

АВТОКОРРЕЛЯЦИОННЫЙ СПОСОБ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ ДЛЯ СИСТЕМЫ ВИЗУАЛЬНОЙ НАВИГАЦИИ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

Жэнь Шуфен

borismboris@yandex.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Решена задача распознавания объектов с помощью взаимной корреляционной функции, выполненная по результатам вычисления коэффициента корреляции между исходным (эталонным) изображением объекта и текущим изображением рабочей сцены. Проведен анализ поведения коэффициента корреляции для разных объектов. Для сокращения времени поиска объекта использован алгоритм сжатия исходного и текущего изображений. Предложенный способ распознавания проверен экспериментально.

Ключевые слова

Расознавание объекта, взаимная корреляция, время поиска объекта, сжатие изображения, экспериментальные исследования

Поступила в редакцию 02.10.2017

© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2017

В настоящее время для выполнения инспекционных, разведывательных и спасательных работ обычно используются мобильные роботы. При этом для управления движением робота необходимо знать его текущие координаты. Для решения этой задачи в работах [1, 2] предлагается использовать систему технического зрения, установленную на самом роботе, и несколько реперов (маркеров), координаты которых предварительно известны или измерены [3]. Предполагается также, что из каждой точки рабочего пространства робот может одновременно видеть не менее трех реперов и измерять направления на них.

В качестве реперов можно использовать искусственные объекты, которые предварительно установлены по периметру рабочей зоны, или естественные объекты, расположенные на ней. Очевидно, что система зрения должна находить и отслеживать (распознавать) эти объекты и затем определять направления на них во время движения робота.

Для систем технического зрения разработано много различных алгоритмов распознавания объектов [4]. В настоящей статье рассматривается применение автокорреляционного способа распознавания для решения задачи навигации мобильного робота. Этот способ применим к объектам практически любой формы, не требует больших вычислительных мощностей, достаточно легко адаптируется для работы в различных условиях.

В общем случае коэффициент корреляции Пирсона характеризует существование линейной зависимости между двумя величинами. Пусть даны две выборки X и Y . Коэффициент корреляции Пирсона рассчитывается по формуле из работы [5]

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y},$$

$$\text{где } \text{Cov}(X,Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))]; \quad \sigma_X = \sqrt{E\{[X - E(X)]^2\}}; \quad \sigma_Y = \sqrt{E\{[Y - E(Y)]^2\}}.$$

Коэффициент корреляции Пирсона находится в диапазоне $-1 \dots +1$. Если $\rho_{X,Y} = 1$, то функции X и Y удовлетворяют линейному уравнению $X = aY + b$ при $a > 0$. Если $\rho_{X,Y} = -1$, то функции X и Y удовлетворяют этому же уравнению, но $a < 0$. Если $\rho_{X,Y} = 0$, то это означает, что две функции не коррелированы. В данном случае расчет коэффициента корреляции выполнено для двух изображений одинакового размера.

Цифровое изображение является двумерным массивом, а при расчете коэффициента корреляции Пирсона требуется два одномерных массива. Поэтому необходимо соединить конец текущей строки изображения с началом следующей строки и т. д. Таким образом, получаем два одномерных массива, каждая точка которого имеет свое значение яркости. Когда робот перемещается, изображение объекта изменяется. В реальности изменения между двумя соседними кадрами невелики, поскольку они происходят за небольшой интервал времени и поэтому значение коэффициента корреляции Пирсона уменьшается несущественно. Обычно считают, что если $|\sigma| \geq 0,8$, то две величины имеют высокую корреляцию, если $0,8 > |\sigma| \geq 0,5$, то уровень корреляции средний, при $0,5 > |\sigma| \geq 0,3$ уровень низкий, а при $0,3 > |\sigma|$ две величины практически не подвигаются корреляции.

