

УДК 004.932

База данных ORDSLAM для сравнения эффективности RGB-D SLAM-алгоритмов вне помещения

© 2020 г. С. В. Пономарев, С. А. Дроздов

Институт физиологии им. И.П. Павлова РАН, Санкт-Петербург

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

Поступила в редакцию 09.06.2020

DOI:10.17586/1023-5086-2020-87-12-32-42

Подготовлена новая база данных, позволяющая сравнить эффективность алгоритмов одновременной локализации и построения карты местности в условиях открытой местности, характеризующейся высокой априорной неопределенностью. Изображения отсняты с помощью стереокамеры высокого разрешения, по размеченным вручную ключевым точкам рассчитаны эталонные траектории движения камеры внутри сцены. Полученная база данных изображений может быть использована для сравнения робастности поведения алгоритмов одновременной локализации и построения карты местности на открытом воздухе и в условиях сложного освещения.

Ключевые слова: одновременная локализация и построение карты местности, трёхмерное сопоставление изображений.

Код OCIS: 150.1135.

ВВЕДЕНИЕ

Одним из важнейших направлений в современной робототехнике является создание автономных мобильных роботов, которые способны самостоятельно перемещаться длительное время по открытой местности. Создание подобных роботов позволит решать задачи разведки местности, охраны окружающей среды, сбора информации для различных отраслей сельского хозяйства безопасно для жизни и здоровья человека и по сравнительно дешёвой цене. Задача автономной навигации мобильных роботов может быть решена с помощью методов одновременной локализации и построения карты местности (*simultaneous localization and mapping, SLAM*). Цель данных методов состоит в том, чтобы одновременно восстановить траекторию движения мобильного робота и построить карту окружающей местности.

К настоящему времени было предложено большое количество методов SLAM, однако проблема навигации всё ещё не имеет оптимального решения в условиях высокой априорной неопределенности, когда на протяжении пути мобильного робота могут непредсказуемо изменяться условия среды, из которой получают информацию сенсоры робота. Различные методы SLAM используют данные, ориентируясь на различные виды сенсоров, а также их сочетание: сонары, лазеры, камеры (моно- и стерео-), времяпролётные камеры [1]. В последнее время распространённость также получили RGB-D камеры, которые одновременно снимают цветное изображение сцены и соответствующую ему карту глубины, которая содержит информацию о расстоянии от камеры до каждой из точек сцены для цветного изображения. Важным преимуществом подобных камер является возможность

получать информацию о трёхмерной структуре сцены, по которой движется робот, что упрощает задачу навигации, по сравнительно низкой цене. Примерами RGB-D камер могут служить Microsoft Kinect и Asus Xtion Pro, позволяющие эффективно снимать в помещениях, но имеющие ограничения по дальности съёмки не более 4 м. Альтернативным подходом к получению RGB-D данных является использование стереокамер, которые позволяют генерировать карты глубины, используя отснятые стереопары изображений. Съёмка стереокамерой может проводиться не только в помещении, но и на открытой местности, при этом в зависимости от разрешения камер карты глубины могут быть надёжно получены для дальностей съёмки вплоть до десятков метров.

Следует отметить, что кроме методов SLAM, непосредственно решающих задачу навигации мобильных роботов, второй важнейшей составляющей решения являются базы данных и методики сравнения уже разработанных методов [2]. Открытые базы данных изображений позволяют оценить и объективно сравнить существующие и предлагаемые алгоритмы SLAM. Представленная в 2019 году

стереокамера высокого разрешения ZED позволяет собрать базу данных в формате RGB-D для методов SLAM при работе на открытой местности и в изменяющихся условиях съёмки. Целью данной работы является подготовка базы данных, которая позволит оценить устойчивость методов SLAM при работе с RGB-D изображениями на открытой местности в условиях сезонно-суточной изменчивости. Второй раздел посвящен сравнению существующих на данный момент баз данных SLAM и обоснованию необходимости получения новой базы данных. Третий раздел описывает подготовленную базу данных, четвёртый содержит сравнение популярных методов SLAM на собранной базе, в пятом разделе представлены выводы о проделанной работе.

СУЩЕСТВУЮЩИЕ БАЗЫ ДАННЫХ ДЛЯ СРАВНЕНИЯ SLAM-АЛГОРИТМОВ

В табл. 1 представлены существующие базы данных SLAM, где отдельно отмечены объём базы, используемый формат изображений, условия съёмки, виды сенсоров, наличие дополнительной информации, позволяющей точнее восстановить положение мобильного робота.

