

## Обзор алгоритмов исследования трехмерного пространства

**Денисов Е. В.**, магистр, оператор 4 научной роты ФГАУ “Военный инновационный технополис “ЭРА”, г.Анапа, Российская Федерация, email: denisov.evgeni.v@yandex.ru, тел.: 89179378346

### Аннотация

В данной работе проведен обзор современных методов исследования трехмерного пространства автономным роботом. Под исследованием понимается перемещение робота с сенсорами глубины для 3D реконструкции в неизвестном пространстве с целью полностью реконструировать доступное для осмотра окружение. Решение проблемы исследования трехмерного пространства автономным роботом является важным шагом в разработке систем автономного искусственного интеллекта.

**Ключевые слова:** Военный инновационный технополис “ЭРА”; SLAM; автономное исследование трехмерного пространства.

### 1. Введение

Работы по проблеме автономного исследования трехмерного пространства появились в научной литературе относительно недавно. Лионел Хенг с соавторами в 2015 году в своей работе [6] были одними из первых авторов, кто совместил задачи 2D исследования и 3D покрытия пространства. При формулировании проблемы данные авторы исходили из того, что в научной литературе они нашли три внешне схожие темы, но при этом в данных темах действовали значительные ограничения: в теме исследования пространства избегают всей полноты 3D пространства; в теме покрытия работают с заранее известными картами; в теме покрытия объектов ограничиваются движением вокруг одного объекта. Описанные три темы при снятии ограничений легли в основу современной проблемы исследования трехмерного пространства. Также авторы предложили одно из первых решений в данной научной области, которое будет разобрано в секции 4.

Решение проблемы исследования трехмерного пространства автономным роботом помогут в разработке систем автономного искусственного интеллекта, так как для выполнения работ в реальном мире необходимо не только получать адекватное представление окружающего пространства с помощью SLAM систем, но и уметь оптимально исследовать ранее неизвестные области пространства для наилучшего суждения об окружающей ситуации. Примером применения также является участие автономных роботов в заданиях по спасению людей в развалах домов при землетрясениях, терактах и т.д.

Данная статья организована следующим образом: в секции 2 описаны системы SLAM; в секции 3 приведена формализация исследуемого трехмерного пространства; в секции 4 представлено подробное описание систем исследования трехмерного пространства автономным роботом с двумя подсекциями, объясняющих два основных подхода в проектировании подобных систем; в секции 5 также описаны работы, предлагающие различные перспективные улучшения для существующих систем.

### 2. 3D реконструкция и SLAM

Основой работы алгоритмов исследования пространства является системы реконструкции SLAM (от англ. Simultaneous localization and mapping — одновременная локализация и построение карты), так как без устойчивой SLAM системы, реконструирующей окружающее пространство по данным с камер и инерциальных датчиков (см. Рис. 1), автономное исследование пространства невозможно. SLAM система состоит из последовательного применения операций из области компьютерного зрения: перед началом работы проводится калибровка камеры, затем в процессе работы проводится поиск особых точек (от англ. Features) и вычисление позы камеры в соответствии с изменением положений данных точек, которые вычисляют методом оптического потока, метод сопоставления дескрипторов и другие. Другим важным элементом является оптимизация путей с помощью методов замыкания циклов (от англ. Loop closure) и связанной корректировки (от англ. Bundle adjustment), в основе которых функция минимизации корректного положения точек в 3D пространстве и их отражения на всех изображениях. Также в системах SLAM используются не все кадры, а только кадры со значительным изменением в позиции съемки, что снижает вычислительные затраты. Такие кадры называют ключевыми.

Пример результата работы SLAM системы представлен на Рис. 1. Видео-результаты большинства таких систем доступны в интернете и широко распространяются в удобном для восприятия формате видео в базе видеоданных Youtube.

