

Оптический журнал

100 лет Государственному оптическому институту им. С.И. Вавилова

УДК 004.932

Распознавание объектов на основе структурного описания изображений в трехмерном пространстве

© 2018 г. С. В. Пономарев*, **, аспирант; В. Р. Луцив***, ****, *****, доктор техн. наук;
И. А. Малышев***, канд. техн. наук

*Институт физиологии им. И.П. Павлова Российской академии наук, Санкт-Петербург

**Университет ИТМО, Санкт-Петербург

***Государственный оптический институт им. С.И. Вавилова, Санкт-Петербург

****Государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург

E-mail: sv.v.ponomarev@gmail.com

Поступила в редакцию 10.07.2018

DOI:10.17586/1023-5086-2018-85-11-58-64

Предложен метод распознавания объектов, основанный на использовании структурного описания изображений трехмерных сцен, проведено экспериментальное сравнение данного метода с имеющимися аналогами. Данна количественная оценка точности распознавания и быстродействия исследуемых методов. Проведено исследование методов обнаружения ключевых точек и построения дескрипторов изображений в трехмерном пространстве. Разработанный алгоритм может быть использован при решении задач навигации мобильного робота и беспилотного летательного аппарата в условиях, характеризующихся высокой степенью априорной неопределенности сюжета.

Ключевые слова: структурное описание, распознавание объектов, трехмерное пространство.

Код OCIS: 150.1135

ВВЕДЕНИЕ

Среди задач искусственного интеллекта одной из ключевых является задача распознавания образов, состоящая в классификации объектов, которые могут быть охарактеризованы по конечному набору некоторых свойств или признаков. Методы и алгоритмы, использующие при классификации признаки на основе информации, извлекаемой из изображений, разрабатываются в рамках компьютерного зрения. Распознавание объектов на основе визуальной информации включает в себя операцию сопоставления изображений, которые могли быть получены при разных ракурсах съемки или в случае различных типов сенсоров. К настоящему моменту задача сопоставления двумерных изображений может быть эффективно решена в условиях высокой априорной неопределенности сюжета сцены с использованием как дискриминационных [1], так и структурных [2] систем распознавания образов. В то же время использование изображений трехмерных сцен для распознавания обладает рядом преимуществ

в сравнении с двумерным подходом. К подобным преимуществам следует отнести лучшую устойчивость к изменениям в условиях освещения и более высокую точность определения положения распознаваемого объекта [3]. Сопоставление изображений трехмерных сцен при этом сопряжено с дополнительными сложностями и факторами изменчивости, отсутствующими при двумерном сопоставлении.

В связи с этим к настоящему времени сопоставление изображений в трехмерном пространстве является одним из ключевых направлений исследований в рамках компьютерного зрения [4]. Среди существующих применений алгоритмов сопоставления изображений трехмерных сцен можно выделить две наиболее значимые и активно развивающиеся предметные области. Одной из таких областей является навигация мобильных роботов, где подобные алгоритмы используются для решения задач визуальной одометрии, а также одновременной локализации и построения карты местности [5]. Вторая область связана с пониманием

трехмерных сцен и их интерпретацией, где особенно актуальной становится задача распознавания отдельных трехмерных объектов [6].

При распознавании трехмерных объектов могут быть использованы различные методы сопоставления изображений рассматриваемого и эталонного объектов. В то время как существуют альтернативы использованию признаков для сопоставления изображений, такие как корреляционные методы, они обеспечивают инвариантность лишь по отношению к изометрическим преобразованиям и обладают высокой вычислительной стоимостью [7]. В связи с этим большую распространность получил именно признаковый подход, основанный на детектировании ключевых точек изображения и построении для них дескрипторов (описаний), использующихся для обучения классификатора.

В условиях высокой априорной неопределенности сюжетов трехмерной сцены и наличия яркостных и геометрических искажений важную роль играет как выбор метода обнаружения ключевых точек, так и способ получения дескриптора. Предлагаемые дескрипторы должны, с одной стороны, обладать большой дискриминационной силой, а с другой стороны, обеспечивать инвариантность по отношению к широкому ряду преобразований. Существующие подходы к построению дескрипторов не способны удовлетворить всем требованиям, предъявляемым к трехмерному распознаванию:

- применимость алгоритма к объектам любой формы и любого типа,
- устойчивость алгоритма к наличию шумов и низкому разрешению изображений,
- высокая точность алгоритма и его вычислительная эффективность,
- возможность корректной обработки перекрытий и неупорядоченности объектов, присутствующих на изображениях.