Таблица 1. Существующие базы данных SLAM

№	Название	Объём базы (оценка количества записей)	Условия	Эталонная информация	Используемые сенсоры	Ссылка
1	FMDataset	6 сцен, 14 сценариев, около 15 000	В помещении	–	IMU, RGBD	https://github.com/ zhuzunjie17/ FastFusion
2	UZH-FPV Drone Racing	27 сценариев, около 150 000	В помещении, вне помещения	Траектория	IMU, Моно	http://rpg.ifi.uzh.ch/ uzh-fpv.html
3	ADVIO Dataset	23 сценария, около 250 000	В городе	Траектория + Карта	IMU, Моно	https://github.com/ AaltoVision/ADVIO
4	DeepIO Dataset	158 сценариев, около 530 000	В помещении	Траектория	IMU	http://deepio.cs.ox. ac.uk/
5	Aqualoc Dataset	3 сценария, около 120 000	Подводная	Траектория	IMU, Моно	http://www.lirmm.fr/ aqualoc/
6	Rosario Dataset	6 сценариев, около 32 000	Наземная	Траектория	IMU, GPS, Стерео	http://www.cifasis- conicet.gov.ar/robot/ doku.php
7	InteriorNet	Около 20 000 000	В помещении	Траектория + Карта	IMU, Стерео, RGBD, Метки	https:// interior.net.org/

Продолжение табл. 1

№	Название	Объём базы (оценка количе- ства записей)	Условия	Эталонная информация	Используе- мые сенсоры	Ссылка
8	SPO Dataset	11 сценариев, около 20 000	В городе	Траектория	IMU, Стерео	https://www.hskarlsruhe.de/odometry-data/
9	KAIST Day/ Night	10 сценариев, около 200 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 3D Лидар, Моно, Метки	https://sites.google.com/view/multispectral/home
10	TUM-Visual- Inertial	28 сценариев, около 40 000	В помещении, в городе	Траектория	IMU, Моно	https://vision.in.tum.de/data/datasets/visual-inertial-dataset
11	Complex Urban	6 сценариев, около 350 000	В городе	Траектория + Карта	IMU, GPS, 2D Лидар, 3D Лидар	http://irap.kaist.ac.kr/dataset/
12	Multi Vech Event	11 сценариев, около 80 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 3D Лидар, Стерео	https://daniilidis-group.github.io/mvsec/
13	VI Canoe	10 сценариев, около 50 000	Наземная	Траектория	IMU, GPS, Стерео	https://databank.illinois.edu/datasets/IDB-9342111
14	RPG-event	27 сценариев, около 40 000	В помещении	Траектория	IMU, Моно	http://rpg.ifi.uzh.ch/davis_data.html
15	Underwater Cave	Около 10 000	Подводная	Траектория	IMU, Моно, Сонар	http://cirs.udg.edu/caves-dataset/
16	Robot @ Home	81 сценарий, около 140 000	В помещении	Траектория + Карта	2D Лидар, RGBD, Метки	http://mapir.iza.umes/mapirwebsite/index.php/mapir-downloads/203-robot-at-home-dataset
17	Zurich Urban MAV	Около 80 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, Моно	http://rpg.ifi.uzh.ch/zurichmavdataset.html
18	Chilean Unde- rground	87 сценариев, около 30 000	Наземная (Под землей)	Траектория	3D Лидар, Стерео, Радар	http://dataset.amtc.cl/#
19	SceneNet RGB-D	15 000 сценариев, около 5 000 000	В помещении	Траектория	RGBD, Метки	https://robotvault.bitbucket.io/scenenet-rgb3d.html
20	Symphony Lake	121 сценарий, около 5 000 000	Наземная (Озеро)	—	IMU, GPS, 2D Лидар, Моно	http://dream.georgiaTech-metz.fr/?q=node/79
21	Agricultural robot	29 сценариев, около 500 000	Наземная	Траектория	GPS, 3D Лидар, Моно, RGBD, Метки	http://www.ipb.uni-bonn.de/data/sugarbeets2016/
22	Beach Rover	8 сценариев, 26 000	Наземная	Траектория	IMU, GPS, 3D Лидар, Моно, Стерео, RGBD	https://robotics.estec.esa.int/datasets/katwijk-beach-11-2015/