Математическое ожидание массива M размером $p \times q$ пикселей представляет собой $E(M)$ со стандартным отклонением σ_M :

$$E(M) = \frac{\sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} M(i,j)}{pq}$$

$$\sigma_M = \sqrt{E\{[M - E(M)]^2\}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} [M(i,j) - E(M)]^2}{pq}}.$$

Математическое ожидание и стандартное отклонение другого массива N получаем аналогично:

$$E(N) = \frac{\sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} N(i,j)}{pq},$$

$$\sigma_M = \sqrt{E\left\{\left[N - E(N)\right]^2\right\}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} \left[N(i, j) - E(N)\right]^2}{pq}}$$

Ковариантность двух изображения вычисляем из выражения

$$\begin{aligned} \text{Cov}(M, N) &= E\left\{\left[M - E(M)\right]\left[N - E(N)\right]\right\} = \\ &= \frac{\sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} \left\{\left[M(i, j) - E(M)\right]\left[N(i, j) - E(N)\right]\right\}}{pq} \end{aligned}$$

Коэффициент корреляции между двумя изображениями $\rho_{M,N}$ получаем как

$$\rho_{M,N} = \frac{\sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} \left\{\left[M(i, j) - E(M)\right]\left[N(i, j) - E(N)\right]\right\}}{\sqrt{\sum_{i=0}^{p-1} \sum_{j=0}^{q-1} \left[M(i, j) - E(M)\right]^2 \left[N(i, j) - E(N)\right]^2}}$$

Поиск объекта — репера и определение его координат на текущем изображении рабочей сцены выполняется следующим образом. В точке старта оператор на изображении выбирает фрагменты, содержащие изображения реперов и запоминает их, далее последовательно перемещает запомненные (исходные) изображения объектов по текущему изображению и вычисляет коэффициент корреляции между ними. Очевидно, что точка, в которой найден максимальный коэффициент корреляции, является местом расположения данного репера на текущем изображении [5].

При движении робота необходимо рассчитывать коэффициент корреляции для многих пар изображений в масштабе реального времени. Чтобы уменьшить время вычисления, необходимо предварительно сжать исходное и сравниваемое изображения в 4 раза, используя пирамиду яркости. Затем распознается объект на сжатом изображении и снова следует возвратиться к исходному размеру. В результате операционное время существенно сокращается [4, 6]. На рис. 1 буквой H обозначено изображение, получаемое от телекамеры. Фрагмент h — это изображение объекта, который надо отыскать на изображении H . Сжимаем изображения H и h вдвое по двум координатам и получаем массивы H_1 и h_1 , потом еще раз и получаем массивы H_2 и h_2 . Далее находим объект h_2 в массиве H_2 и рассчитываем его координаты.

При преобразовании изображений обычно снижается точность результатов оптических измерений. В данном случае центр репера может сместиться относительно его реального положения на исходном изображении. Для исключения этого еще раз сканируем выбранный фрагмент исходного изображения h в локальном фрагменте изображения H и определяем положение объекта по макси-

мальному значению коэффициента корреляции с высокой точностью. Поскольку коэффициент корреляции рассчитывается только в локальном фрагменте изображения, скорость вычисления существенно увеличивается. В данном случае скорость распознавания была повышена с одного кадра за 15 с до трех кадров за 1 с. При использовании в бортовой системе технического зрения цифрового процессора скорость распознавания может быть еще больше.