SLAM системы развиваются уже много лет, однако существует множество ситуаций, в которых SLAM системы хуже справляются с точной реконструкцией. В ходе реконструкции очень часто остаются дыры с незаполненными точками, получаемые при съемке в следствии монотонности цвета поверхностей окружения, и DPPTAM [2] заполняет данные пустые области плоскостями. Смена освещения меняет итоговый вид реконструкции и необходимо учитывать данные изменения при локализации, с чем работает система NID-SLAM [3]. Динамическое окружение также является сложной проблемой, но системы вроде DYN-SLAM [4] способны удалять динамические объекты с реконструкции. Достигнуть идеальной локализации сложно даже в простом окружении, поэтому некоторые системы упрощают модели мира для более эффективной работы в помещениях с полностью ортогональными коридорами (называемых мирами Манхеттена и Атланты [5]).

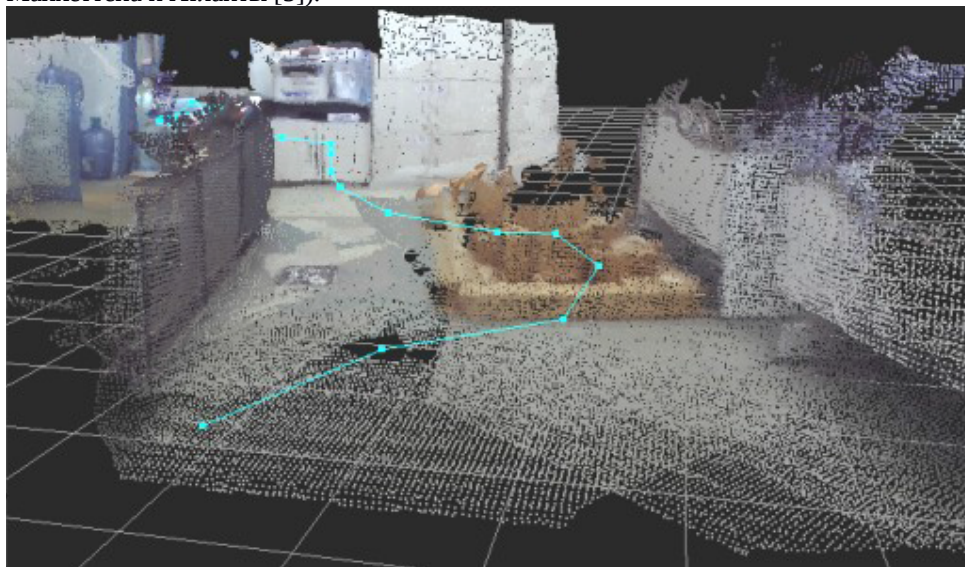


Рис. 1. Пример 3D реконструкции по степео паре в SLAM системе RTAB-MAP [1]

### 3. Формализация исследуемого пространства

Традиционно алгоритмы исследования 3D пространства используют представление пространства с помощью вокселей (см. Рис. 2), представляющих из себя единицы объемных областей 3D пространства в виде кубов, что ведет к снижению затрат на программные ресурсы и решению проблемы пустых областей среди пространства точек. Типовые сенсоры пространства (моно, стерео, RGB-D и другие камеры) производят облака точек и если данные точки попадают в пространства определенных вокселей, то данные воксели называют “занятыми”. Одной из наиболее распространенным подходом для хранения вокселей является метод OctoMap [6]. В OctoMap полученные с сенсоров данные объединяются в равномерно расположенные в 3D пространстве воксели. Данный подход примечателен оптимизацией процесса использования памяти через имплементацию алгоритма Octree, когда все данные хранятся в структуре «дерева», где каждый воксель связан с предыдущими с разных граней, что удобно не только для хранения реконструированного окружения, но и для быстрого считывания из памяти с проецированием на экран.