Продолжение табл. 1

№	Название	Объём базы (оценка количе- ства записей)	Условия	Эталонная информация	Используе- мые сенсоры	Ссылка
23	EuRoc	11 сценариев, около 27 000	В помещении	Траектория + Карта	IMU, Моно, Стерео	http://projects.asl.ethz.ch/datasets/doku.php?id=kmavvisualinertialdatasets
24	TUM-MONO	50 сценариев, около 300 000	В помещении, в городе	—	Моно	https://vision.in.tum.de/data/datasets/mono-dataset
25	Cityscape	50 сценариев, 25 000	В городе	Траектория	GPS, Моно, Метки	https://www.cityscapes-dataset.com/
26	Solar-UAV	Около 3600	Наземная	Траектория + Карта	IMU, GPS, 2D Лидар	http://projects.asl.ethz.ch/datasets/doku.php?id=fsr2015
27	CoRBS	20 сценариев, около 50 000	В помещении	Траектория + Карта	RGBD	http://corbs.dfki.uni-kl.de/?pagerd_tumlltzzf42zsv6de7b9
28	Oxford- robotcar	Около 20 000 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 3D Лидар, Моно, Стерео	http://robotcar-dataset.robots.ox.ac.uk
29	NCLT	27 сценариев, около 600 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 3D Лидар, Панорама	http://robots.engineering.umich.edu/nclt/
30	MPO-Japan	2 сценария, 34 650	В городе, Наземная	—	IMU, GPS, 3D Лидар, Моно, Панорама	http://robotics.ait.kyushu-u.ac.jp/kurazume_lab/research-e.php?content=db
31	Carto- grapher	Около 150 000	В помещении	—	IMU, 2D Лидар, 3D Лидар	https://google-cartographer-ros.readthedocs.io/en/latest/data.html
32	CCSAD	42 сценария, около 96 000	В городе	—	IMU, GPS, Стерео	http://aplicaciones.cimat.mx/Personal/jbhayed/ccsad-dataset
33	TUM-Omni	5 сценариев, около 33 000	В помеще- нии, в городе	Траектория	Панорама	https://vision.in.tum.de/data/datasets/omni-lsdslam
34	Augmented ICL-NUIM	4 сценария, около 18 000	В помещении	Траектория + Карта	RGBD	http://redwood-data.org/indoor/index.html
35	Cambridge Landmark	5 сценариев, около 10 000	В городе	Траектория + Карта	Моно	http://mi.eng.cam.ac.uk/projects/relocalisation/
36	ICL-NUIM	8 сценариев, около 8 000	В помещении	Траектория + Карта	RGBD	https://www.doc.ic.ac.uk/~ahanda/VaFRIC/iclnuim.html

Продолжение табл. 1

№	Название	Объём базы (оценка количе- ства записей)	Условия	Эталонная информация	Используе- мые сенсоры	Ссылка
37	MRPT-Malaga	Около 110 000	В городе	–	IMU, GPS, 2D Лидар, 3D Лидар, Стерео	https://www.mrpt.org/robotics_datasets
38	KITTI	150 сценариев, около 150 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 2D Лидар, 3D Лидар, Моно, Стерео, Метки	http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/index.php
39	Canadian Planetary	5 сценариев, 384	Наземная	Траектория	IMU, GPS, 2D Лидар, 3D Лидар, Стерео	http://asrl.utias.utoronto.ca/datasets/3dmap/#Datasets
40	Microsoft 7 scenes	7 сценариев, около 6 000	В помещении	Траектория + Карта	Моно	https://www.microsoft.com/en-us/research/project/rgb-d-dataset-7-scenes/
41	SeqSLAM	4 сценария, около 100 000	В городе	–	Моно, Метки	https://wiki.qut.edu.au/display/cyphy/Open+datasets+and+software
42	ETH-challenging	8 сценариев, около 300	В городе, наземная	–	IMU, GPS, 3D Лидар, Стерео, RGBD	http://projects.asl.ethz.ch/datasets/doku.php?id=laserregistration:laserregistration
43	TUM-RGBD	39 сценариев, около 50 000	В помещении	Траектория	IMU, RGBD	https://vision.in.tum.de/data/datasets/rbgd-dataset
44	ASRL-Kagara-airborn	Около 10 000	Наземная	–	IMU, GPS, Стерео	http://asrl.utias.utoronto.ca/~mdw/kagarudataset.html
45	Devon Island Rover	23 сценария, 49 410	Наземная	Траектория	GPS, Стерео	http://asrl.utias.utoronto.ca/datasets/devon-island-rover-navigation/
46	ACFR Marine	22 сценария, около 100 000	Underwater	Траектория	IMU, Стерео, Сонар, Метки	http://marine.acfr.usyd.edu.au/datasets/
47	UTIAS Multi-Robot	9 сценариев, около 18 000	В городе	Траектория	Метки	http://asrl.utias.utoronto.ca/datasets/mrclam/
48	Ford Campus	2 сценария, около 100 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 2D Лидар, 3D Лидар, Моно, Панорама	http://robots.engin.umich.edu/SoftwareData/Ford

