

ИНФОРМАТИКА И ПРОГРАММИРОВАНИЕ

УДК 004.931

DOI: 10.17223/19988605/48/7

А.В. Пристupa, И.Л. Лапатин, А.В. Замятин

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛОБАЛЬНЫХ ДЕСКРИПТОРОВ ФОРМЫ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ 3D ОБЪЕКТОВ

*Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России,
проект № 2.4218.2017/4.6.*

Предлагается методика последовательного применения глобальных дескрипторов, позволяющего на первом этапе произвести «грубое» отсеивание заведомо отличающихся объектов, после чего на значительно уменьшенной базе объектов применить более точные алгоритмы. Достижимый при этом эффект заключается в значительном увеличении скорости идентификации объекта (в некоторых случаях на порядок и более) без снижения точности. Для повышения точности идентификации объектов в работе также предлагается методика одновременного применения существующих глобальных дескрипторов формы.

Ключевые слова: 3D объект; облако точек; распознавание; идентификация; глобальные дескрипторы формы.

Вследствие быстрого развития технологий трехмерного сканирования объектов возникают все новые задачи и возможности использования этих технологий в различных приложениях и областях. На стыке компьютерного зрения с другими областями исследований возникают задачи, ориентированные на распознавание и классификацию объектов по трехмерным (3D) данным. Типичными примерами таких задач являются автоматическая классификация объектов и слежение за объектами [1, 2], восстановление общей поверхности по съемке ее отдельных фрагментов, распознавание в беспилотных транспортных средствах [3, 4]. Однако существующие подходы не всегда обеспечивают необходимую точность классификации при заданных требованиях к скорости работы алгоритма.

В связи с этим актуальной является задача разработки эффективных методов для решения задач классификации полученных моделей объектов, включающих построение алгоритмов идентификации 3D-объектов (сравнение с некоторой базой эталонных объектов) с заданной точностью при определенных требованиях к быстродействию. Зачастую требуется, чтобы указанные алгоритмы работали в режиме реального времени.

Существующие сегодня подходы к сравнению 3D-объектов разделяют на две принципиально разные группы.

Первая группа представляет собой алгоритмы и методы непосредственного сравнения моделей 3D-объектов. Приведем примеры некоторых из них.

Базовым алгоритмом сопоставления двух облаков точек является итеративный алгоритм ближайших точек [5, 6]. Алгоритм использует пары «ближайших» точек двух облаков точек и минимизирует расстояние между ними через поиск преобразований (параметров сдвига и поворота). Недостатками данного подхода являются чувствительность сходимости алгоритма к начальному приближению и достаточно высокая вычислительная сложность.

В работах [7–9] рассматривается подход, основанный на прямом сопоставлении однолистных поверхностей. Ограничениями данного подхода является отсутствие инвариантности относительно

масштаба и поворота, а также требование однозначности поверхности, описываемой облаком точек или полигональной моделью.

Ко второй группе подходов относится классификация и идентификация объектов с помощью дескрипторов.

Дескриптором (вектором признаков) называется набор численных параметров, описывающих характеристики объекта (или его части), например цвет, форму и т.д. Векторы признаков принимают значения в пространстве признаков. Если на таком пространстве задать меру близости, то можно сравнивать объекты друг с другом, вычисляя расстояние между соответствующими векторами признаков. Это позволяет находить более или менее похожие друг на друга 3D-объекты среди их множества.

Дескрипторы разделяют на глобальные, описывающие объект целиком, и локальные, описывающие значимые части объекта или изображения. Основной областью применения локальных дескрипторов является анализ изображений при моделировании компьютерного зрения. Примерами алгоритмов вычисления локальных дескрипторов для изображений являются SURF [10], BRIEF [11], BRISK [12].

Для идентификации 3D-объектов по данным лазерного сканирования применяются алгоритмы, основанные на вычислении глобальных дескрипторов модели объекта. Под глобальными дескрипторами подразумеваются векторы признаков, полученные при анализе всего объекта в целом. Как правило, каждая точка изображения в таких методах вносит вклад в значение дескриптора. Фактически глобальный дескриптор отображает пространство объектов в некоторое конечномерное векторное пространство.

Представления о базовых дескрипторах формы подробно описаны в работе [13]. В статье сравнивается эффективность идентификации объектов по дескрипторам A_3 , D_1 , D_2 , D_3 , D_4 , которые строятся на основании вычисления геометрических характеристик случайных точек поверхности объекта.

Для полученного набора значений рассчитывается эмпирическое распределение. Для сопоставления объектов полученные распределения сравниваются.

