

В. П. Носков, канд. техн. наук, зав. сектором, доц., noskov_mstu@mail.ru,
И. О. Киселев, аспирант, kiselev201@rambler.ru
МГТУ им. Н. Э. Баумана

Трехмерный вариант метода Хафа в реконструкции внешней среды и навигации¹

Рассмотрены актуальные задачи 3D-реконструкции модели индустриально-городской среды и навигации, решаемые путем выделения линейных объектов (прямых линий и плоскостей) в облаке точек. Проведен анализ трехмерного варианта метода Хафа для выделения плоских объектов из облака точек. Предложен быстродействующий алгоритм, являющийся развитием метода Хафа, в основу которого положено двухэтапное преобразование исходных данных с учетом их линейной структурированности в трехмерное пространство параметров. Линейная структурированность исходных данных, формируемых 3D-лазерными сенсорами, позволяет эффективно выделять плоские объекты: сначала находить подмножества точек, принадлежащих линиям-отрезкам в плоскостях сканирования, а затем находить подмножества линий-отрезков, принадлежащих одному плоскому объекту. Получены сравнительные оценки объемов вычислений для трехмерного варианта метода Хафа и предложенного двухэтапного алгоритма. Оценки дают соответственно квадратичную и линейную зависимости от одного и того же параметра, что обеспечивает для реальных 3D-изображений увеличение быстродействия во втором случае на два порядка. Эффективность предложенного алгоритма подтверждается результатами работы соответствующих программно-аппаратных средств в реальных условиях. Полученные результаты теоретических и экспериментальных исследований позволяют сделать заключение, что созданные алгоритмические и программно-аппаратные средства обеспечивают в реальном времени (в темпе движения объектов управления) переход от больших объемов исходной зрительной дальнометрической информации к семантическим информационно-навигационным моделям. Формируемые модели в явном и компактном виде содержат геометрические данные о внешней среде и навигационные данные о сенсоре (объекте управления). Возможность формирования семантических информационно-навигационных моделей по данным бортовых сенсоров на бортовых вычислителях в реальном времени позволяет уже в настоящее время решать актуальные задачи автономного управления движением наземных роботов и беспилотных летающих аппаратов в индустриально-городской среде и зданиях.

Ключевые слова: облако точек, линейные примитивы, метод Хафа, дальнометрическое 3D-изображение, линейная структурированность исходных данных, геометрическая и семантическая модели, навигация

Введение

Доля операций и мероприятий, проводимых в индустриально-городской среде (в том числе и в зданиях), с привлечением роботизированных средств достаточно велика, и по оценкам экспертов наблюдается устойчивая тенденция ее роста [1]. Здесь более востребованы наземные робототехнические комплексы (РТК) и беспилотные летательные аппараты (БПЛА) с высокой автономностью, так как использование в данных условиях систем дистанционного управления ограничено, а во многих случаях и невозможно вследствие экранирования канала связи. Центральными задачами при создании автономных систем управления являются задачи реконструкции окружающего пространства и навигации [2–6]. Для рассматриваемых сред характерно также экранирование и искажение искусственных (спутниковая навигация) и естественных (магнитное поле

Земли) навигационных полей, поэтому перспективными здесь являются методы экстремальной навигации, основанные на обработке дальнометрических и телевизионных изображений, получаемых в процессе движения от бортовой СТЗ [2, 3], тем более, что для реконструкции окружающего пространства используются эти же данные [5, 6].

Использование непосредственно исходных облаков точек [7, 8], формируемых дальнометрической СТЗ, не всегда возможно, особенно для бортовых систем управления. Например, 3D-лазерный сенсор HDL-32E формирует 700 000 точек в секунду, а камера глубины Asus Xtion Pro — 307 200 точек 30 раз в секунду. При таком большом потоке исходных данных требуются значительные вычислительные ресурсы и объемы памяти, и даже при использовании высокопроизводительной вычислительной техники возникают проблемы их хранения и обработки в реальном времени. Поэтому актуальной становится задача сжатия исходных данных без потери геометрической и навигационной информации. Одним из

¹ Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 16-29-04178 офи_м.