Окончание табл. 1

№	Название	Объём базы (оценка количе- ства записей)	Условия	Эталонная информация	Используе- мые сенсоры	Ссылка
49	San francisco	Около 150 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 3D Лидар, Моно, Панорама, Метки	https://sites.google.com/site/chenmodavid/datasets
50	Annotated-laser	Около 35 000	В городе	Траектория	2D Лидар, Моно, Метки	http://any.csie.ntu.edu.tw/data
51	MIT-DARPA-Urban	3 сценария, около 250 000	В городе	Траектория	IMU, GPS, 2D Лидар, 3D Лидар, Моно, Метки	http://grandchallenge.mit.edu/wiki/index.php?title=PublicData
52	St Lucia Stereo	Около 20 000	В городе	—	IMU, GPS, Стерео	http://asrl.utias.utoronto.ca/~mdw/uqstluciadataset.html
53	St Lucia Multiple Times	10 сценариев, около 230 000	В городе	—	GPS, Моно	https://wiki.qut.edu.au/display/cyphy/St+Lucia+Multiple+Times+of+Day
54	Marulan	40 сценариев, около 40 000	Наземная	Траектория	IMU, GPS, 2D Лидар, Моно, Радар	http://sdi.acfr.usyd.edu.au/
55	COLD	76 сценариев, около 18 000	В помещении	Траектория	2D Лидар, Моно, Метки	https://www.pronobis.pro/#data
56	NewCollege	9 сценариев, около 50 000	В городе	Траектория	GPS, 2D Лидар, Стерео	http://www.robots.ox.ac.uk/NewCollegeData/
57	Rawseeds-indoor	5 сценариев, около 10 000	В помещении	Траектория + Карта	IMU, 2D Лидар, Моно, Стерео, Панорама, Сонар	http://www.rawseeds.org/home/category/benchmarking-toolkit/datasets/
58	Rawseeds-outdoor	6 сценариев, около 12 000	В городе	Траектория + Карта	IMU, GPS, 2D Лидар, Моно, Стерео, Панорама, Сонар	http://www.rawseeds.org/home/category/benchmarking-toolkit/datasets/
59	FABMAP	Около 3 000	В городе	—	GPS, Моно	http://www.robots.ox.ac.uk/~mobile/IJRR_2008_Dataset/

Можно видеть, что среди представленных открытых баз данных SLAM большая часть содержит изображения с одной камерой (моно) вместе с оценкой положения камеры в каждый момент времени для оценки алгоритмов. В то же время, существующие качественные RGB-D базы данных [3, 4] в основном собраны

не для решения задач SLAM, а для распознавания объектов, и не содержат информацию о положении камеры, что делает их непригодными для оценки SLAM алгоритмов. Те же базы данных RGB-D, которые собирались для алгоритмов SLAM, в основном содержат только сцены в помещении, в то время как

для мобильных роботов важным является решение задачи навигации на открытой местности. Немногочисленные сцены вне помещений не отличаются изменчивостью и не могут быть использованы для оценки рабочести SLAM-алгоритмов к сезонно-суточной изменчивости, которая неизбежно будет являться важным фактором при длительном и регулярном перемещении мобильного робота по открытому пространству. Создаваемая база данных будет направлена на то, чтобы устранить данные недостатки и позволить сравнивать устойчивость методов SLAM для простых и сложных сценариев движения робота вне помещений, при передвижении в разное время суток, в разных погодных и сезонных условиях. Уникальность предлагаемой базы данных состоит в том, что это первая открытая база изображений, снятых в формате RGB-D на открытом воздухе с помощью стереокамеры высокого разрешения, и подготовленная специально для решения задач SLAM.

БАЗА ДАННЫХ ORDSLAM

Созданная открытая база данных ORDSLAM (Outdoor RGB-D SLAM Dataset) была снята при помощи стереокамеры ZED. Разрешение цветных стереоизображений и карт глубины составило 1280×720 пикселов. Съёмка велась с рук, без участия мобильного робота, при записи кадров камера находилась на уровне глаз наблюдателя. В качестве локации была выбрана местность с большим числом растительности в кадре (деревья и кусты), чтобы

обеспечить большую структурную изменчивость сцены при движении камеры.