Наиболее удачно проблема исследования 3D пространства с использованием вокселей была формализована в работе [10], подробно описанных в подсекции 1.2. Решением проблемы является исследование автономным агентом с сенсором глубины связанного 3D пространства  $V$  с  $R^3$  за минимально возможное время. Пространство  $V$  делится на несколько видов вокселей: пустые ( $V_{free}$  от англ. free), занятые ( $V_{occ}$  от англ. occupied), неисследованные и остаточные ( $V_{res}$  от англ. residual). Пустые и занятые воксели всегда являются исследованными, но пустые в отличие от занятых не включают в себя отсканированных точек. Остаточные воксели невозможно исследовать с выбранной конфигурации агента с сенсором глубины. Таким образом формальное описание проблемы выглядит следующим образом:  $V_{free} \cup V_{occ} = V - V_{res}$ , то есть решением проблемы является исследование всех пустых и занятых вокселей данного 3D пространства за исключением недоступных остаточных вокселей.

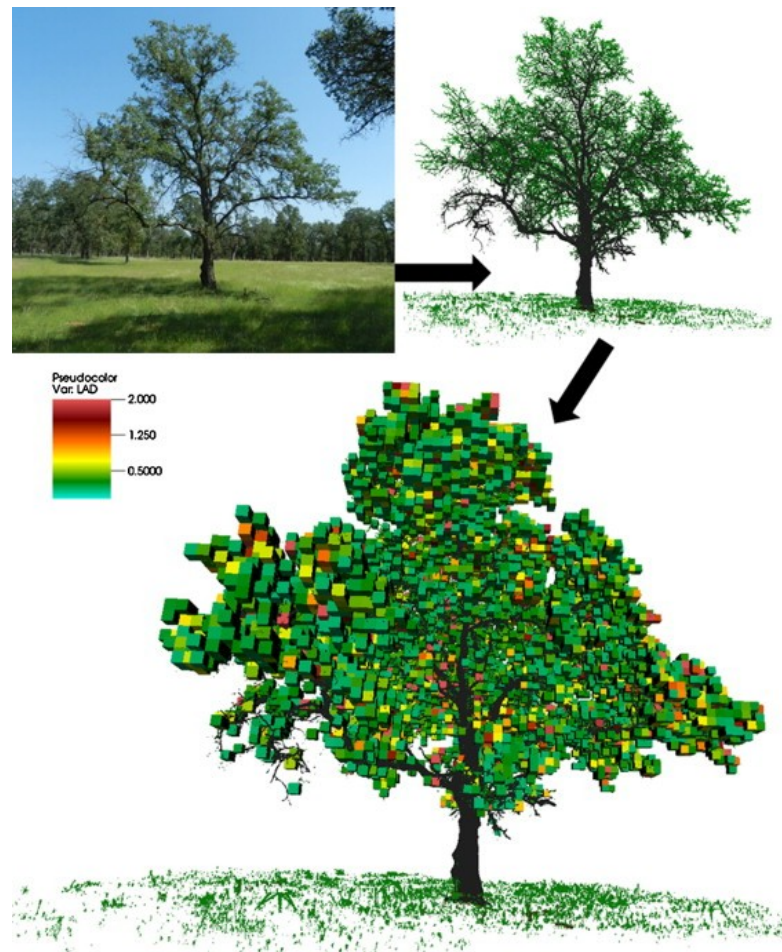


Рис. 2. Процесс перехода из реконструированного облака точек к вокселям

#### 4. Подходы

Л. Хенг с соавторами [7] представили эвристическое решение на базе информационного вознаграждения для беспилотных летательных аппаратов (БЛА), основанный на граничном подходе с выбором границ с наибольшим вознаграждением по метрике «next-best-view» (NBV), которую можно перевести как поиск следующей наилучшей точки наблюдений. NBV до сих пор является популярным инструментом для решения проблем в данной области. Более подробно NBV описан в подсекции 4.2. Схожее решение с использованием NBV было придумано в [8] для беспилотных наземных аппаратов (БНА) с всенаправленным сенсором глубины. Также можно использовать классические алгоритмы планирования покрытия [9] циклично, когда известная карта становится исходной для следующего цикла работы алгоритма, однако такой подход является крайне неоптимальным, так как обновление информации об окружении происходит после полного обхода карты.