Среди других подходов построения глобальных дескрипторов следует отметить, например, FFT-дескриптор [14], который является комплексной функцией двух переменных на сфере. Значениями дескриптора фактически являются коэффициенты быстрого преобразования Фурье. Также к классу Фурье дескрипторов относится алгоритм, описанный в работе ученых Южного федерального университета [15].

Применение глобальных дескрипторов для идентификации 3D-объектов позволяет за меньшее по сравнению с алгоритмами прямого сопоставления моделей объектов время определять принадлежность объекта к определенному классу. При этом эффективность идентификации зависит от вида выбранного дескриптора и самих моделей объектов.

Современный дескриптор GASD [16] является достаточно эффективным, обеспечивая точность распознавания около 90% на тестовых моделях. Однако он чувствителен к точности выравнивания моделей, которое реализуется с помощью метода главных компонент. Хорошими описательными характеристиками обладает дескриптор SPIN [17], построенный на основе спиновых изображений, но эффективность применения данного дескриптора также зависит от качества выравнивания моделей (выбора вектора нормали). Таким образом, каждый самостоятельно применяемый дескриптор не всегда обеспечивает необходимую точность идентификации объектов, которая, как правило, зависит от представления исходных моделей объектов. При этом указанные алгоритмы производят полное сравнение по всей базе эталонных объектов, даже если объекты заведомо не похожи. Это приводит к избыточной вычислительной сложности.

В данной работе предлагается алгоритм последовательного применения дескрипторов, который позволяет на первом этапе произвести «грубое» отсеивание заведомо отличающихся объектов, после чего на значительно уменьшенной базе объектов применить более точные, но и более трудоемкие, алгоритмы. Для повышения точности идентификации объектов в работе предлагается методика одно-

временного применения существующих глобальных дескрипторов различных принципов построения. При сопоставлении и усреднении результатов идентификации объекта с помощью каждого из дескрипторов применяется ранговый подход.

Структура работы имеет следующий вид. В разделе 1 описываются принципы построения существующих глобальных дескрипторов G ASD, SPIN, D_1 . В разделе 2 описаны методики последовательного и одновременного применения нескольких дескрипторов. Раздел 3 содержит результаты экспериментов по идентификации объектов с помощью предлагаемых подходов.

1. Глобальные дескрипторы формы

Поскольку предполагается, что входное облако точек объектов сцены содержит только координаты точек (X, Y, Z) и не содержит никакой дополнительной информации, например направлений векторов нормалей к поверхности в каждой точке облака, то для исследования применимости глобальных дескрипторов к задаче идентификации 3D-объектов были выбраны дескрипторы, для вычисления которых достаточно знать только координаты точек (X, Y, Z) . Несмотря на то, что на основе значений координат точек можно вычислить оценку направлений векторов нормалей и использовать дескрипторы, основанные уже на этих входных данных, сам по себе процесс вычисления нормалей вычислительно затратен, может содержать ошибки при выборе ориентации векторов (+ или -); неочевидным также является выбор размера окрестности, точки которой используются для определения вектора нормали в заданной точке.

1.1. Дескриптор G ASD

Этот относительно новый метод, предложенный в 2016 г. J.P.S. Lima и V. Teichrieb [16], состоит из двух шагов. На первом шаге осуществляется выравнивание модели, т.е. переход к новой системе координат в соответствии с методом главных компонент (PCA). Для всего множества точек $P_i, i \in [1..N]$ рассчитывается центр масс точек облака $\bar{P} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i$, и составляется ковариационная матрица

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})(P_i - \bar{P})^T, \quad (1)$$

по собственным значениям и векторам которой происходит выравнивание модели.

Второй шаг выполняется уже для повернутого и сдвинутого облака точек и заключается, собственно, в построении дескриптора. Для всего облака точек рассчитывается минимальный охватывающий куб, который делится на $m \times m \times m$ ячеек, для каждой из которых считается количество принадлежащих ей точек облака. Дополнительно значение каждой ячейки после подсчета количества точек делится на общее количество точек облака. Результирующий дескриптор может быть получен путем последовательной записи значений всех ячеек в виде одномерного массива из m^3 элементов.

Важным достоинством дескриптора является его способность для входного облака точек некоторого объекта A сцены не только определить ближайшую похожую модель B в базе 3D-объектов, но и определить параметры аффинного преобразования (поворот, перенос), которое необходимо применить к модели B , чтобы она наилучшим образом наложилась на облако точек объекта A .