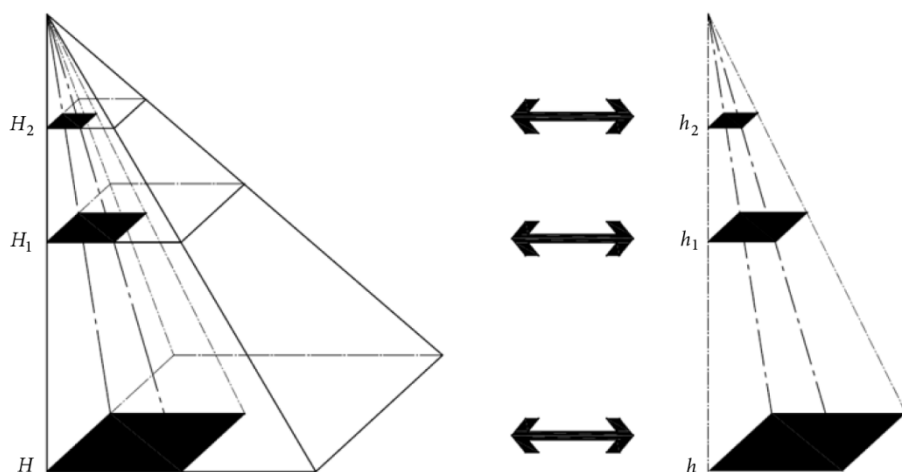


Рис. 1. Распознавание объекта с использованием пирамиды яркости

На реальных изображениях, кроме распознаваемых реперов, существует множество других объектов. Поэтому данный метод может применяться в этих условиях и обеспечивать высокую достоверность распознавания. Например, на рис. 2 представлены изображения нескольких геометрических фигур, часто используемых в качестве реперов: круг, крест, пятиугольник, прямоугольник и треугольник. Результаты расчета коэффициента корреляции между каждой фигурой и всем изображением иллюстрирует рис. 3.

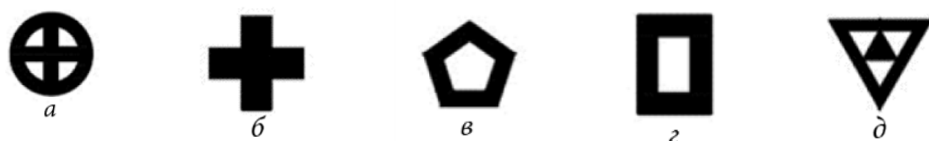


Рис. 2. Объекты для тестирования алгоритма:

a — круг; *б* — крест; *в* — пятиугольник; *г* — прямоугольник; *д* — треугольник

Из полученных результатов хорошо видно, что крест, круг, пятиугольник и прямоугольник имеют явно выраженные автокорреляционные функции и могут быть легко найдены на изображении. В тоже время, автокорреляционная функция треугольника имеет много высоких локальных максимумов и не подходит для нашей задачи.