С 2015 года наиболее известным решением в данной области стало решение с использованием случайного отбора точек обзора. Это решение было представлено в работе [10], в котором использовался алгоритм планирования путей RRT\* [11] для генерации точек обзора и путей к ним в пространстве, который обошел по эффективности алгоритм с граничным подходом. Ключевым дополнением к алгоритму RRT\* стало прерывание выполнения лучшей ветви после одного узла, что по мнению авторов улучшает результаты и повышает адаптивность к изменениям. В обновленной версии статьи [12] авторы также предложили формулировку проблему с использованием полигональных сеток вместо вокселей.

В скором времени выяснилось, что метод отбора случайных точек легко теряется в больших пространствах и необходимо создавать методы, использующие положительные стороны обоих методов. [13] и [14] комбинирует два подхода и для глобального изучения использует граничный метод, а для локального изучения - случайный отбор точек, что решает проблему застревания в ситуации, когда ближайшие неисследованные области находятся далеко. [15] сохраняет историю перемещения для ускорения выхода из тупиков.

Программный код систем [10] и [13] также доступен в открытом доступе.



Далее в подсекциях 4.1 и 4.2 подробно разобраны оба подхода к исследованию пространства: подход выделения границ и подход случайного отбора точек.

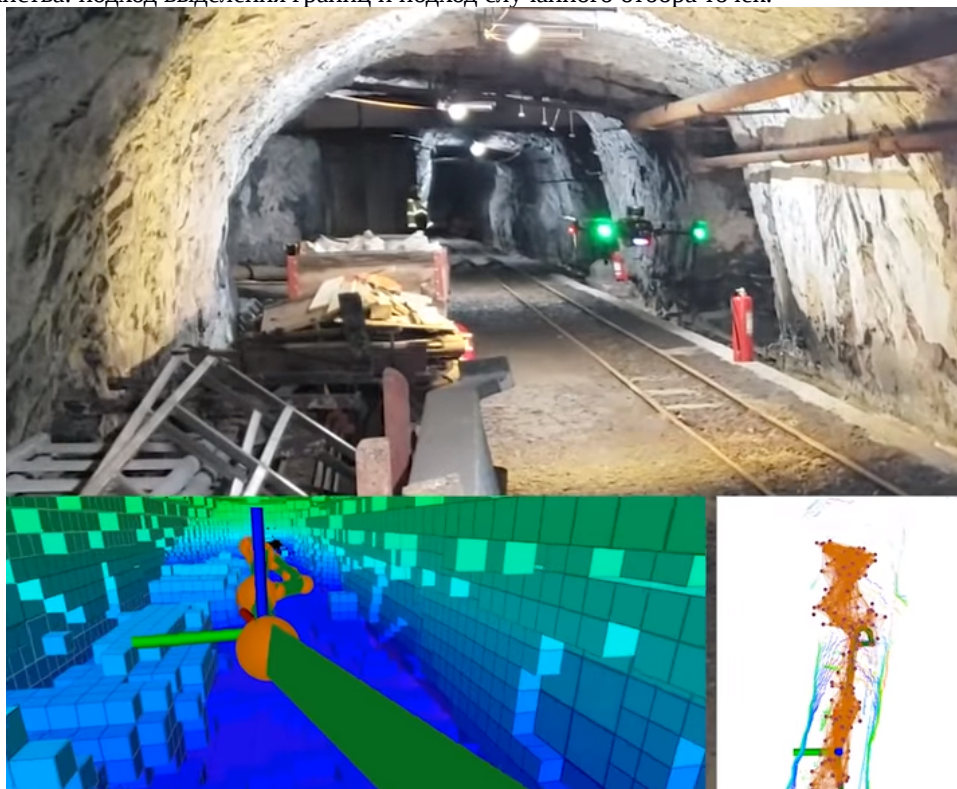


Рис. 3. Пример системы исследования 3D пространства: квадрокоптер сканирует 3D пространства в пещере, алгоритм переводит облако точек в воксели (левый нижний угол) и на их основе генерирует дерево RRT (правый нижний угол) с оценкой наиболее информативных путей