перспективных путей такого сжатия исходных дальнометрических изображений индустриально-городских сред является представление их в виде совокупности геометрических линейных примитивов (плоскостей, линий, углов) [2, 3, 9]. По сравнению с исходным изображением такие линейные объекты характеризуются значительно меньшей размерностью и зашумленностью, а также возможностью нахождения различных отношений между ними и перехода к семантическому описанию окружающего пространства. Например, вместо координат множества точек, попавших на одну плоскость (число их может быть несколько сотен тысяч), достаточно запомнить уравнение этой плоскости, ее границы и семантическое описание ("стена", "пол", "потолок", "ступенька", ...). Такой подход значительно снижает объем хранимой информации, необходимой для описания внешней среды и определения координат, что позволяет более эффективно решать задачи класса SLAM [9, 10]. Кроме того, семантическое описание ("понимание") внешней среды не только обеспечивает более успешное решение задач автономного движения, но и дает возможность реализации "поведенческого" уровня управления.

Решению задач выделения из облака точек линейных объектов посвящено много работ. Наиболее известны алгоритмы типа RANSAC (RANdom SAMple Consensus) [11, 12], которые в облаке итерационными методами выделяют подмножества точек, принадлежащие отдельным плоскостям с заданным допуском. Алгоритмы типа RANSAC устойчивы к шумам входных данных, но становятся медлительными при увеличении числа точек в облаке и числа плоскостей в кадре. Широко используются алгоритмы, основанные на вычислении для каждой точки по ее ближайшему окружению локальных нормалей, которые затем используются для выделения плоскостей путем объединения точек с близкими нормальными [13–17]. Однако данная группа алгоритмов чувствительна к ошибкам сенсора, так как локальные нормали каждой точки определяются по точкам ближайшего окружения, и ошибки измерения их координат приводят к существенной ошибке вычисления локальных нормалей. Известны также глобальные методы планарной сегментации трехмерных изображений на основе ми-

нимизации функций энергии, в частности, на основе методов разрезания графов (graph-cut). Например, в работе [18] предлагается интерактивная неструктурированная сегментация облака точек на основе метода вырезания графа, в котором функция стоимости получается из евклидова расстояния точек в облаке. Как показывает практический опыт, решение задач выделения линейных объектов в облаках точек связано с большим объемом вычислений, что не всегда позволяет обеспечить обработку реальных дальнометрических изображений в реальном времени, особенно на доступных в настоящее время бортовых вычислителях. Поэтому востребованы работы по созданию и исследованию алгоритмических и программно-аппаратных средств, обеспечивающих эффективное решение сформулированной задачи.

Для экспериментальной проверки в реальных условиях и сравнения известных и предлагаемых методов и алгоритмов созданы программно-аппаратные средства на основе камеры глубины Asus Xtion Pro и 2D-сканера Hokuuo UTM-30LX на опорно-поворотном устройстве, сопряженных с компьютером.

Трехмерный вариант метода Хафа для выделения плоских объектов из облака точек

В последнее время появились работы, в которых обосновывается выбор параметров и приводятся оценки сложности вычислений при использовании метода Хафа для выделения прямых и плоскостей в облаке точек [19, 20]. Синтезируем алгоритм выделения плоскостей в облаке точек методом Хафа и протестируем его работу на реальных данных.

Классическое преобразование Хафа [21] первоначально было разработано для нахождения прямых в бинарном контурном плоском изображении, представленном как множество точек $\langle x, y \rangle$ в двумерном пространстве $x \times y$. Преобразование основывается на использовании двумерного пространства параметров $\rho \times \theta$, в котором и проводится поиск прямых, представленных в нормальном виде:

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho,$$

где ρ — перпендикуляр до прямой из начала координат; θ — угол между этим перпендикуляром и осью ox .

Для каждой точки $M = \langle x_M, y_M \rangle$ изображения в пространстве параметров $\rho \times \theta$ находится множество точек $\langle \rho, \theta \rangle$, которые соответствуют множеству всевозможных прямых, проходящих через точку M (рис. 1). Данное множество f_M является откликом в пространстве параметров на точку M и соответствует множеству полярных координат точек N окружности, опирающейся на вектор OM как на диаметр (прямая, проходящая через точки M и N , перпендикулярна вектору ON , так как угол ONM — прямой как вписанный в окружность и опирающийся на ее диаметр).