В то же время, в работах [8, 9] было показано, что использование алфавита простейших структурных элементов для описания изображений двумерных и трехмерных сцен позволяет добиться высокой точности сопоставления в условиях высокой априорной неопределенности сюжета сцены, представленной на изображении. В связи с этим актуальным является исследование эффективности использования данного структурного описания в качестве критерия для выбора ключевых точек и построения дескрипторов трехмерной сцены.

Цель настоящей работы состоит в разработке и исследовании эффективного алгоритма распознавания трехмерных объектов, обладающего устойчивостью по отношению к высокой априорной неопределенности сюжетов трехмерных сцен.

ПРИЗНАКОВЫЙ ПОДХОД ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ ОБЪЕКТОВ ТРЕХМЕРНЫХ СЦЕН

Задача распознавания трехмерного объекта может быть описана следующим образом [10]. Пусть S — набор трехмерных точек, т.е. облако точек, полученное с помощью трехмерного датчика, в дальнейшем обозначаемое как сцена, и пусть $M = \{M_1, M_2, \dots, M_n\}$ — набор моделей объектов, которые будут использоваться при распознавании облака точек сцены. Каждая модель M_i представляет собой облако точек, полученное путем сканирования объекта интереса с помощью трехмерного датчика с определенного ракурса или путем объединения облаков точек, полученных с множества различных ракурсов. Каждой модели M_i соответствует свой опорный кадр, относительно которого задаются координаты точек. Аналогичным образом координаты точек сцены задаются относительно опорного кадра сцены. Рассматриваемая задача состоит в том, чтобы определить корректную интерпретацию сцены S , т.е. набор гипотез $I = \{H_1, H_2, \dots, H_r\}$, где каждая H_i — это гипотеза, что объект из множества M присутствует в сцене S в определенном положении. Гипотеза может быть представлена в виде $H_i = (o_i, T_i)$, где o_i — индекс объекта, T_i — однородная матрица преобразования, описывающая положение объекта относительно опорного кадра сцены.

Существующие методы распознавания объектов трехмерных сцен могут быть разделены на два больших класса — локальные и глобальные методы.

Базовая схема работы большинства локальных методов распознавания может быть описана в виде последовательности следующих шагов:

1. Выделение признаков.
2. Генерация гипотез на основе найденных сопоставлений между признаками.
3. Оценка полученных гипотез.

Под признаками при решении задачи распознавания понимаются определенные геометрические элементы, такие как трехмерная точка, пара трехмерных точек с вычисленными нормалами, линия или плоскость, принадлежащая некой поверхности. Каждому признаку ставится в соответствие локальный дескриптор, представляющий собой вектор значений, описывающий локальную окрестность признака.

Следует отметить, что к настоящему моменту активно развиваются подходы, основанные на автоматическом извлечении признаков и построении дескрипторов путем применения методов машинного обучения для размеченной обучающей выборки изображений. В частности, широкое распространение получило разреженное кодирование и использование сверточных нейронных сетей [11–13]. Однако большая часть существующих

автоматических подходов требует огромного количества данных для обучения, а также подстройки большого числа параметров и зачастую вычислительно затратных мер предобработки. Также в ряде случаев при обучении классификаторов используются вручную составленные признаки для повышения качества обучения. Современные методы автоматического извлечения признаков начинают превосходить методы, основанные на вручную составленных признаках, по точности сопоставления и распознавания. Одним из основных недостатков автоматических методов остаются ограничения, связанные с процессом обучения, который требует значительного количества времени и обычно подготовки набора эталонных изображений. В связи с этим для множества практических задач более актуальным остается использование признаков, составленных экспертом.

Существуют три большие группы методов построения локальных дескрипторов — использующие сигнатуры, использующие гистограммы и использующие преобразования [4]. Подход, основанный на использовании гистограмм, является наиболее распространенным, при этом часто зависит от расчета производных первого и второго порядка кривизны локальной поверхности. Поэтому данные методы относительно чувствительны к шуму. В рамках данной работы будет отдельно рассмотрен метод, основанный на использовании сигнатур. Методы этой группы описывают локальную окрестность ключевой точки путем кодирования одного или нескольких геометрических параметров, вычисленных индивидуально в каждой точке подмножества окрестности. Метод радиальных признаков, выравненных по нормалям, (*Normal Aligned Radial Feature*, NARF) [14] в отличие от других методов этой группы использует для выделения признаков не облако точек, а карту глубины определенного ракурса. Модификация подобного подхода позволит использовать структурное описание изображения для выделения ключевых точек, поэтому именно данный метод был выбран в качестве основы для предлагаемого подхода и также был использован для экспериментального сравнения. Подробнее метод NARF описан в следующем разделе.