Перед съёмкой были разработаны отдельные сценарии движения камеры с учётом разной сложности движений и разных условий съёмки. Для каждого сценария были отсняты видеопоследовательности длиной от 20 до 120 с. Кроме изображений при съёмке также сохранялась дополнительная информация в виде показаний инерциальных датчиков (Inertial Measurement Units, IMU). Каждый сценарий движения повторялся для разного времени суток, что соответствовало разной освещённости сцены: 07 ч, 12 ч, 14 ч, 17 ч, 18 ч, 21 ч, 22 ч. Кроме того, каждый сценарий также был записан дважды для двух режимов вычисления карты глубины: стандартный и с заливкой областей с неустановленной дальностью (рис. 1). Далее описаны отдельные сценарии движения камеры.

1. Простой — камера плавно поворачивается по кругу без смещения.
2. Простой — камера смещается по вертикали или горизонтали без поворота.
3. Средний — камера приближается или отдаляется от сцены без поворота.
4. Сложный — плавное свободное движение камеры (смещение и поворот).
5. Очень сложный — свободное движение камеры с тряской либо с сильным ветром.

На рис. 2 представлены отдельные изображения, полученные при сборе базы данных. После съёмки из видеопоследовательностей выбирались отдельные кадры с заданным шагом, для каждой последовательной пары изображений проводилась разметка ключевых

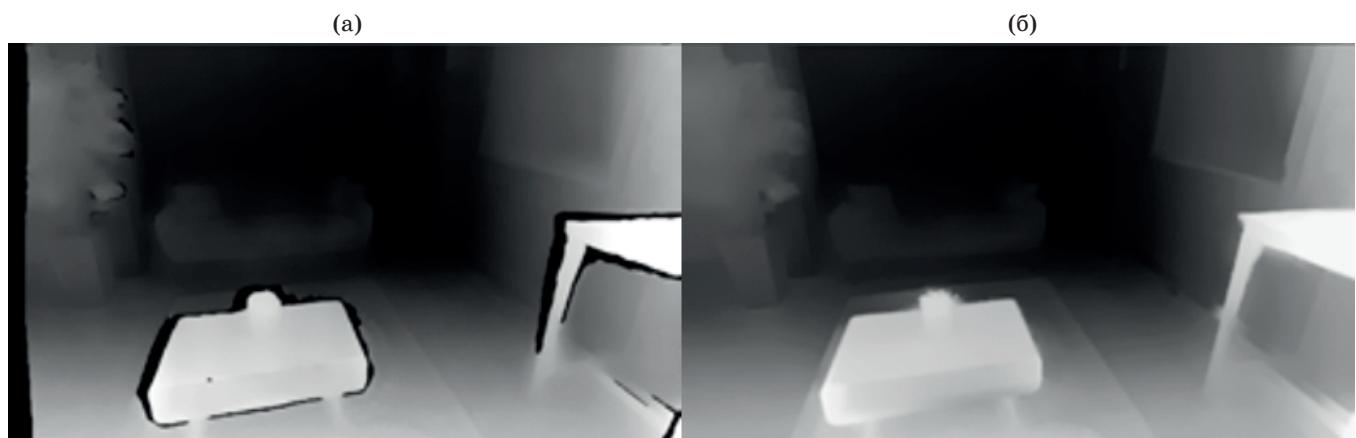


Рис. 1. Режимы вычисления карты глубины для ZED камеры: а) стандартный режим, б) режим заливки.

точек с использованием разработанного программного обеспечения с целью вычисления эталонной траектории движения камеры внутри сцены. Пример работы программного обеспечения для разметки представлен на рис. 3.

Общее количество отснятых и размеченных кадров для всех последовательностей составило 30 000 изображений в формате RGB-D. Обновляемая версия базы данных ORDSLAM открыто размещена в интернете [5]. В табл. 2