Если выполнить преобразования Хафа для всех точек исходного дискретного изображения с подсчетом откликов в дискретном пространстве параметров, то будет построена так называемая дискретная аккумуляторная функция $A(\rho, \theta)$. Значение аккумуляторной функции в точке $\langle \rho, \theta \rangle$ равно числу точек $\langle x, y \rangle$, лежащих на соответствующей прямой в исходном пространстве изображения $x \times y$. Если на изображении представлено несколько прямых, то аккумуляторная функция будет иметь несколько локальных максимумов в точках, соответствующих имеющимся прямым. Таким образом, для обнаружения всех прямых на исходном изображении достаточно найти все значительные локальные максимумы аккумуляторной функции.

На примере рассмотренного выше классического двумерного алгоритма Хафа сформулируем его трехмерный аналог для выделения плоскостей в трехмерном дальнометрическом изображении, представленном как множество точек с координатами $\langle x, y, z \rangle$ в трехмерном пространстве $x \times y \times z$. Преобразование в данном случае основывается на использовании трех-

мерного пространства параметров $\rho \times \theta \times \varphi$, в котором и проводится поиск плоскостей, представленных в нормальном виде:

$$x \cos \theta + y \cos \varphi + z \sqrt{1 - \cos^2 \theta - \cos^2 \varphi} = \rho, \quad (1)$$

где ρ — перпендикуляр до плоскости из начала координат; θ, φ — углы между этим перпендикуляром и осями ox и oy , соответственно.

Правила преобразования произвольной точки M с координатами $\langle x_M, y_M, z_M \rangle$ из пространства $x \times y \times z$ в пространство параметров $\rho \times \theta \times \varphi$ заключаются в следующем. Рассмотрим произвольную плоскость P , проходящую через точку M (рис. 2, а, см. вторую сторону обложки). Если построить из начала координат на эту плоскость перпендикуляр ON и обозначить его длину ρ , а углы относительно осей Ox и Oy — соответственно θ и φ , то плоскость P задается уравнением (1). Так как угол ONM — прямой (ON — перпендикуляр на плоскость P , а отрезок NM принадлежит этой плоскости) и опирается на вектор OM , то точка N принадлежит сфере, опирающейся на вектор OM как на диаметр.

Таким образом, преобразование произвольной точки M из пространства $x \times y \times z$ в пространство параметров $\rho \times \theta \times \varphi$ сводится к генерации множества векторов ON из начала координат на поверхность сферы, построенной на векторе OM как на ее диаметре. Каждый такой вектор ON является нормалью к плоскости, проходящей через точку M , и задает эту плоскость в виде (1). Координаты $\langle \rho, \theta, \varphi \rangle$ всех таких векторов формируют в пространстве параметров $\rho \times \theta \times \varphi$ соответствующую поверхность F_M (рис. 2, б, см. вторую сторону обложки). Поверхность F_M является откликом в пространстве параметров $\rho \times \theta \times \varphi$ на точку M из исходного

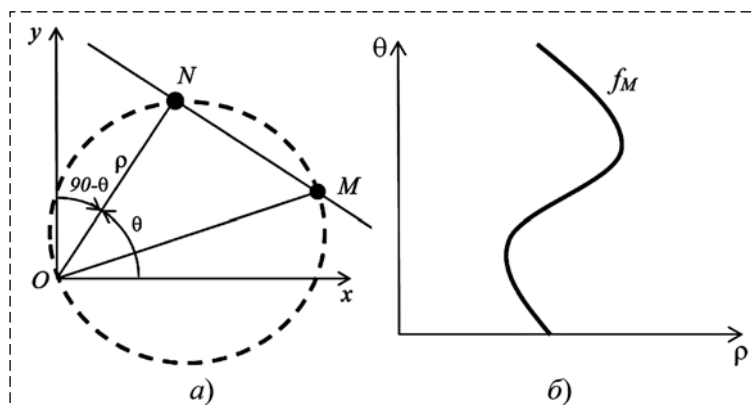


Рис. 1. Двумерное преобразование Хафа:
а — пространство изображения; б — пространство параметров