Глобальные методы распознавания, в отличие от локальных, проводят вычисления только по одному дескриптору для каждого объекта, присутствующего в сцене. Данные методы требуют, чтобы точки сцены были заранее разделены на разные кластеры, чтобы дескрипторы могли быть вычислены для каждого кластера отдельно. Хотя глобальный подход менее эффективен при наличии частичных перекрытий объектов, он обладает меньшей сложностью на этапе выделения признаков и их сопоставления по сравнению с локальными подходами. Кроме того, глобальное описание

выгодно с точки зрения требований к памяти, поскольку для представления набора моделей будет необходимо хранить значительно меньший объем информации.

Для экспериментального сравнения предлагаемого метода распознавания с существующими глобальными методами в рамках данной работы был реализован метод направленных, уникальных и воспроизводимых кластеров гистограмм ракурса (*Oriented, Unique and Repeatable Clustered Viewpoint Feature Histogram*, OUR-CVFH) [15], описанный ниже.

ЛОКАЛЬНЫЙ МЕТОД NARF

Как было отмечено ранее, метод NARF в качестве входных данных для построения локальных дескрипторов и осуществления распознавания использует карту глубины. Под картой глубины в данном случае понимается изображение, в котором расстояние до точки, соответствующей определенному пикселу, кодируется как значение интенсивности данного пикселя.

Для имеющейся карты глубины предварительно строится контурное описание с целью найти границы отдельных объектов трехмерной сцены. Процедуру поиска ключевых точек можно описать следующим образом: в каждой точке карты глубины вычисляется оценка, которая характеризует, насколько трехмерная поверхность изменяется в локальной окрестности. Кроме того, определяется основное направление этого изменения. Затем это направление сравнивается с направлением изменения в соседних точках (если направления очень разные, это означает, что точка нестабильна и что поверхность вокруг сильно меняется). В качестве ключевых точек выбираются те, которые обладают высокой стабильностью и при этом находятся вблизи границ объектов.

Для каждой из найденных ключевых точек строится особый NARF-дескриптор (рис. 1). Данный

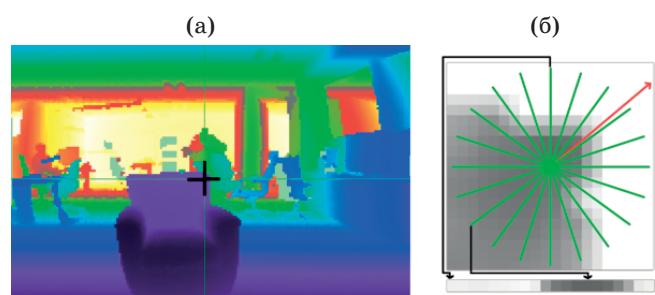


Рис. 1. Процедура вычисления NARF-дескриптора для ключевой точки. Карта глубины рассматриваемой сцены (а), вычисление дескриптора (б). Каждой ячейке гистограммы дескриптора соответствует один из зеленых лучей, нарисованных в окрестности точки, два соответствия отмечены стрелками. Красная стрелка показывает найденное основное направление [9].

дескриптор кодирует информацию об изменениях поверхности в окрестностях ключевой точки. На первом этапе вокруг данной точки выделяется небольшой участок карты глубины. Затем на данный участок накладывается шаблон с n расходящимися лучами, центрированный относительно ключевой точки. Для каждого из n направлений используются точки карты глубины, выделенные шаблоном, и вычисляется значение, которое отражает, насколько изменилась поверхность в данном направлении. Чем сильнее изменение и чем ближе текущая точка к центру, тем выше будет конечное значение. Полученный NARF-дескриптор составляют N результирующих значений.

Для того чтобы добиться инвариантности по отношению к вращению, весь диапазон возможного поворота в 360° разбивается на ячейки гистограммы. Значение каждой ячейки вычисляется по значениям дескриптора в соответствии с углом. Ячейка с наибольшим изменением поверхности считается уникальным (доминирующим) направлением, и дескриптор смещается в соответствии с этим направлением.