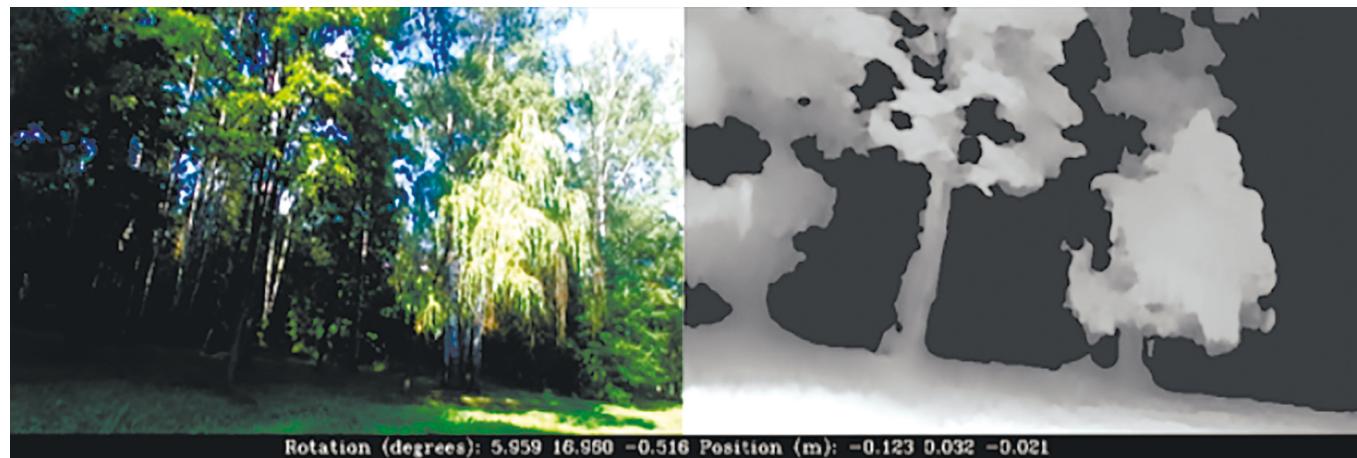


Рис. 2. Пример отснятых видеопоследовательностей: цветное изображение, карта глубины, информация о положении камеры.