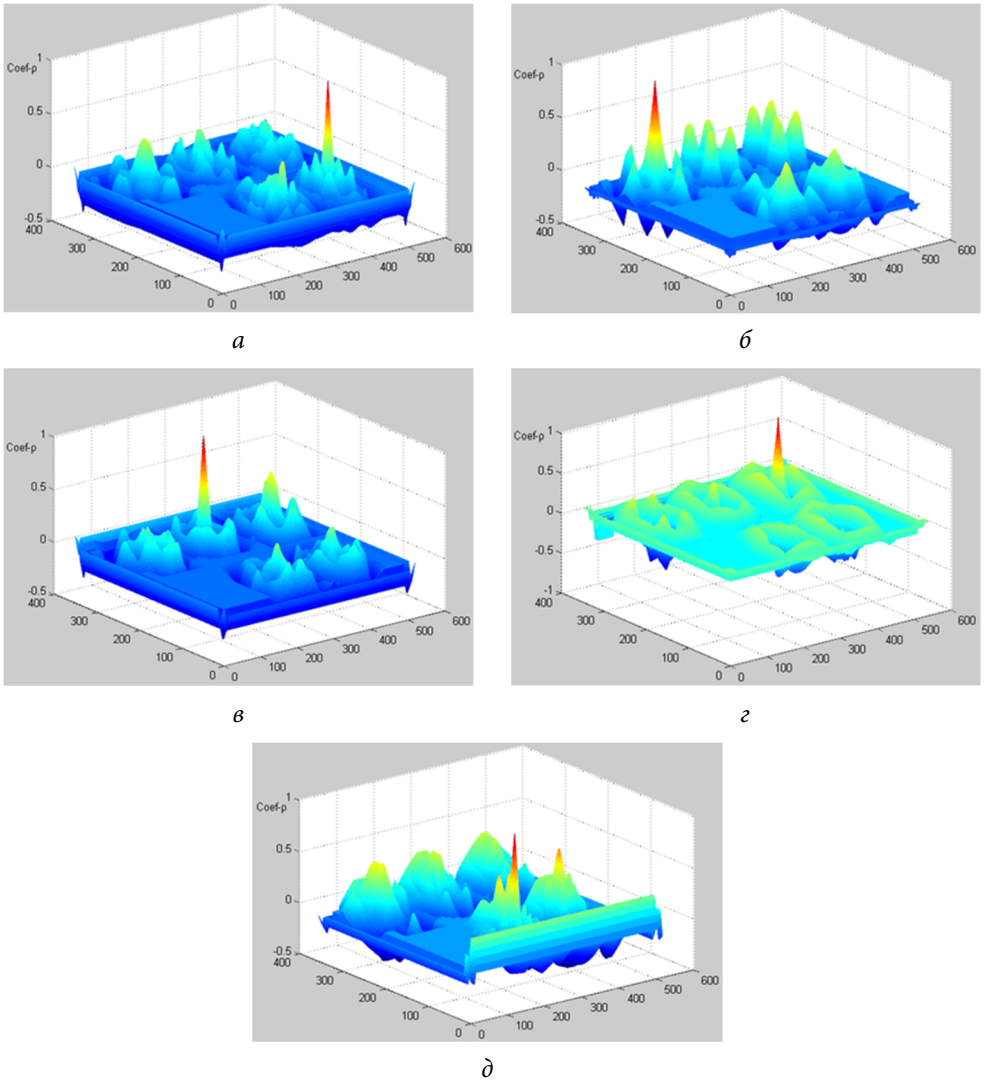
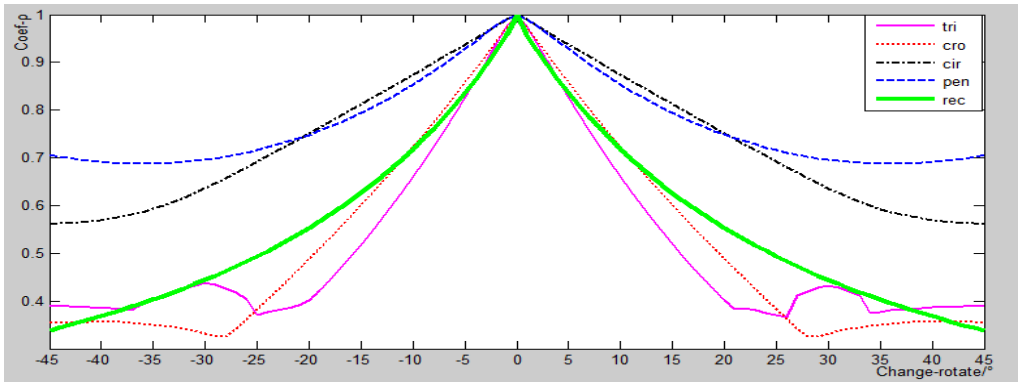


Рис. 3. Вид коэффициента корреляции для разных реперов:

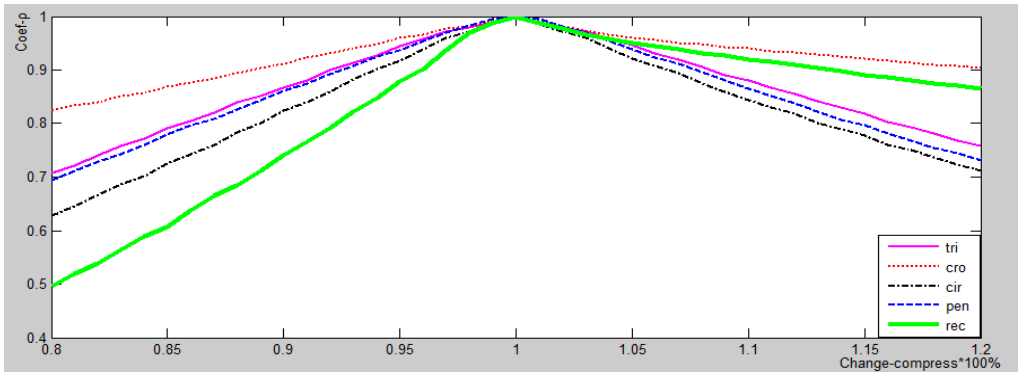
а — круг; *б* — крест; *в* — пятиугольник; *г* — прямоугольник; *д* — треугольник

В реальной ситуации при движении робота получаемое от камеры изображение постоянно изменяется. Поэтому было проанализировано влияние изменений изображений разных объектов на качество распознавания и отслеживания. Ниже приведены результаты, подтверждающие работоспособность алгоритма распознавания при вращении, сжатии в поперечном направлении, и изменении масштаба текущего изображения. В качестве объектов распознавания использовались пять искусственных реперов вид которых показан (см. рис. 2).

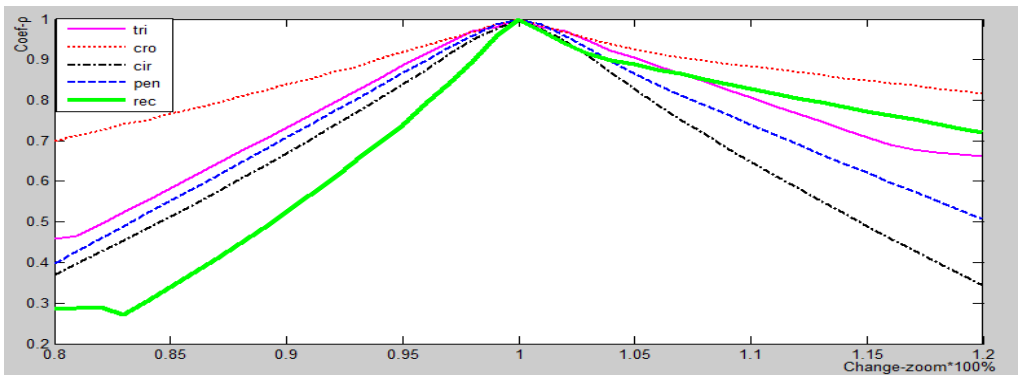
Изменение коэффициента корреляции при вращении объектов вокруг их геометрических центров на углы от -45° до $+45^\circ$ осуществляется с шагом в 1 град (рис. 4, *а*). Как видно из графика, пятиугольник (3) и круг (1) оказались наименее чувствительными к повороту.



а



б



в

Рис. 4. Изменение коэффициентов корреляции:

а — поворот объектов; б — изменение горизонтального размера; в — изменение масштаба изображения. Условные обозначения 1–5 соответствуют буквенным на рис. 2 (а–д)

Изменение коэффициента корреляции происходит при изменении горизонтального размера объектов в диапазоне -20% , $+20\%$ (рис. 4, б). Как видно из графика, наилучшие результаты показали крест (2) и треугольник (5), у которых коэффициент корреляции уменьшился незначительно. Следует отметить, что в

данном случае коэффициент корреляции уменьшается не так резко, как при повороте объектов.

Изменение коэффициента корреляции происходит и при масштабировании объектов (рис. 4, в). Эта ситуация возникает при изменении поля зрения телекамеры (например, с помощью zoom), или при движении робота в направлении объекта или от него. Как видно из графика, коэффициент корреляции креста (2) и треугольника (5) наименее чувствителен к изменению масштаба.