дальнометрического изображения и обеспечивает построение трехмерной аккумуляторной функции $A(\rho, \theta, \varphi)$ в результате выполнения описанной процедуры для всех точек дальнометрического изображения. Значение трехмерной аккумуляторной функции в точке $\langle \rho, \theta, \varphi \rangle$ равно числу точек $\langle x, y, z \rangle$, принадлежащих соответствующей плоскости в исходном 3D-изображении. Если в облаке точек существуют несколько плоскостей, то трехмерная аккумуляторная функция будет иметь несколько локальных максимумов в точках, соответствующих

Таблица 1

Номер плоскости	Нормальное уравнение выделенной плоскости	Время вычислений, с
P_1	$-0,811934x - 0,24817y + 0,528369z - 1,45768 = 0$	126,978
P_2	$-0,0613892x + 0,881663y + 0,46787z - 1,6881 = 0$	22,7591
P_3	$0,611658x - 0,368451y + 0,700084z - 1,3768 = 0$	76,146
P_4	$-0,00877528x + 0,89768y + 0,440561z - 1,15349 = 0$	14,9094

имеющимся плоскостям. Для обнаружения всех плоскостей на исходном 3D-изображении достаточно найти все значительные локальные максимумы трехмерной аккумуляторной функции.

Результаты работы описанного выше трехмерного аналога алгоритма Хафа (назовем его "одноэтапный алгоритм") для сцены, изображенной на рис. 3, а, приведены на рис. 3, б, в (см. вторую сторону обложки) и в табл. 1.

Анализ результатов данных экспериментальных исследований позволяет сделать следующие выводы. Трехмерный аналог алгоритма Хафа надежно выделяет плоскости в облаке точек, так как формирует аккумуляторную функцию с ярко выраженными локальными максимумами (рис. 4, а, см. вторую сторону обложки), соответствующими искомым плоскостям. Алгоритм не обеспечивает решение задачи за приемлемое время на вычислителях, которыми могут быть оснащены в настоящее время РТК и БПЛА, тем более малогабаритные РТК и БПЛА, ориентированные на функционирование в индустриально-городской среде. Как видно из табл. 1, время выделения плоскостей для типовой сцены на компьютере с процессором Intel Core i3 (RAM DDR3 4Gb, 3.4GHz, OS Ubuntu 14.04) превышает минуты.

Метод Хафа для структурированных 3D-изображений

Как правило, дальнометрические данные одного кадра структурированы линейно по одному или даже обоим углам сканирования (азимуту и возвышению), т. е. сканирование пространства выполняется подмножествами лучей, лежащих в одной плоскости, или в двух взаимно перпендикулярных плоскостях, ко-

торые пересекаются с линейными объектами внешней среды по прямым линиям-отрезкам. Линейная структурированность исходных дальнометрических изображений позволяет предложить эффективный двухэтапный алгоритм выделения плоских объектов, основанный на поиске подмножеств точек, принадлежащих линиям-отрезкам, лежащим в плоскостях сканирования, с последующим поиском подмножеств линий-отрезков, принадлежащих одному плоскому объекту. В основу этапа поиска линий-отрезков в одной плоскости сканирования может быть положен классический метод Хафа или алгоритм, основанный на вычислении частот порождения одних и тех же прямых парами точек, принадлежащих одной плоскости сканирования [2, 3]. Необходимо отметить, что для классического метода Хафа число однотипных циклов вычислений растет пропорционально числу (n) точек изображения, а для алгоритма, основанного на вычислении частот порождения одних и тех же прямых парами точек, — их квадрату ($n(n-1)/2$). Однако во втором случае объем вычислений в одном цикле существенно ниже, и данный алгоритм для реальных дальнометрических изображений имеет преимущество по быстродействию. При увеличении числа точек в изображении ($n > 200$ — для принятой в рассматриваемом примере дискретности параметров) классический метод Хафа начинает работать быстрее.

Для формулировки второго этапа предлагаемого алгоритма рассмотрим рис. 5.