#### 4.1 Подход выделения границ

Подход выделения границ является крайне эффективным при исследовании 2D пространства (представлено на Рис. 4), но в 3D пространстве он лишь недавно стал набирать популярность при использовании его в комбинации с подходом случайного отбора точек. В воксельном пространстве границами считаются те пустые воксели, которые соседствуют с неизвестными вокселями. После выделения границ обычно следует вычисление ближайшей выделенной границы, к которой затем следует робот. Тем не менее, подход выделения границ часто содержит в себе подход случайного отбора точек для генерации лучших мест для исследования выделенных границ. Недостатком подобного подхода в 3D пространстве является постоянное расширение границ 3D пространства при его исследовании, участвующих в расчетах, что требует значительных ресурсов при исследовании больших местностей.



Рис. 4. Граничный подход в 2D пространстве, где синим выделены неисследованные границы

#### 4.2 Подход случайного отбора точек

Подход случайного отбора точек или “сэмплинга” стал популярен в связи с его невысокими ресурсными затратами. Вместо поиска границ, алгоритмы отбирают случайный набор точек и оценивают, насколько выбранные точки видят больше или меньше неисследованного пространства. Наиболее известной реализацией генератора точек стал алгоритм RRT\* [11], который не только генерирует особые точки, но и пути к ним (показано на Рис. 5), а оцениваются не только точки, но и сами пути - лучший путь, сочетающий в себе наибольшую информативность при небольших затратах на перемещение, отбирается и становится целью для автономного агента. Недостатком подобного подхода является сложность отбора точек вблизи границ при увеличении пространства области исследования, так как случайные точки обычно генерируются вблизи робота, что также может вести к сложностям при наличии узких проходов.

Подробнее необходимо описать критерий вознаграждения для оценки отобранных точек. Критерий вознаграждения «next-best-view» (NBV) можно дословно перевести как поиск следующей наилучшей точки наблюдений. Обычно под термином NBV обозначается целый класс проблем, направленных в первую очередь на цель оптимизации путей по 3D реконструкции пространства (чаще всего одного объекта, вокруг которого выбираются точки обзора) с минимальным количеством сканированием пространства сенсором. Однако, для проблемы исследования неизвестных областей пространства термин NBV используется для описания точек зрения, с помощью которых можно получить наибольшее количество информации или вознаграждение. Каждая конфигурация робота  $X_i$  является точкой обзора, с которой представлена некоторая часть пространства в виде видимых и еще не увиденных вокселей. Наиболее распространенный метод для сбора данных является метод бросания лучей из точки обзора. NBV вознаграждение определяется количеством лучей, которые попали в неисследованные воксели.

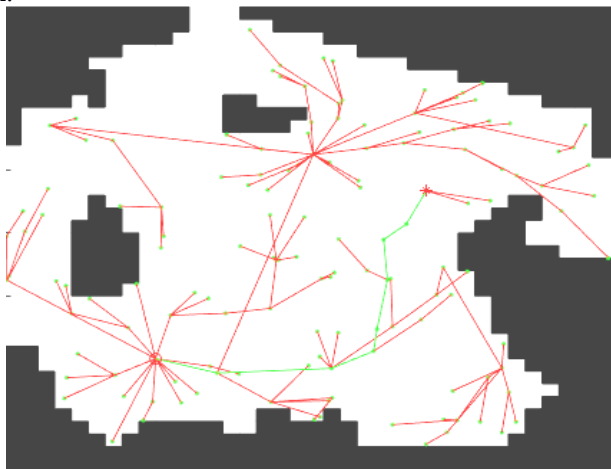


Рис. 5. Построение дерева RRT\* в 2D пространстве, где каждый узел является точкой зрения, которая затем оценивается по наибольшей информативности.