1.2. Интегральные спиновые изображения

Спиновые изображения [17] являются одними из самых популярных на сегодняшний день локальных дескрипторов. Они строятся относительно выбранной опорной точки и описывают форму некоторого участка поверхности модели. На первом шаге для каждой точки A из окрестности опорной точки O рассчитываются ее относительные координаты по формулам

$$\alpha = \sqrt{\|A - O\|^2 - (n_0 \times (A - O))^2}; \quad \beta = n_0 \times (A - O). \quad (2)$$

Далее все точки из окрестности опорной на основе вычисленных относительных координат α и β распределяются по ячейкам таким образом, что точки с близкими относительными координатами попадают в одну и ту же ячейку. Таким образом, для заданной опорной точки с известным направлением вектора нормали спиновое изображение есть не что иное, как двумерная матрица значений (количество точек, попавших в ячейку). Достоинством спиновых изображений является их инвариантность к операциям вращения и переноса.

Идея построения локальных спиновых изображений может быть расширена для описания всей трехмерной модели и использования в качестве глобального дескриптора. Для этого необходимо выбрать опорную точку и опорный вектор, а относительные координаты рассчитать для всех точек модели, не ограничиваясь локальной окрестностью. В качестве опорной точки удобнее всего взять центр масс, рассчитанный как среднее арифметическое координат всех точек модели. Для определения опорного вектора можно воспользоваться методом главных компонент и использовать вектор, соответствующий наибольшему собственному значению ковариационной матрицы, геометрически определяющий направление наибольшей вытянутости облака точек модели. Построенное таким образом интегральное спиновое изображение также является инвариантным к операциям поворота и переноса. Однако если предполагается, что модели могут иметь разный масштаб, для корректной работы такого дескриптора необходима предварительная нормализация [18].

1.3. Функция формы D_1

Несмотря на то, что перечисленные выше дескрипторы обладают хорошими описательными характеристиками, их использование сопряжено с некоторыми проблемами. Дело в том, что вычислению каждого из этих дескрипторов предшествует этап выравнивания (определения «правильной» ориентации моделей в пространстве) в соответствии с методом главных компонент. Эта процедура выполняется для всех моделей независимо друг от друга. Однако при наложении друг на друга двух облаков точек, выровненных по методу главных компонент, может оказаться, что существует более удачный поворот, совмещающий эти модели между собой. То есть при решении задачи выравнивания / наложения двух моделей PCA дает хоть и близкий, но не всегда оптимальный результат. В связи с этим в дополнение к уже рассмотренным целесообразно рассмотреть дескриптор, для вычисления которого не требуется предварительного выравнивания моделей. В данной работе в качестве такого дескриптора выбрана функция формы D_1 [13].

Важными свойствами дескриптора являются линейная трудоемкость его вычисления и инвариантность к аффинным преобразованиям, что позволяет рассматривать его как быстрый способ «грубого распознавания», позволяющий на раннем этапе исключить из рассмотрения заведомо отличающиеся модели.

2. Методика последовательного применения дескрипторов

Поскольку входные объекты сцены представлены в виде облаков точек, а объекты базы данных, как правило, – в виде полигональных моделей, то для их корректного сравнения модели необходимо привести к единому виду. Для этого предлагается для всех объектов, имеющихся в библиотеке, наряду с полигональными моделями получить их представление в виде облака точек. В настоящей работе использован способ, предложенный в [13].

Наконец, при использовании дескрипторов, требующих поворота моделей в пространстве (GASD, SPIN и т.д.), применяется метод главных компонент, в ходе которого вместо стандартных координатных осей определяется новый базис в трехмерном пространстве (тройка ортогональных друг к другу векторов). Отметим, что после применения метода главных компонент получаемые собственные векторы необходимо нормировать – для этого значения каждого собственного вектора необходимо разделить на его длину. Координаты всех точек модели пересчитываются в соответствии с новым базисом, т.е. осуществляется поворот модели в пространстве. Отметим, что на практике для

каждой модели получается не один, а сразу четыре по-разному повернутых варианта, при этом с целью уменьшения количества сравнений целесообразно для объектов из базы использовать все четыре варианта поворота, и только один (любой из четырех) – для входящих объектов-запросов. Это обусловлено тем, что дескрипторы для объектов из базы данных рассчитываются только один раз (при появлении модели нового объекта в БД), а объекты-запросы могут появляться гораздо чаще, возможно, в режиме реального времени.