ГЛОБАЛЬНЫЙ МЕТОД OUR-CVFH

В работе [16] предложен глобальный дескриптор, основанный на локальном дескрипторе быстрых точечных гистограмм (*Fast Point Feature Histogram*, FPFH), под названием гистограмма ракурса (*Viewpoint Feature Histogram*, VFH). Предложенный дескриптор состоит из двух компонент — компоненты направления и компоненты формы трехмерной поверхности. Направление определяется путем вычисления гистограммы углов, которые составляют направление съемки с нормалами, вычисленными в точках поверхности. Форма трехмерной поверхности измеряется с использованием углов, вычисляемых как в дескрипторе FPFH, но углы теперь измеряются между вектором направления и каждой из нормалей к поверхности.

Модификация дескриптора VFH, более устойчивая по отношению к перекрытиям и наличию шума, предложена в работе [17]. Новый дескриптор обозначен как кластеры гистограмм ракурса (*Clustered Viewpoint Feature Histogram*, CVFH). Основная идея состоит в том, что дескриптор VFH вычисляется теперь не для всего изображения трехмерной сцены, а только для устойчивых выделенных поверхностей. Трехмерная поверхность сцены кластеризуется на устойчивые поверхности с помощью процедуры наращивания областей, которая начинается с выбора случайной точки поверхности для создания начального кластера, содержащего только эту точку, и продолжается увеличением размера кластера. Увеличение реализуется за счет добавления соседних точек со схожими направлениями нормалей к поверхности. Для каждой устойчивой поверхно-

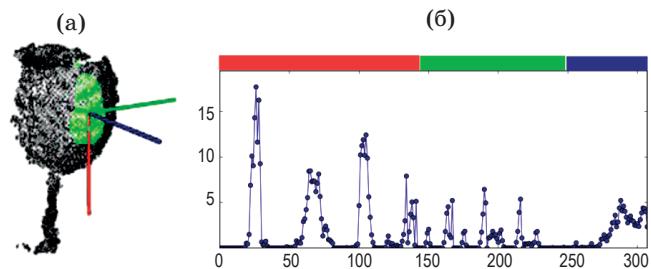


Рис. 2. Построение дескриптора OUR-CVFH. Трехмерный объект (а), полученный признаком в виде гистограммы (б). Зеленым отмечен один из рассматриваемых кластеров точек, красным, зеленым и синим на гистограмме отмечены отдельные компоненты дескриптора [10].

сти вычисляется гистограмма, подобная VFH. При этом данная гистограмма также включает в себя компонент распределения формы поверхности, представляющий собой распределение расстояний всех точек поверхности до ее центра тяжести, введенных в квадрат и нормированных относительно максимального значения.

Наконец, финальная модификация рассмотренного метода под названием OUR-CVFH предложена в работе [15]. Данный дескриптор основан на использовании полуглобальных уникальных опорных планов (*Semi-Global Unique Reference Frames*, SGURF), которые вычисляются для каждого кластера, при этом кластеризация выполняется согласно ранее описанному алгоритму. SGURF, назначенный определенному кластеру, находится с использованием собственных векторов взвешенной матрицы рассеяния точек в этом кластере. Одна из составляющих дескриптора CVFH заменяется на компонент, определяющий распределение точек в структуре SGURF. Трехмерный объект и вычисленный для него дескриптор OUR-CVFH представлены на рис. 2.

ПРЕДЛАГАЕМЫЙ МЕТОД SNARF

В рамках настоящей работы предлагается новый подход к извлечению ключевых точек, основанный на принципе структурного описания изображений трехмерных сцен. В качестве дескриптора на данном этапе был выбран NARF-дескриптор, в связи с чем предлагаемый подход получил название структурных радиальных признаков, выравненных по нормалям (*Structured Normal Aligned Radial Feature*, SNARF). Далее представлено описание основных шагов разработанного метода.

1. Генерация оптического изображения на основе облака точек

Алгоритм построения структурного описания на первых этапах использует двумерное изображение, в связи с чем необходимо выполнить проекцию облака точек на заданную плоскость по аналогии с тем, как проводилась генерация карты глубины в методе [14].

2. Выделение контуров в полученном двумерном изображении

Контурное описание вычисляется путем построения градиентного поля с использованием фильтра Дериша (Deriche).