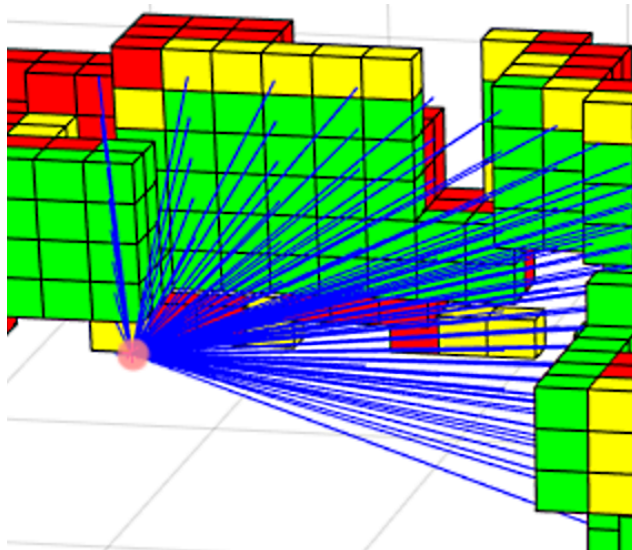


Рис. 6. Критерий вознаграждения NBV равномерно отправляет лучи в рамках своего угла обзора и получает реакцию о попадании луча в неисследованный или в занятый тип вокселя

## 5. Перспективные исследования

С тех пор было представлено несколько других интересных идей, развивающих разные аспекты темы. Авторы работы [16] предложили поиск на основе границ поверхностей вместо граничных вокселей, что является неплохим решением для ортогональных пространств. В [17] предложили модель оценки качества реконструкции внутри вокселей и выбора путей, которые не только ведут к неисследованным вокселям, но и улучшают реконструкцию области внутри исследованных вокселей. Они также создали реализацию для кооперативного планирования исследования роботов в стерео паре. В работе [18] предложили биоинспирированный метод, в котором больше внимания получают области с более насыщенными визуальными характеристиками. В [19] предложили использование генетических алгоритмов для повышения качества перемещения между границами в методах с граничным подходом. В [20] предложили наделять неисследованные границы, на которые сориентирован быстро движущийся робот, большим приоритетом, что дает возможность исследовать пространство быстрее стандартных методов, выбирающих ближайшие границы или границы с наибольшей информацией. В [21] сделаны первые шаги в сторону исследования комплексным роботом, способного проникать в узкие места манипулятором с камерой, однако данная работа не рассчитана на мобильного робота. В работе [22] развивают алгоритм исследования для использования множества мобильных роботов с минимизацией передаваемой между ними информации для эффективного исследования. В работе [23] представлен метод для измерения динамических изменений пространства по анализу формы точек в вокселях, что является одним из первых шагов на пути к исследованию динамического пространства. Также очень важно испытание существующих алгоритмов в более сложном и неструктурированном окружении, о чем подчеркивают авторы [24].

## 6. Заключение

В данной работе представлен обзор современных систем исследования трехмерного пространства автономным роботом. Были рассмотрены основные подходы, использующиеся в алгоритмах исследования, а также представлены основные тенденции в развитии подобных систем.

### Литература

1. RTAB-Map as an Open-Source Lidar and Visual SLAM Library for Large-Scale and Long-Term Online Operation / M. Labbé, F. Michaud // Journal of Field Robotics – 2019 – vol. 36, no. 2 – p. 416–446.
2. DPPTAM: Dense piecewise planar tracking and mapping from a monocular sequence / A. Concha, J. Civera // In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) – 2015