Несмотря на то, что алгоритмы построения всех рассмотренных выше дескрипторов (D_1 , GASD, SPIN) имеют линейную относительно количества точек облака трудоемкость, необходимо принимать во внимание размерность получаемых векторов. Для дескриптора D_1 она оказывается минимальной, поскольку в данном случае множество точек разбивается на «корзины» по единственному параметру (расстояние до центра масс), в то время как для SPIN и GASD разбиение осуществляется по двум и трем характеристикам соответственно. Кроме того, поскольку последние работают с моделями, предварительно повернутыми в пространстве, количество сравнений для каждой пары объектов возрастает с 1 до 4.

Таким образом, наиболее быстрое сравнение входного объекта со всеми объектами базы данных достигается при использовании дескриптора D_1 , однако его точность зачастую оказывается недостаточной по сравнению с GASD и SPIN. Поэтому дескриптор D_1 предлагается использовать для отсеивания объектов, заведомо «непохожих» на объект-запрос.

На основании вышеизложенного сформулируем предлагаемую методику быстрого поиска объекта в базе данных.

1. «Грубое» сравнение входного объекта со всеми объектами базы данных с использованием дескриптора D_1 . Удаление из рассмотрения тех объектов БД, расстояние до которых оказалось больше установленного порога β_1 («непохожие» по критерию D_1 объекты).

2. Определение собственных значений $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ковариационной матрицы C (формула (1)), построенной для входного объекта-запроса, и исключение из рассмотрения тех объектов БД, для которых $\sum_{i=1}^3 |\lambda_i^k - \lambda_i| > \beta_2$, где k – номер объекта в базе данных, β_2 – некоторое пороговое значение.

3. Поиск в оставшемся множестве объектов с применением более точного дескриптора GASD (SPIN). Отметим, что с целью повышения точности распознавания возможно применение не одного конкретного дескриптора, а нескольких (GASD, SPIN, D_1). В данном случае предлагается отсортировать все объекты базы данных по расстоянию до объекта, который требуется распознать, ставя каждому объекту БД в соответствие определенный ранг (его номер в упорядоченном массиве). Количество массивов определяется числом используемых дескрипторов, а итоговый ранг каждого объекта вычисляется как среднее арифметическое его рангов в каждом массиве. Тогда ближайшим «похожим» объектом базы данных является тот, который имеет минимальный ранг.

3. Экспериментальные исследования

В качестве исходной базы трехмерных моделей выбрана известная и доступная для свободного использования база Princeton Shape Benchmark [19], которая часто используется для апробации различных методов решения задач поиска, классификации, кластеризации объектов. Она состоит из 1814 полигональных моделей объектов различных классов (всего 92 класса). В качестве моделей объектов сцены в настоящей работе использованы исходные объекты этой базы, подвергнутые тем или иным преобразованиям / искажениям. Для каждой полигональной модели осуществлялась ее конвертация в облако точек, при этом в качестве меры регулировки плотности (количества) точек облака использовались различные значения коэффициента K , связывающего площадь поверхности полигональной модели с итоговым количеством точек. Далее к полученным облакам применялись различные аффинные преобразования, такие как сдвиг, масштабирование, поворот. Заметим при этом, что даже без применения преобразований процесс конвертации полигональной модели в облако точек сам по себе носит случайный характер.

На рис. 1 представлены графики зависимостей точности распознавания объектов от плотности облаков точек, полученные при использовании дескрипторов D_1 , GASD, SPIN в отдельности, а также в результате их комбинированного применения.



Рис. 1. Точность распознавания при различной плотности облаков точек
Fig. 1. Recognition accuracy at different point cloud densities

Установлено, что при адекватном подборе пороговых значений β_1 и β_2 использование предложенной в работе методики последовательного применения дескрипторов и раннего отсеивания заведомо «непохожих» объектов точность распознавания не снижает, при этом наблюдается существенное повышение быстродействия. На рис. 2 приведены соответствующие графики зависимости времени распознавания от параметра β_1 при фиксированных K и β_2 ($K = 3\ 000$; $\beta_2 = 0$).