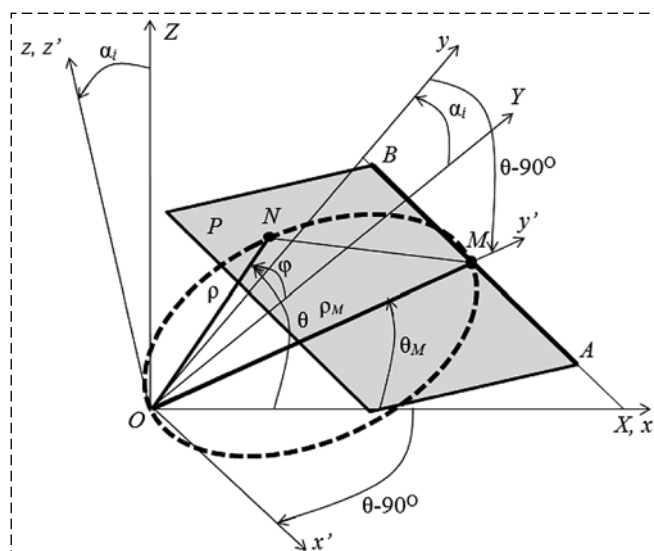


Рис. 5. Плоскости, порождаемые выделенной линией-отрезком

Здесь

XYZ — система координат сенсора, в которой находится исходное облако точек и выделяются плоские объекты;

α_i — угол возвышения для i -й строки дальнометрического изображения (i -й плоскости сканирования);

$xуz$ — система координат, которая получается из системы XYZ поворотом на угол α_i вокруг оси OX (в плоскости Oxy лежит i -я строка дальнометрического изображения);

AB — линия-отрезок, выделенная в i -й плоскости сканирования;

OM — перпендикуляр из начала координат на линию-отрезок AB ;

θ_M, ρ_M — параметры выделенной на первом этапе алгоритма линии-отрезка AB (прямой $x \cos \theta_M + y \sin(90^\circ - \theta_M) = \rho_M$) в плоскости Oxy ;

P — произвольная плоскость, порожденная выделенной линией-отрезком AB (все множество таких плоскостей — это плоскости, получающиеся путем вращения любой плоскости, которой принадлежит линия-отрезок AB , вокруг данной линии-отрезка как оси вращения);

ON — нормаль к плоскости P из начала координат;

θ, φ, ρ — параметры плоскости P в нормальном виде (1) в системе координат XYZ ;

$x'y'z'$ — система координат, которая получается из системы $xуz$ поворотом на угол $\theta - 90^\circ$ вокруг оси Oz .

В плоскости $Oy'z'$ лежит окружность диаметра ρ_M с центром в середине вектора OM . Данная окружность описывает множество векторов-нормалей ON к плоскостям, порождаемых выделенной линией-отрезком AB (угол ONM — прямой, так как вписан в данную окружность и опирается на ее диаметр).

Вектор $ON = \begin{pmatrix} 0 \\ y'_N \\ z'_N \end{pmatrix}$ в системе координат $x'y'z'$

должен удовлетворять уравнению окружности в плоскости $Oy'z'$: $(y' - \rho_M/2)^2 + (z')^2 = (\rho_M/2)^2$.

Вектор $ON = \begin{pmatrix} X_N \\ Y_N \\ Z_N \end{pmatrix}$ в системе координат XYZ

вычисляется по формуле

$$\begin{pmatrix} X_N \\ Y_N \\ Z_N \end{pmatrix} = A_x(\alpha_i) A'_z(90 - \theta_M) \begin{pmatrix} 0 \\ y'_N \\ z'_N \end{pmatrix},$$

где $A_x(\alpha_i)$ и $A'_z(90 - \theta_M)$ — матрицы поворота соответственно вокруг осей Ox и Oz' на углы α_i и $\theta - 90^\circ$.