Из полученных результатов очевидно, что для выбранных объектов этот способ пригоден и хорошо адаптируется к реальным ситуациям. Особенно он эффективен при изменении горизонтального размера объекта, когда коэффициент корреляции изменялся незначительно. Такая ситуация возникает при движении робота в рабочей зоне и является типичной. Отметим, что в данном случае распознавание выполнялось при плавном изменении размеров изображения исходного объекта.

Для того чтобы проверить работоспособность алгоритма распознавания объектов в реальных условиях, мы провели эксперимент в парке. Для этого был снят 20-секундный видеофильм, содержащий 616 кадров размером 640 на 480 пикселей. В первом кадре был выбран объект, который может использоваться в качестве репера, и выполнено его распознавание во всех остальных кадрах. В данном случае использовались одиноко стоящие здания, которые на рис. 5 выделены прямоугольником.



Рис. 5. Первое изображение с видео выделены прямоугольником.

Во время съемки камеру перемещали вокруг объекта и снимали его с разных ракурсов. При этом изображение объекта в первом кадре считалось эталонным, а в каждом следующем кадре искали фрагмент, наиболее похожий на выбранный объект. Результат вычисления коэффициента корреляции во всех 616 кадрах приведен на рис. 6.

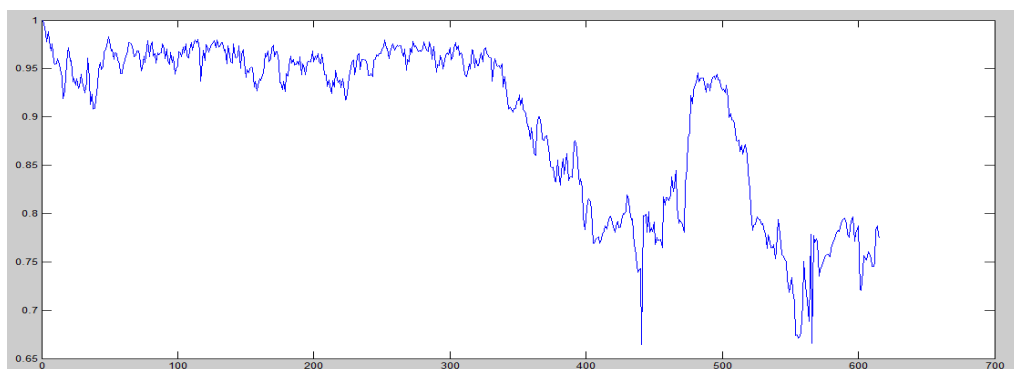


Рис. 6. Коэффициент распознавания в каждом изображении видео

Обычно считают, что когда коэффициент корреляции выше 0,8, объект распознан правильно. Как видно из полученных результатов, до 403-го кадра коэффициент корреляции был не менее 0,81169. Первый раз ошибка появилась в 404-м кадре, когда значение коэффициента стало равным 0,76932. В этом месте здания (объект) были загорожены попавшим в кадр деревом. Следует отметить, что после пропадания помехи (изображение дерева ушло из кадра) коэффициент корреляции снова увеличился до приемлемых для распознавания значений, т. е. здания опять были устойчиво распознаны. Таким образом, алгоритм нормально работал в течение 13,6 с.

При работе в реальных условиях, когда робот перемещается на большие расстояния, текущее изображение репера сильно изменяется и существенно отличается от исходного. Поэтому эталонное изображение необходимо периодически обновлять. Это позволит адаптироваться к изменению изображения объекта в кадре при перемещении робота относительно репера (объекта) и обеспечит возможность длительной работы даже при разной освещенности рабочего пространства.

По результатам выполненных экспериментов можно сделать вывод, что использование автокорреляционного способа распознавания позволяет успешно решать задачи поиска и определения координат заданного объекта на сложном фоне, и его можно применять в телевизионной системе навигации мобильных роботов.