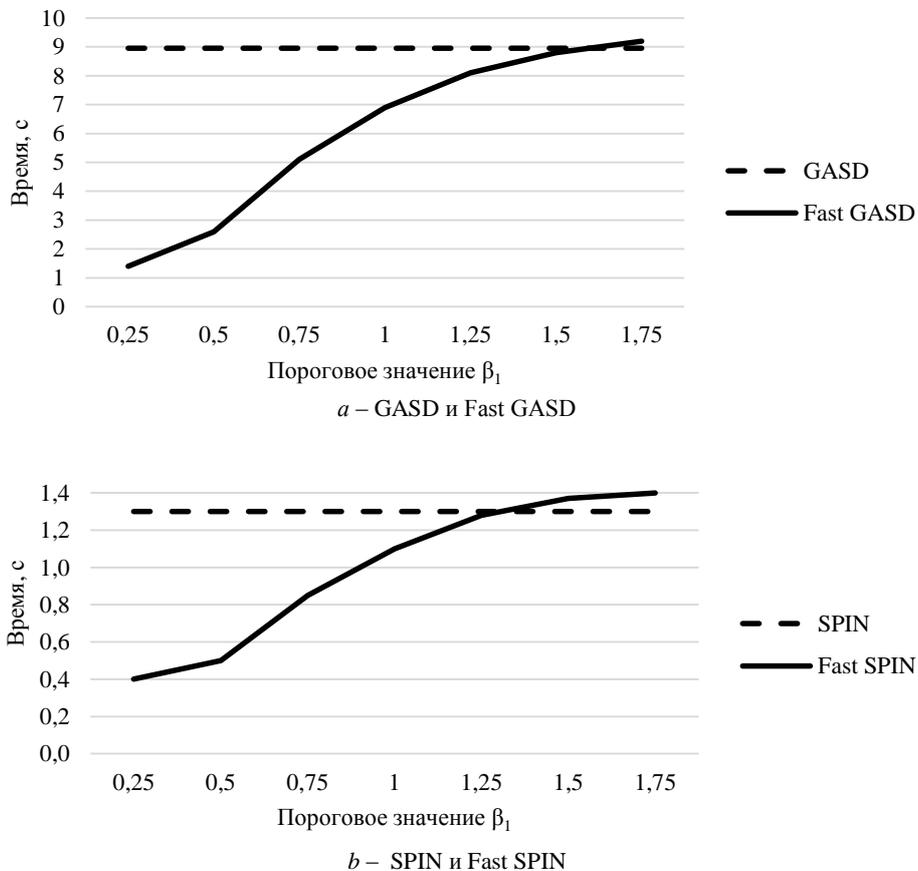


Рис. 2. Суммарное время распознавания 100 объектов при различных значениях параметра β_1
Fig. 2. Total recognition time of 100 objects at different values of parameter β_1

При изменении параметра β_2 наблюдается аналогичный эффект: с уменьшением порогового значения происходит раннее исключение из рассмотрения все большего числа объектов и, как следствие, повышается скорость распознавания. На рис. 3 приведены графики зависимости времени распознавания от параметра β_2 при фиксированных K и β_1 ($K = 3\ 000$; $\beta_1 = 0$).

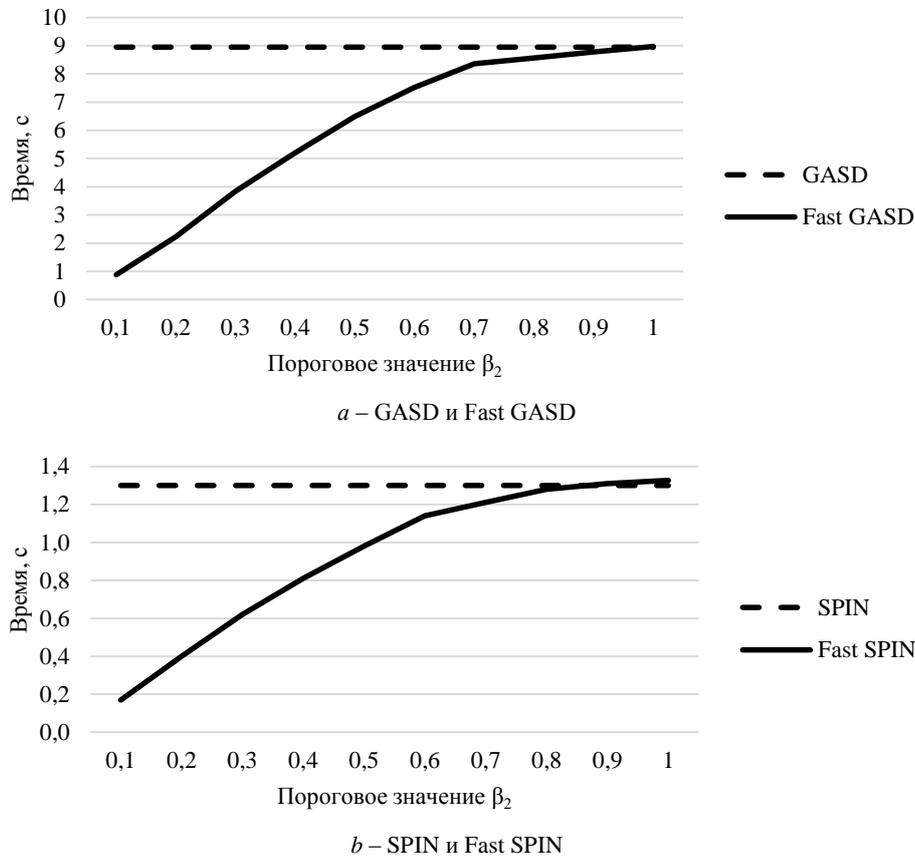


Рис. 3. Суммарное время распознавания 100 объектов при различных значениях параметра β_2
 Fig. 3. Total recognition time of 100 objects at different values of parameter β_2