Зная вектор ON в системе координат XYZ , можно вычислить задающие плоскость P в нормальном виде (1) параметры $\langle \rho, \theta, \varphi \rangle$:

$$\begin{aligned} \rho &= \sqrt{(X_N^2 + Y_N^2 + Z_N^2)}; \\ \theta &= \arccos(X_N/\rho); \\ \varphi &= \arccos(Y_N/\rho). \end{aligned}$$

Значения параметров $\langle \rho, \theta, \varphi \rangle$ для всех векторов ON , заканчивающихся на данной окружности, формируют некоторую кривую в пространстве параметров $\rho \times \theta \times \varphi$, которая является откликом на линию-отрезок AB и обеспечивает построение трехмерной аккумуляторной функции $A(\rho, \theta, \varphi)$ в результате выполнения описанной процедуры для всех выделенных на первом этапе линий-отрезков. На рис. 6, а приведены выделенные на первом этапе алгоритма линии-отрезки в одной из плоскостей сканирования, а на рис. 6, б — соответствующие им кривые (отклики) в пространстве параметров $\rho \times \theta \times \varphi$.

Все вышеизложенное справедливо и для сканирования по углу азимута. В этом случае будут использоваться столбцы дальнометрического изображения, которые соответствуют вертикальным плоскостям сканирования, повернутым вокруг оси OZ на соответствующий угол сканирования по азимуту.

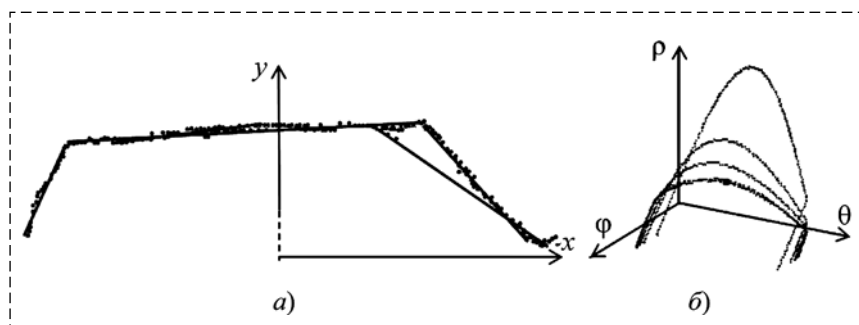


Рис. 6. Отклики на линии-отрезки в трехмерном пространстве параметров: а — выделенные линии-отрезки в одной плоскости сканирования; б — отклики в пространстве параметров

Таблица 2

Номер плоскости	Нормальное уравнение выделенной плоскости	Время вычислений, с
P_1	$-0,827931x - 0,234176y + 0,5096z - 1,43773 = 0$	0,632917
P_2	$0,00191981x + 0,867228y + 0,497908z - 1,73805 = 0$	0,325517
P_3	$0,640534x - 0,3391y + 0,689005z - 1,39829 = 0$	1,064315
P_4	$0,0087752x + 0,889781y + 0,464179z - 1,23853 = 0$	0,382453

Результаты работы предлагаемого двухэтапного алгоритма на тех же исходных данных, что и для описанного ранее трехмерного аналога алгоритма Хафа, приведены в табл. 2.

На рис. 4, б (см. вторую сторону обложки) приведен локальный максимум аккумуляторной функции для одной из выделенных плоскостей (P_1).

Анализ результатов данных экспериментальных исследований позволяет сделать следующие выводы. Выделенные плоскости совпадают с предыдущими результатами в пределах шага дискретизации параметров аккумуляторной функции. Предлагаемый алгоритм также надежно выделяет плоскости в облаке точек, так как также формирует аккумуляторную функцию с ярко выраженными локальными максимумами (см. рис. 4, б), соответствующими искомым плоскостям. Быстродействие двухэтапного алгоритма на два порядка выше (см. табл. 1, 2) и обеспечивает возможность его практического использования для обработки данных современных 3D-сенсоров на доступных бортовых компьютерах.

Необходимо отметить, что если с учетом ошибки сенсора и принятой дискретизации пространства параметров для выделенных плоскостей определить соответствующие подмножества точек (рис. 3, б, см. вторую сторону обложки), а затем методом наименьших квадратов — аппроксимирующие плоскости, то результаты сравниваемых алгоритмов практически совпадают и наилучшим образом соответствуют действительности (см. рис. 3, в).