Литература

- [1] Жэнь Шуфэн. Система технического зрения для навигации мобильного робота. *Политехнический молодежный журнал*, 2017, № 6.
URL: <http://ptsj.ru/catalog/menms/robots/109.html>.
- [2] Тищенко А.С., Михайлов Б.Б. Алгоритм поиска объектов для навигации мобильного робота в экстремальных условиях. *Экстремальная робототехника. Матер. XIII науч.-техн. конф.*, Санкт-Петербург, 15–17 апреля 2003 г., Санкт-Петербург, Изд-во СПбГТУ, 2003, с. 258–264.
- [3] Дьяков Б.Н. *Геодезия. Общий курс*. Новосибирск, Новосибирский государственный университет, 1993, 171 с.
- [4] Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В., Осоков М.В., Моржин А.В. *Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения*. Москва, Физматкнига, 672 с.
- [5] Корн Г., Корн Т. *Справочник по математике (для научных работников и инженеров)*. Москва, Наука, 1974, 832 с.
- [6] Lowe D. Object recognition from local scale-invariant features. *International Conference on Computer Vision*, 1999, vol. 2, pp. 1150–1157.

Жэнь Шуфэн — магистр кафедры «Робототехнические системы и мехатроника», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Научный руководитель — Б.Б. Михайлов, канд. техн. наук, доцент кафедры «Робототехнические системы и мехатроника», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

AUTOCORRELATION METHOD OF OBJECT RECOGNITION FOR MOBILE ROBOT VISUAL NAVIGATION

Zhen Shufen

borisboris@yandex.ru

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

The article solves the problem of object recognition using cross-correlation performed on the results of calculating the correlation coefficient between the original (reference) image of the object and the current image of the working scene. We analyzed the correlation coefficient behavior for different objects. To reduce the search time for object, we used the compression algorithm and experimentally verified the proposed method of recognition.

Keywords

Object recognition, cross-correlation, search time for object, image compression, experimental research

© Bauman Moscow State Technical University, 2017

References

- [1] Zhen' Shufen. Machine vision system for mobile robot navigation. Politekhicheskiy molodezhnyy zhurnal [Politechnical student journal], 2017, no. 6. Available at: <http://ptsj.ru/catalog/menms/robots/109.html>.
- [2] Tishchenko A.S., Mikhaylov B.B. Algoritm poiska ob'ektov dlya navigatsii mobil'nogo robota v ekstremal'nykh usloviyakh [Objects search algorithm for mobile robot navigation in extremal conditions]. Ekstremal'naya robototekhnika. Mater. XIII nauch.-tekhn. konf. [Extremal robotics. Proc. XIII sci.-tech. conf.]. 15–17 April 2003, Sankt-Petersburg, SPbGTU publ., 2003, pp. 258–264.
- [3] D'yakov B.N. Geodeziya. Obshchiy kurs [Geodesy. Main course]. Novosibirsk, Novosibirsk University publ., 1993, 171 p.
- [4] Vizil'ter Yu.V., Zheltov S.Yu., Bondarenko A.V., Osokov M.V., Morzhin A.V. Obrabotka i analiz izobrazheniy v zadachakh mashinnogo zreniya [Image processing and analysis in computer vision problems]. Moscow, Fizmatkniga publ., 672 p.
- [5] Korn G., Korn T. Spravochnik po matematike (dlya nauchnykh rabotnikov i inzhenerov) [Reference book on mathematics (for scientists and engineers)]. Moscow, Nauka publ., 1974, 832 p.
- [6] Lowe D. Object recognition from local scale-invariant features. International Conference on Computer Vision, 1999, vol. 2, pp. 1150–1157.

Zhen Shufen — Master's Degree student, Department of Robotics and Mechatronics, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Scientific advisor — B.B. Mikhaylov, Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Robotics and Mechatronics, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.