hildreth E. Theory of Edge Detection, *Proc. R. Soc. Lond. B Biol. Sci.*, 1980, 207 (1167), pp. 187-217.
6. Xiaofeng R., and Bo L. Discriminatively Trained Sparse Code Gradients for Contour Detection, *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 2012, 25.
7. Davis L.S. A Survey of Edge Detection Techniques, *Computer graphics image Process*, 1975, Vol. 4, No. 3, pp. 248-270.
8. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8 (6), pp. 679-698.
9. Kittler J. On the accuracy of the Sobel edge detector, *Image and Vision Computing*, 1983, Vol. 1, No. 1, pp. 37-42.
10. Marr D. *Vision*, Freeman, 1982, Chap. 2, pp. 54-78.
11. Shimon E. *Graph Algorithms*, Computer Science Press, 1979. ISBN 0-7167-8044-5.

12. Reif J.H. Depth-first search is inherently sequential, *Information Processing Letters*, 1985, 20 (5), pp. 229-234.
13. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing. Boston, MA Addison-Wesley, 2001, pp. 90-93.
14. Moore E.F. Machine models of self-reproduction, 1962, pp. 17-31.
15. Vernon D. Machine Vision. Prentice-Hall, 1991, pp. 63-66, 76-78.
16. Lucas B.D. and Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1981, pp. 674-679.
17. Horn B.K.B.; Schunck B.G. Determining Optical Flow, *Artif. Intell.*, 1981, 17, pp. 185-203.
18. Hans-Hellmut Nagel. On the Estimation of Optical Flow: Relations between Different Approaches and Some New Results, *Artificial intelligence*, 1981, pp. 299-324.
19. Beauchemin S.S., Barron J.L. The Computation of Optical Flow, *ACM Computing Surveys*, 1995, Vol. 27, No. 3, pp. 433-467,
20. Denis Fortun, Patrick Bouthemy, Charles Kervrann. Optical flow modeling and computation: a survey, *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, 134, pp. 21.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н. П.К. Шульженко.

Тупиков Владимир Алексеевич – АО «Научно-производственное предприятие «Авиационная и морская электроника»; e-mail: tupikov@nppame.ru; г. Санкт-Петербург, Россия; тел.: 88123274667; д.т.н.; профессор.; зам. ген. Директора; директор научно-производственного комплекса робототехнических систем специального назначения.

Павлова Валерия Анатольевна – e-mail: pavlova@nppame.ru; тел.: 88123274667; к.т.н.; зам. директора по НИОКР.

Лизин Алексей Игоревич – e-mail: lizin_a@nppame.ru; начальник центра средств интеллектуальной обработки изображений.

Гессен Павел Алексеевич – e-mail: gessen_pa@nppame.ru; зам. начальника центра средств интеллектуальной обработки изображений.

Саенко Владислав Дмитриевич – e-mail: gessen_pa@nppame.ru; младший программист.

Tupikov Vladimir Alekseevich – SPE "Research and Production Enterprise "Air and Marine Electronics", e-mail: tupikov@nppame.ru; Saint Petersburg, Russia; phone: +78123274667; dr. of eng. sc.; professor; deputy director general; director of Research and production complex of special purpose robotic systems.

Pavlova Valeria Anatolyevna – e-mail: pavlova@nppame.ru; cand. of eng. sc.; deputy director of research at Research and production complex of special purpose robotic systems.

Lizin Aleksey Igorevich – e-mail: lizin_a@nppame.ru; chief of intellectual image processing center.

Gessen Pavel Alekseevich – e-mail: gessen_pa@nppame.ru; deputy chief of intellectual image processing center.

Saenko Vladislav Dmitrievich – e-mail: eltsova@nppame.ru; junior programmer.

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2024-2-236-246

И.О. Шепель

МЕТОД ГЕНЕРАЦИИ КАРТЫ ЗАНЯТОСТИ МОБИЛЬНОГО РОБОТА ПО ДАННЫМ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ

Рассматривается проблема генерации карт занятости окружающего пространства для робототехнических платформ по данным от мультиспектральной системы технического зрения. Целью работы является качественное улучшение генерируемой модели проходимости путем комлексирования геометрических и семантических данных от лидаров и стереокамер, а также прямых измерений скорости от радаров миллиметрового диапазона. Представленные алгоритмы и их модификации являются универсальными по отношению к источнику данных и не требуют физической синхронизации сенсоров. В исследовании решается задача построения как статических