Существенное различие в быстродействии сравниваемых алгоритмов обусловлено существенным различием объемов выполняемых вычислений, которые в обоих случаях определяются числом однотипных операций за-

полнения аккумуляторной функции. В первом случае при заполнении аккумуляторной функции для каждой точки 3D-изображения генерируется множество векторов, число которых (W_1) прямо пропорционально площади соответствующих сфер, на поверхности которых они заканчиваются (рис. 2, см. вторую сторону обложки):

$$W_1 = \frac{4\pi}{\Delta^2} \sum_{i=1}^n R_i^2,$$

где i — индекс точки в 3D-изображении; n — число точек в 3D-изображении; R_i — радиус генерируемой i -й точкой сферы; Δ — шаг дискретизации поверхности сферы.

Во втором случае на первом этапе алгоритма (этап выделения линий-отрезков в плоскостях сканирования) для каждой точки 3D-изображения генерируется множество векторов, число которых (W_{21}) прямо пропорционально длинам соответствующих окружностей, на которых они заканчиваются (см. рис. 1):

$$W_{21} = \frac{2\pi}{\Delta} \sum_{i=1}^n R_i,$$

где R_i — радиус генерируемой i -й точкой окружности; Δ — шаг дискретизации окружности.

На втором этапе алгоритма для каждой выделенной на первом этапе линии-отрезка генерируется множество векторов, число которых (W_{22}) прямо пропорционально длине соответствующей окружности, на которой они заканчиваются (см. рис. 5):

$$W_{22} = \sum_{k=1}^K \left(\frac{2\pi}{\Delta} \sum_{l=1}^{L_k} R_{kl} \right),$$

где K — число строк (столбцов) сканирования в 3D-изображении; L_k — число линий отрезков, выделенных на первом этапе алгоритма в k -й строке (столбце) сканирования; R_{kl} — радиус окружности, генерируемой l -м отрезком в k -й строке (столбце) сканирования.

Анализ данных оценок показывает, что $W_1 \gg W_{21} + W_{22}$. Действительно, W_1 пропорционально площадям генерируемых сфер, а W_{21} и W_{22} — длинам генерируемых окружностей. Кроме того, для существующих сенсоров число строк (столбцов) сканирования $K \approx \sqrt{n}$, а для реальных сцен $L_k \leq 5$ (т. е. $W_{22} \ll W_{21}$).

Приведенные оценки справедливы и для других алгоритмов выделения плоских объек-

тов в облаке точек. Например, для алгоритмов типа RANSAC можно предложить аналогичную двухэтапную реализацию: использовать двухмерный вариант алгоритма типа RANSAC для нахождения линий отрезков в плоскостях сканирования.

Заключение

Работоспособность и эффективность предлагаемого двухэтапного алгоритма проверена на реальных данных различных сенсоров. На рис. 3 и в табл. 2 приведены результаты обработки 3D-изображения, сформированного камерой глубины Asus Xtion Pro. На рис. 7 (см. третью сторону обложки) приведены результаты обработки 3D-изображения, сформированного 2D-сканером Nokuuo UTM-30LX на опорно-поворотном устройстве.

На рис. 8 (см. третью сторону обложки) приведены результаты обработки 3D-изображения, сформированного 2D-сканером Nokuuo UTM-30LX за счет вращения БПЛА вертолетного типа вокруг вертикальной оси [6].

Полученные результаты теоретических и экспериментальных исследований позволяют сделать заключение, что созданные алгоритмические и программно-аппаратные средства обеспечивают в реальном времени (в темпе движения объектов управления) переход от больших объемов исходной зрительной дальнометрической информации к семантическим информационно-навигационным моделям, которые в явном и компактном виде содержат геометрические данные о внешней среде и навигационные данные об объекте управления. Например, для эксперимента, представленного на рис. 3 (см. вторую сторону обложки), семантический признак горизонтальности выделенного плоского объекта P_2 ("потолок") из уравнения соответствующей плоскости позволяет по направляющим косинусам определить крен и дифферент сенсора (объекта управления) и по свободному члену — координату Z (см. рис. 3, в). Семантический признак вертикальности выделенного плоского объекта P_1 ("стена") из уравнения соответствующей плоскости при известном уже крене и дифференте позволяет определить курс объекта управления относительно данного вертикального плоского объекта. Определение оставшихся двух линейных координат в данной

рабочей зоне обеспечивает выделение третьего плоского объекта P_3 , не коллинеарного предыдущим двум. При известном плане рабочей зоны или при известной предыстории движения [9] могут быть определены и абсолютные координаты объекта управления.