Точность распознавания в зависимости от параметра β_2

Значение параметра β_2	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7
Точность Fast SPIN, %	94,85	94,54	94,31	94,20	94,20	94,20	94,20
Точность Fast GASD, %	94,76	94,09	93,76	93,42	93,20	92,86	92,86

Заметим, что уменьшение значения параметра β_2 приводит не только к увеличению скорости поиска, но и к повышению точности распознавания (таблица).

Заключение

Настоящая работа посвящена решению актуальной задачи распознавания трехмерных объектов, представленных облаками точек. В качестве метода решения используются глобальные дескрипторы формы объектов. Авторами предложена оригинальная методика последовательного применения дескрипторов, позволяющая существенно увеличить скорость распознавания объектов, в некоторых случаях на порядок. Основная идея заключается в том, что поиск в некоторой базе известных объектов (эталонов) осуществляется в 2 этапа. На первом шаге из рассмотрения исключаются объекты, заведомо «непохожие» на входной объект, который требуется распознать. Это достигается путем применения не очень точных, но быстрых методов, таких как использование функции формы D_1 или

сравнение собственных значений, получаемых в процессе расчета главных компонент. На втором этапе для поиска в оставшемся множестве объектов применяются более точные дескрипторы.

Для повышения точности идентификации в работе также предложена методика комбинированного использования нескольких дескрипторов, как требующих предварительного выравнивания моделей (GASD, SPIN), так и не требующих такового (D_1). Для построения критерия выбора наиболее подходящего объекта из базы на основании результатов сравнения значений каждого дескриптора предложен ранговый подход. Экспериментальные исследования показали, что применение предлагаемой методики дает большую точность идентификации объектов, чем любой из дескрипторов в отдельности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Natao N., Kagami S. Cluster-Based SJPDAFs for Classification and Tracking of Multiple Moving Objects // *Field and Service Robotics*. Springer International Publishing, 2015. P. 303–317.
2. Martínez M.A., Martínez J.L., Morales J. Motion Detection from Mobile Robots with Fuzzy Threshold Selection in Consecutive 2D Laser Scans // *Electronics*. 2015. V. 4, No.1. P. 82–93.
3. Yan Zhuang, Guojian He, Huosheng Hu, Zhenwei Wu novel outdoor scene-understanding framework for unmanned ground vehicles with 3D laser scanners // *Transactions of the Institute of Measurement and Control*. 2015. V. 37, No. 4. P. 435–445.
4. Rejas J.I. et al. A varying density 3D laser scanner for unmanned ground vehicles mapping and obstacle detection // *Design of Circuits and Integrated Circuits (DCIS), 2014 Conference on*. IEEE, 2014. P. 1–6.
5. Besl P., McKay H. A method for registration of 3-d shapes // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1992. V. 14, No. 2. P. 239–256.
6. Chen Y., Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images // *Image and Vision Computing*. 1992. V. 10. No. 3. P. 145–155.
7. Дышкант Н.Ф., Местецкий Л.М. Сравнение однолистных поверхностей, полученных при 3D сканировании // *Труды 18-й международной конференции по компьютерной графике и машинному зрению ГрафиКон'2008*. М., 2008. С. 270–277.
8. Dyshkant N. Measures for Surface Comparison on Unstructured Grids with Different Density // *Lecture Notes in Computer Science: Discrete Geometry for Computer Imagery*. 2011. V. 6607. P. 501–512.
9. Дышкант Н.Ф. Эффективные алгоритмы сравнения поверхностей, заданных облаками точек : дис. ... канд. физ.-мат. наук. М., 2011.
10. Lowe D.G. Object recognition from local scale-invariant features // *Proc. of the International Conference on Computer Vision (ICCV '99)*. 1999. V. 2. P. 142–150.
11. Calonder M., Lepetit V., Strecha C., Fua P. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features // *Proc. of the 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece*. 2009. Pt. IV. P. 778–792.
12. Leutenegger S., Chli M., Siegwart R.Y. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints // *Proc. of the 2011 International Conference on Computer Vision (ICCV '11)*. 2011. P. 2548–2555.
13. Osada R., Funkhouser T., Chazelle B., Dobkin D. Shape distributions // *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. 2002. V. 21, is. 4. P. 807–832.
14. Vranić D.V., Saupe D.V. Description of 3D-shape using a complex function on the sphere // *Proc. of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME 2002)*. Lausanne, 2002. P. 177–180.
15. Левашев С.П., Абраменко А.А. Анализ изображений сравнением замкнутых контуров с помощью Фурье-дескрипторов // *Фундаментальные и прикладные аспекты компьютерных технологий и информационной безопасности : сб. ст. I Всерос. науч.-техн. конф. молодых ученых, аспирантов и студентов*. Ростов н/Д. : Изд-во ЮФУ, 2015. С. 37–40.
16. Do Monte Lima J.P.S., Teichrieb V. An efficient global point cloud descriptor for object recognition and pose estimation // *Proc. of the 29th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images, Sao Paulo, Brazil, 4–7 October 2016*. P. 56–63.
17. Johnson A.E., Hebert M. Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes // *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1999. V. 21 (5). P. 433–449.
18. Крыловецкий А.А., Черников И.С. Нормализация 3D-модели для вычисления интегрального спинового изображения // *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. 2012. № 6. С. 135–139
19. Princeton Shape Benchmark. URL: <http://shape.cs.princeton.edu/benchmark/> (accessed: 31.08.2018).