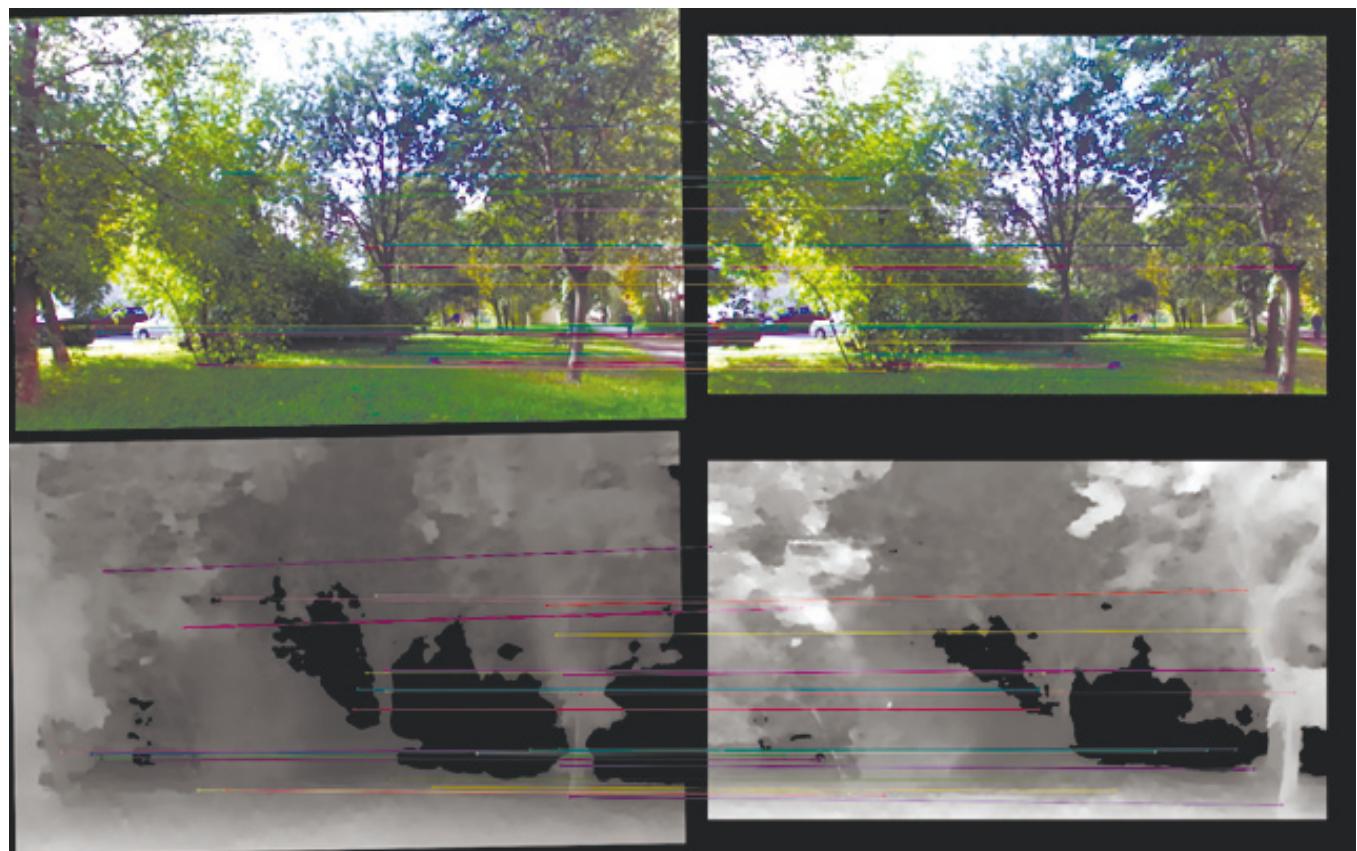


Рис. 3. Работа программного обеспечения для разметки ключевых точек на последовательностях изображений. Цветными линиями соединены сопоставленные вручную ключевые точки.

Таблица 2. Характеристики подготовленной базы данных ORDSLAM

Название	Объем базы (оценка количества записей)	Условия	Эталонная информация	Используемые сенсоры	Ссылка
ORDSLAM Dataset	70 сценариев, 30 000	Вне помещения	Траектория	IMU, RGBD	[5]

представлено описание подготовленной базы данных в формате табл. 1.

Следующий раздел посвящен сравнению эффективности распространённых методов SLAM с использованием подготовленной базы данных.

СРАВНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ SLAM НА ПОЛУЧЕННОЙ БАЗЕ ДАННЫХ

Для сравнения были выбраны три распространённых SLAM-алгоритма, которые используют в качестве входных данных RGB-D изображения: SIFT-SLAM [6], ORB-SLAM2 [7], BAD-SLAM [8]. Для SLAM-алгоритмов одним из способов оценки их эффективности является определение согласованности вычисленной ими глобальной траектории движения (абсолютная ошибка траектории, Absolute Trajectory Error, ATE). Данная согласованность может быть оценена путём сравнения модуля

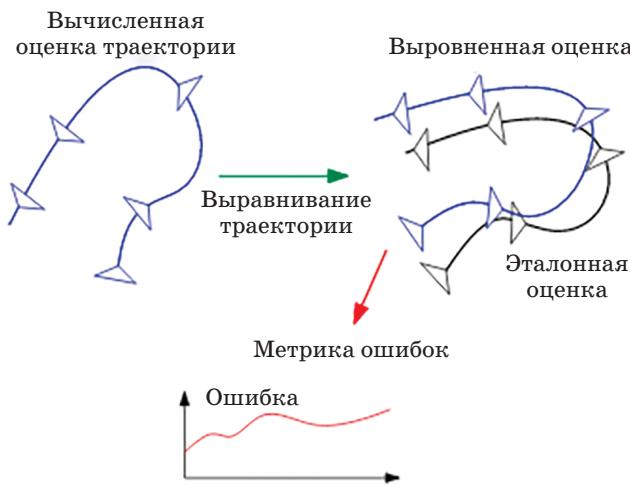


Рис. 4. Процесс количественной оценки траектории. Во-первых, вычисленная траектория (синяя) должна быть выровнена относительно эталонной (чёрной). Затем ошибка оценки траектории может быть рассчитана из выровненной и эталонной траекторий с использованием определённых метрик ошибки.

расстояний между вычисленной и эталонной траекторией. Поскольку обе траектории заданы относительно разных систем координат, их сначала необходимо выровнять и привести к одной системе (рис. 4).

Подобное выравнивание может быть выполнено с помощью метода Хорна [9], при котором методом наименьших квадратов вычисляется жёсткое преобразование S из вычисленной траектории P в эталонную траекторию Q . Зная данное преобразование, ошибку вычисления траектории для временного шага i можно вычислить следующим образом:

$$F_i = Q_i^{-1}SP_i. \quad (1)$$

Имея последовательность n кадров, соответствующих n положениям камеры, мы можем рассчитать n отдельных ошибок для всей последовательности. Посчитав отдельные ошибки, становится возможным найти среднеквадратичную ошибку (RMSE) на всем временном интервале

$$\text{RMSE}(F_{1:n}) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\text{trans}(F_i)\|^2 \right)^{1/2}, \quad (2)$$

где $\text{trans}(\cdot)$ — операция выбора ошибок смещения траектории.