3. NID-SLAM: Robust Monocular SLAM using Normalised Information Distance / G. Pascoe, W. Maddern, M. Tanner, P. Pinies, P. Newman // In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) – 2017
4. Robust Dense Mapping for Large-Scale Dynamic Environments / I. A. Barsan, P. Liu, M. Pollefeys, A. Geiger. // In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) – 2018
5. StructVIO: Visual-inertial Odometry with Structural Regularity of Man-made Environments / D. Zou, Y. Wu, L. Pei, H. Ling, W. Yu // IEEE Transactions on Robotics, Vol. 35, Issue 4, 2019
6. OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees / A. Hornung, K. M. Wurm, M. Bennewitz, C. Stachniss // In Autonomous Robots 34 (3), April 2013
7. Heng L. Efficient visual exploration and coverage with a micro aerial vehicle in unknown environments / L. Heng, A. Gotovos, A. Krause, M. Pollefeys. // In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) - 2015
8. Adán A. Towards the automatic scanning of indoors with robots / A. Adán, B. Quintana, A. S. Vázquez, A. Olivares, E. Parra, and S. Prieto. In Sensors (Basel) - 2015 - vol. 15(5) - p. 11551–11574
9. Dornhege C. Coverage search in 3d / C. Dornhege, A. Kleiner, A. Kolling // In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) - 2013
10. Bircher A. Receding horizon «next-best-view» planner for 3d exploration / A. Bircher, M. Kamel, K. Alexis, H. Oleynikova, R. Siegwart // In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) - 2016
11. LaValle S. M. Rapidly-exploring random trees a new tool for path planning / S. M. LaValle // Technical Report. 1998.
12. Bircher A. Receding horizon path planning for 3d exploration and surface inspection / A. Bircher, M. Kamel, K. Alexis, H. Oleynikova, R. Siegwart // In Autonomous Robots - 2018 - vol. 42
13. Efficient Autonomous Exploration Planning of Large Scale 3D-Environments / M. Selin, M. Tiger, D. Duberg, F. Heintz // In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) - 2019
14. Graph-Based Path Planning for Autonomous Robotic Exploration in Subterranean Environment / T. Dang, F. Mascarich, S. Khattak, C. Papachristos, K. Alexis // In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) – 2019
15. History-aware Autonomous Exploration in Confined Environments using MAVs / C. Witting, M. Fehr, R. Bähnemann, H. Oleynikova, R. Siegwart // In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) – 2018
16. Senarathne P. G. C. N. Towards autonomous 3d exploration using surface frontiers / P. G. C. N. Senarathne, D. Wang // In IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR) - 2016
17. Mendez O. Taking the scenic route to 3d: Optimising reconstruction from moving cameras / O. Mendez, S. Hadfield, N. Pugeault, R. Bowden // In IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) - 2017
18. Dang T. Visual saliency-aware receding horizon autonomous exploration with application to aerial robotics / T. Dang, C. Papachristos, K. Alexis // In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) - 2018
19. Meng Z. A 2-stage optimized next view planning framework for 3-d unknown environment exploration and structural reconstruction / Z. Meng, H. Qin, Z. Chen, X. Chen, H. Sun, F. Lin, M. H. Ang Jr. In IEEE Robotics and Automation Letters - 2017 - vol. 2, issue 3

20. Rapid exploration with multirotors: A frontier selection method for high speed flight / T. Cieslewski, E. Kaufmann, D. Scaramuzza // In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) – 2017
21. Efficient Environment Guided Approach for Exploration of Complex Environments / D. Butters, E. T. Jonasson, R. Stuart-Smith, V. M. Pawar // In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) – 2019
22. Communication-Efficient Planning and Mapping for Multi-Robot Exploration in Large Environments / M. Corah, C. O'Meadhra, K. Goel, N. Michael // IEEE Robotics and Automation Letters 2019
23. Spatial Change Detection Using Voxel Classification by Normal Distributions Transform / U. Katsura, K. Matsumoto, A. Kawamura, T. Ishigami, T. Okada, R. Kurazume // In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) - 2019
24. Efficient Lazy Theta\* Path Planning over a Sparse Grid to Explore Large 3D Volumes with a Multirotor UAV / M. Faria, R. Marín, M. Popović, I. Maza, A. Viguria // In Sensors (Basel) 2019 Jan 5, 19(1)