Поступила в редакцию 23 декабря 2018 г.

Pristupa A.V., Lapatin I.L., Zamyatin A.V. (2019) 3D OBJECT IDENTIFICATION BASED ON GLOBAL SHAPE DESCRIPTORS. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Upravlenie vychislitel'naja tehnika i informatika* [Tomsk State University Journal of Control and Computer Science]. 48. pp. 57–66

DOI: 10.17223/19988605/48/7

The rapid development of laser scanning technologies leads to the emergence of new challenges and opportunities for the use of these technologies in various applications and fields. Typical examples of such tasks are classification and recognition (identification) of objects. One way to solve such problems is to use global descriptors of object shape, but it is not always possible to achieve the required accuracy with given requirements for the speed of algorithm. Difficulties arise when the base of reference objects in which search is carried out is big, but search algorithm is required to work in real time. The paper proposes a method of sequential application of global descriptors, allowing the first stage to produce a "rough" screening of obviously different objects, and then to apply more accurate algorithms on a significantly reduced object base.

Let's formulate the proposed method of quick search of the object in the database.

1. A "rough" comparison of the input object with all database objects using the D_1 descriptor. Remove/exclude from consideration of those objects of the database, the distance to which turned out to be greater than the established threshold β_1 ("dissimilar" to the criterion D_1 objects).

2. Then we calculate the eigenvalues $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ of the covariance matrix, of the coordinates of the set of points P_i of the input object. Exclude from consideration database objects, for which $\sum_{i=1}^3 |\lambda_i^k - \lambda_i| > \beta_2$, k – object index (number) in the database, β_2 – some threshold level.

3. Search the remaining set of objects using a more accurate descriptor (GASD, SPIN). Note that in order to improve the accuracy of recognition, it is possible to use not one specific descriptor, but several (GASD, SPIN, D_1). We suggest sorting all database objects by the distance to the object you want to recognize and each database object is assigned a certain rank (its number in an ordered array). The number of arrays is determined by the number of descriptors used, and the total rank of each object is calculated as the arithmetic mean of its ranks in each array. Then the closest "similar" database object is the one that has the minimum rank. The effect reached at the same time consists in significant increase in speed of identification of an object (in certain cases much and more) without compromising accuracy. To improve the accuracy of object identification, the paper also proposes a method of simultaneous use of existing global shape descriptors. Experimental studies have shown that the application of the proposed method provides greater accuracy of object identification than any of the descriptors individually.

Keywords: 3D object; point cloud; identification; recognition; global shape descriptors.

PRISTUPA Andrey Viktorovich (Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, National Research Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation).

E-mail: pristupa@sibmail.com

LAPATIN Ivan Leonidovich (Candidate of Physics and Mathematics, Associate Professor, National Research Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation).

E-mail: ilapatin@mail.ru

ZAMYATIN Alexander Vladimirovich (Doctor of Technical Sciences, Professor, National Research Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation).