Все три SLAM-алгоритма были применены для сложного и очень сложного сценариев в базе данных ORDSLAM. Сравнение их эффективности производилось с использованием в качестве метрики ошибок описанной выше среднеквадратичной ошибки траектории (ATE RMSE). Ошибка траектории определялась для физического положения камеры и измерялась в сантиметрах. Результаты экспериментов отражены в табл. 3.

Можно видеть, что наилучшую согласованность траектории и, как следствие, эффективность показал алгоритм ORB-SLAM2. Чтобы оценить значимость величин полученных ошибок, сопоставим экспериментальные

Таблица 3. Экспериментальное сравнение SLAM-алгоритмов на базе данных ORDSLAM с использованием абсолютной ошибки траектории (ATE RMSE) в сантиметрах

№	Алгоритм	Сложный	Очень
		сценарий ORDSLAM	сложный сценарий ORDSLAM
1	SIFT-SLAM	10,4	13,2
2	ORB-SLAM2	9,1	11,2
3	BAD-SLAM	10,2	11,6

Таблица 4. Экспериментальное сравнение SLAM-алгоритмов на широко распространенной базе данных TUM RGB-D Datasets [2] с использованием абсолютной ошибки траектории (ATE RMSE) в сантиметрах

№	Алгоритм	Сценарий	Сценарий
		fr1/desk	fr2/xyz
1	SIFT-SLAM	2,3	0,8
2	ORB-SLAM2	1,6	0,4
3	BAD-SLAM	1,7	1,1

результаты со средней длиной траектории для сложного и очень сложного сценариев ORDSLAM, которая составила 12 м. Тогда величины полученных ошибок составляют около одного процента от среднего пройденного расстояния, что обеспечивает необходимую точность для решения задачи SLAM [2]. Также сравним величины ошибок для пары сценариев широко распространённой базы данных TUM RGB-D [2] (представлены в табл. 4)

и для ORDSLAM. Можно видеть, что значения ошибок возрастают примерно на порядок, что объясняется возрастшей сложностью сценариев в предлагаемой базе данных. Это свидетельствует о том, что использование базы ORDSLAM при сравнении алгоритмов позволяет оценить их робастность в новых условиях съёмки, отличающихся большей априорной неопределенностью сюжета сцен.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для возможности достоверного сравнения устойчивости существующих и разрабатываемых методов SLAM при съёмке вне помещений к изменениям освещённости и вариативности сезонно-погодных условий была создана новая открытая база данных ORDSLAM. Подобная база данных отличается от существующих баз повышенной сложностью и приближённостью к реальным условиям съёмки при навигации автономных мобильных роботов. Предварительные эксперименты по сравнению известных алгоритмов SLAM с использованием подготовленной базы данных подтвердили актуальность поставленной задачи. В дальнейшем планируется использование полученных данных для проверки эффективности алгоритмов, специально разработанных для повышенной устойчивости к высокой априорной неопределенности сцен.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Программы фундаментальных научных исследований государственных академий на 2013–2020 годы (ГП-14, раздел 63), Институт физиологии им И.П. Павлова.

ЛИТЕРАТУРА

1. Scaramuzza D., Fraundorfer F. Visual odometry: Part I: The first 30 years and fundamentals // IEEE Robotics & Automation Magazine. 2011. V. 18. № 4. P. 80–92.
2. Sturmet J., Engelhard N., Endres F., Burgard W., Cremers D. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems // Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vilamoura, Algarve, Portugal. 2012. P. 573–580.
3. Bauer Z., Gomez-Donoso F., Cruz E., Orts-Escalano S., Cazorla M. UASOL, a large-scale high-resolution outdoor stereo dataset // Scientific Data. 2019. V. 6. № 1. P. 1–14.
4. Firman M. RGBD datasets: past present and future // CVPR Workshop on Large Scale 3D Data: Acquisition Modelling and Analysis. Las Vegas, NV, USA. 2016. P. 19–31.
5. ORDSLAM Dataset [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://svponomarev.github.io/>, свободный. — Загл. с экрана.

6. *Endres F., Hess J., Engelhard N., Sturm J., Cremers D., Burgard W.* An evaluation of the RGB-D SLAM system // International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, MN. 2012. P. 1691–1696.
7. *Mur-Artal R., Tardós J.D.* ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras // IEEE Transactions on Robotics. 2017. V. 33. № 5. P. 1255–1262.
8. *Schöps T., Sattler T., Pollefeys M.* BAD SLAM: Bundle Adjusted Direct RGB-D SLAM // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA. 2019. P. 134–144.
9. *Horn B.* Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions // Journal of the Optical Society of America A. 1987. V. 4. P. 629–642.