3. Формирование двумерных структурных элементов и их описание

На полученном контурном представлении изображения в качестве пространственно разделенных структурных элементов выделяются и описываются отрезки прямых линий и углы между ними, а также криволинейные элементы в виде дуг. Соответствие выделенных элементов исходным контурам обеспечивается минимизацией среднеквадратического отклонения контурных точек от соответствующих точек структурных элементов. Более подробно второй и третий этапы работы алгоритма описаны в статье [9].

4. Преобразование двумерных структурных элементов в трехмерные

В каждой точке структурного элемента вычисляется глубина, извлеченная из карты глубины,

и проводится пересчет положения структурных элементов в пространстве.

5. Вычисление NARF-дескрипторов

Ключевыми точками считаются все точки, образующие найденные структурные элементы. Вычисление их дескрипторов проводится по схеме, описанной в разделе, посвященном методу NARF.

Основные этапы работы предлагаемого метода отражены на рис. 3. Полученные подобным образом признаки могут быть использованы для обучения классификатора и решения задачи распознавания трехмерных объектов. Преимущество предлагаемого механизма обнаружения ключевых точек заключается в использовании структурного подхода к описанию объектов, благодаря которому сложную структуру объекта можно представить в виде комбинации простейших непроизводных элементов, которые обладают высокой устойчивостью по отношению к изменениям условий съемки. Эффективность использования структурного описания для сопоставления изображений была экспериментально подтверждена в работе [18].

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ

Для проверки эффективности предлагаемого подхода была проведена экспериментальная оценка точности распознавания объектов. В качестве исследуемых методов были выбраны NARF, SNARF и OUR-CVFH. Для распознавания были использованы размеченные изображения объектов трехмерных сцен [19]. Изображения были представлены в формате RGB-D, т.е. содержали отдельно оптическое изображение и карту глубины, которые затем можно было преобразовать в трехмерное облако точек. Из имеющихся 51 категории объектов было выбрано 15 категорий, которые позволяли выделить существенное количество структурных элементов на основе оптического изображения. Часть использованных объектов представлена на рис. 4, низкое качество изображений на котором связано с тем, что они получены путем съемки трехмерных облаков точек с заданного ракурса, используемого затем для распознавания. Имеющиеся изображения разбивались на обучающую и тестовую выборки, обучение осуществлялось с использованием машины опорных векторов. При составлении вектора признаков, описывающего объект, для учета взаимного структурного положения признаков трехмерная сцена разбивалась с помощью сетки $3 \times 3 \times 3$ на 27 отдельных ячеек. В каждой из ячеек вычислялись дескрипторы для найденных ключевых точек, после чего проводилось объединение векторов признаков каждой ячейки в один общий вектор. Кроме точности распознавания оценивалось также среднее время, затраченное на выделение признаков.

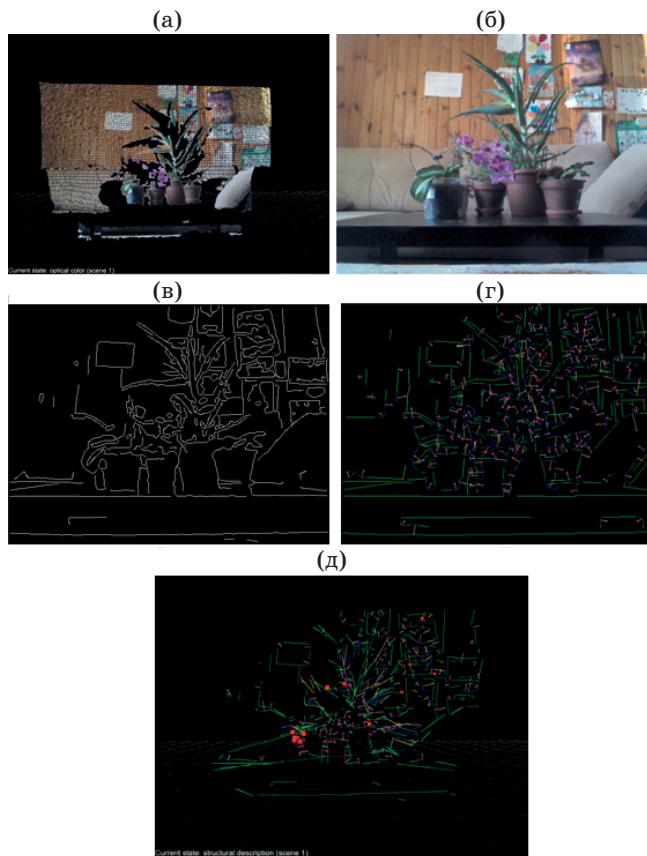


Рис. 3. Основные этапы работы метода SNARF. Трехмерное облако точек (а), полученная двумерная проекция (б), построенное контурное описание (в), двумерное структурное представление (г), трехмерное структурное представление (д). На рисунках (г), (д) зеленым отмечены выделенные части прямых, красным — углы, синим — части дуг.