E-mail: zamyatin@mail.tsu.ru

REFERENCES

- Hatao, N. & Kagami, S. (2015) Cluster-Based SJPDFAs for Classification and Tracking of Multiple Moving Objects. *Field and Service Robotics*. Springer International Publishing. pp. 303–317.
- Martínez, M.A., Martínez, J.L. & Morales, J. (2015) Motion Detection from Mobile Robots with Fuzzy Threshold Selection in Consecutive 2D Laser Scans. *Electronics*. 4(1). pp. 82–93. DOI: 10.3390/electronics4010082
- Zhuang, Y. et al. (2015) A novel outdoor scene-understanding framework for unmanned ground vehicles with 3D laser scanners. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*. 37(4). pp. 435–445. DOI: 10.1177/0142331214541140
- Rejas, J.I. et al. (2014) A varying density 3D laser scanner for unmanned ground vehicles mapping and obstacle detection. *Design of Circuits and Integrated Circuits (DCIS). Conference IEEE*. pp. 1–6. DOI: 10.1109/DCIS.2014.7035576
- Besl, P. & McKay, H. (1992) A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 14(2). pp. 239–256. DOI: 10.1109/34.121791
- Chen, Y. & Medioni, G. (1992) Object modelling by registration of multiple range images. *Image and Vision Computing*. 10(3). pp. 145–155. DOI: 10.1109/ROBOT.1991.132043
- Dyshkant, N. & Mestetsky, L. (2008) [Comparison of univalent surfaces obtained by 3D scanning]. *Proc. of the 18th International Conference on Computer Graphics and Computer Vision GraphiCon'2008*. Moscow: Moscow State University. pp. 270–277. (In Russian).
- Dyshkant, N. (2011) Measures for Surface Comparison on Unstructured Grids with Different Density. *Lecture Notes in Computer Science: Discrete Geometry for Computer Imagery*. 6607. pp. 501–512. DOI: 10.1007/978-3-642-19867-0_42

9. Dyshkant, N. (2011) *Effektivnyye algoritmy sravneniya poverkhnostey, zadannykh oblakami tochek* [Effective algorithms for comparing surfaces defined by point clouds]. Physics and Mathematics Cand. Diss. Moscow.
10. Lowe, D. (1999) Object recognition from local scale-invariant features. *Proc. of the International Conference on Computer Vision (ICCV '99)*. 2. pp. 142–150.
11. Calonder, M., Lepetit, V., Strecha, C & Fua, P. (2009) BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features. *Proc. of the 11th European Conference on Computer Vision*. Heraklion, Crete, Greece. Pt. IV. pp. 778–792.
12. Leutenegger, S., Chli, M. & Siegwart, R.Y. (2011) BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints. *Proc. of the 2011 International Conference on Computer Vision (ICCV '11)*. pp. 2548–2555.
13. Osada, R., Funkhouser, T., Chazelle, B. & Dobkin, D. (2002) Shape distributions. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. 21(4). pp. 807–832.
14. Vranić, D.V. & Saupe, D.V. (2002) Description of 3D-shape using a complex function on the sphere. *Proc. of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME 2002)*. Lausanne. pp. 177–180.
15. Levashev, S.P. & Abramenko, A.A. (2015) Analiz izobrazheniy sravneniem zamknutykh konturov s pomoshch'yu Fur'e-deskriptorov [Image Analysis by Comparing Closed Loops Using Fourier Descriptors]. In: Veselov, G.E., Sviridov, A.S. & Kuliev, E.V. (eds) *Fundamental'nye i prikladnye aspekty komp'yuternykh tekhnologiy i informatsionnoy bezopasnosti* [Fundamental and Applied Aspects of Computer Technologies and Information Security]. Rostov-on-Don: Southern Federal University. pp. 37–40.
16. Do Monte Lima, J.P.S. & Teichrieb, V. (2016) An efficient global point cloud descriptor for object recognition and pose estimation. *Proceedings of the 29th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*. Sao Paulo, Brazil. October 4–7, 2016. pp. 56–63.
17. Johnson, A.E. & Hebert, M. (1999) Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 21(5). pp. 433–449. DOI: 10.1109/34.765655
18. Krylovetsky, A.A. & Chernikov, I.S. (2012) 3d-model normalization for integral spin image estimation. *Izvestiya Yuzhnogo federal'nogo universiteta. Tekhnicheskie nauki – Izvestiya SFEDU. Engineering Sciences*. 6. pp. 135–139. (In Russian).
19. *Princeton Shape Benchmark*. [Online] Available from: <http://shape.cs.princeton.edu/benchmark/> (Accessed: 31st August 2018)