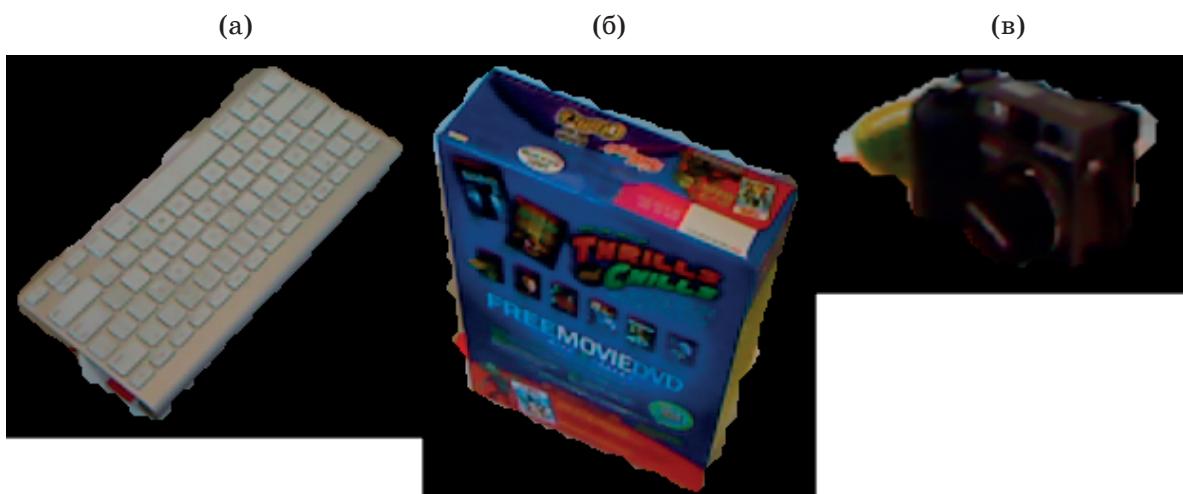


Рис. 4. Клавиатура (а), коробка (б), камера (в) — примеры видов объектов, использующихся для экспериментальной оценки точности распознавания. Изображения взяты из базы изображений [13].

Сравнение методов распознавания объектов трехмерных сцен

Метод распознавания	Точность распознавания, %	Среднее время извлечения признаков, с
NARF	72	0,26
SNARF	77	5,5
OUR-CVFH	82	28

Результаты эксперимента представлены в таблице. Можно видеть, что разработанный метод SNARF показал лучшую точность, чем метод NARF, и незначительно уступил методу OUR-CVFH. Прогресс в точности глобальному методу может объясняться синтетическим характером изображений, отсутствием перекрытий и сложных помех, в условиях которых глобальные методы не обладают высокой устойчивостью в отличие от локальных подходов. Для дальнейшей проверки устойчивости методов необходима подготовка выборки объектов, полученных в описанных условиях. Глобальный метод уступил локальным методам по среднему времени, требующемуся для извлече-

ния признаков, что связано с менее сложной процедурой вычисления дескрипторов в локальном подходе.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для разработки эффективного алгоритма распознавания трехмерных объектов, устойчивого к изменениям условий съемки, было проведено исследование существующих методов обнаружения ключевых точек и построения дескрипторов изображений в трехмерном пространстве. Предложен новый метод обнаружения ключевых точек, основанный на построении структурного описания изображений. Разработанный метод SNARF, использующий данный подход, позволил добиться повышения точности распознавания по сравнению с исходным локальным методом. Для корректной оценки устойчивости существующих подходов к распознаванию по отношению к наличию перекрытий и сложных геометрических преобразований сцены необходима подготовка отдельной базы данных трехмерных изображений для тестирования. Описанный подход может быть использован в дальнейшем для построения глобального структурного дескриптора, что позволяет добиться также повышения быстродействия разрабатываемого алгоритма распознавания.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Li Y., Snavely N., Huttenlocher D.P.* Location recognition using prioritized feature matching // Proc. European Conf. Computer Vision (ECCV). Crete, Greece. 2010. P. 1–14.
2. *Lutsiv V., Malyshev I.* Image structural analysis in the tasks of automatic navigation of unmanned vehicles and inspection of Earth surface // Proc. SPIE. 2013. V. 8897 “Electro-Optical Remote Sensing VII”. P. 88970F-1–88970F-1.
3. *Chen C., Huang C., Yeh C.* A survey of 2D and 3D image matching in industrial object alignment // Smart Science. 2016. № 4(3). P. 1–10.
4. *Guo Y., Bennamoun M., Sohel F., Lu M., Wan J.* 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: A survey // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2014. V. 36. P. 2270–2287.

5. *Endres F., Hess J., Sturm J., Cremers D., Burgard W.* 3D mapping with an RGB-D camera // www2.Informatik.Uni-Freiburg.De 2012. V. 30. P. 1–11.
6. *Cupec R., Grbić R., Nyarko E.K.* Survey of state-of-the-art methods for object recognition in 3D point clouds // Technical Report. Josip Juraj Strossmayer University of Osijek: Osijek, Croatia, 2016.
7. *Konecny J., Prauzek M., Kromer P., Musilek P.* Novel point-to-point scan matching algorithm based on cross-correlation // Mobile Information Systems. 2016. V. 2016. P. 6463945:1–6463945:11.
8. *Lutsiv V.R., Malyshev I.A., Potapov A.S.* Hierarchical structural matching algorithms for registration of aerospace images // Proc. SPIE. 2003. V. 5238. P. 164–175.
9. *Ponomarev S.V., Lutsiv V.R., Malyshev I.A.* Automatic structural matching of 3D image data // Proc. SPIE. 2015. V. 9649. P. 96490M.
10. *Aldoma A., Tombari F., Prankl J., Richtsfeld A., Stefano L.D., Vincze M.* Multimodal cue integration through hypotheses verification for RGB-D object recognition and 6DOF pose estimation // 2013 IEEE Int. Conf. Robot. Autom. Karlsruhe, 2013. P. 2104–2111.
11. *Bo L., Ren X., Fox D.* Unsupervised feature learning for RGB-D based object recognition // Experimental Robotics. Springer. 2013. V. 88. P. 387–402.
12. *Socher R., Huval B., Bath B., Manning C.D., Ng A.Y.* Convolutional-recursive deep learning for 3D object classification // NIPS'12 Proc. 25th Intern. Conf. Neural Information Processing Systems. Nevada, USA. 2012. V. 1. P. 665–673.
13. *Salakhutdinov R., Hinton G.E.* Deep boltzmann machines // Proc. Twelth Intern. Conf. Artificial Intelligence and Statistics. Florida, USA. 2009. P. 448–455.
14. *Steder B., Bogdan R., Kurt R., Knolige W.* NARF: 3D range image features for object recognition // Workshop on Defining and Solving Realistic Perception Problems in Personal Robotics at the IEEE/RSJ Intern. Conf. Intelligent Robots and Systems (IROS). Taipei, Taiwan. 2010.
15. *Aldoma A., Tombari F., Rusu R.B., Vincze M.* OUR-CVFH — oriented, unique and repeatable clustered viewpoint feature histogram for object recognition and 6DOF pose estimation // DAGM/OAGM 2012: Pattern Recognition. 2012. P. 113–122.
16. *Rusu R.B., Bradski G., Thibaux R., Hsu J.* Fast 3D recognition and pose using the viewpoint feature histogram // IEEE/RSJ 2010 Intern. Conf. Intell. Robot. Syst. IROS 2010. Conf. Proc. P. 2155–2162.
17. *Aldoma A., Vincze M., Blodow N., Gossow D., Gedikli S., Rusu R., Bradski G.* CAD-model recognition and 6DOF pose estimation using 3D cues // Proc. IEEE Intern. Conf. Comput. Vis. 2011. P. 585–592.
18. *Луцик В.Р.* Объектно-независимый подход к структурному анализу изображений // Оптический журнал. 2008. Т. 75. № 11. С. 26–34.
19. *Lai K., Bo L., Ren X., Fox D.* A large-scale hierarchical multi-view RGB-D object dataset // Proc. IEEE Intern. Conf. Robot. Autom. 2011. P. 1817–1824.