Возможность формирования семантических информационно-навигационных моделей по данным бортовых сенсоров на бортовых вычислителях в реальном времени позволит уже в настоящее время решать актуальные задачи автономного управления движением РТК и БПЛА в индустриально-городской среде и зданиях.

Список литературы

1. Лапшов В. С., Носков В. П. и др. Бой в городе. Боевые и обеспечивающие роботы в условиях урбанизированной территории // Известия ЮФУ. Технические науки. 2011. № 3. С. 142—146.
2. Носков А. В., Носков В. П. Распознавание ориентиров в дальнометрических изображениях // Мобильные роботы и мехатронные системы. 2001. С. 179—192.
3. Носков В. П., Носков А. В. Навигация мобильных роботов по дальнометрическим изображениям // Мехатроника, автоматизация, управление. 2005. № 12. С. 16—21.
4. Носков В. П., Рубцов И. В. Опыт решения задачи автономного управления движением мобильных роботов // Мехатроника, автоматизация, управление. 2005. № 12. С. 21—24.
5. Носков В. П., Рубцов И. В., Романов А. Ю. Формирование объединенной модели внешней среды на основе информации видеокамеры и дальнометра // Мехатроника, автоматизация, управление. 2007. № 8. С. 2—5.
6. Загоруйко С. Н., Казьмин В. Н., Носков В. П. Навигация БПЛА и 3D-реконструкция внешней среды по данным бортовой СТЗ // Мехатроника, автоматизация, управление. 2014. № 8. С. 62—68.
7. Segal A., Haehnel A. S. D., Thrun S. Generalized ICP // Proc. of Robotics: Science and Systems (RSS). 2009.
8. Mitra N. J. et al. Registration of point cloud data from a geometric optimization perspective // Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing. ACM, 2004. P. 22—31.
9. Казьмин В. Н., Носков В. П. Выделение геометрических и семантических объектов в дальнометрических изображениях для навигации роботов и реконструкции внешней среды // Известия ЮФУ. Технические науки. 2015. № 10 (171). С. 71—83.
10. Павловский В. Е., Павловский В. В. Технологии SLAM для подвижных роботов // Мехатроника, автоматизация, управление. 2016. № 6. С. 384—394.
11. Konouchine A., Gaganov V., Veznevets V. AMLESAC: A new maximum likelihood robust estimator // Proc. Graphicon. 2005. Vol. 5. P. 93—100.
12. Klasing K. et al. Comparison of surface normal estimation methods for range sensing applications // Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009. P. 3206—3211.
13. Holz D. et al. Real-time plane segmentation using RGB-D cameras // Robot Soccer World Cup. Springer, Berlin, Heidelberg. 2011. P. 306—317.
14. Comaniciu D., Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2002. Vol. 24, N. 5. P. 603—619.

15. **Berkmann J., Caelli T.** Computation of surface geometry and segmentation using covariance techniques // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1994. T. 16, № 11. С. 1114–1116.
16. **Mitra N. J., Nguyen A., Guibas L.** Estimating surface normals in noisy point cloud data // *International Journal of Computational Geometry & Applications*. 2004. Vol. 14, N. 04n05. P. 261–276.
17. **Велижев А., Шаповалов Р., Потапов Д., Третьяк Е., Конушин А.** Автоматическая сегментация облаков точек на основе элементов поверхности // Сборник "Труды конференции GraphiCon — 2009". 2009. С. 241–245.
18. **Sedlacek D., Zara J.** Graph cut based point-cloud segmentation for polygonal reconstruction // *International Symposium on Visual Computing*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009. P. 218–227.

19. **Borrmann D. et al.** The 3d hough transform for plane detection in point clouds: A review and a new accumulator design // *3D Research*. 2011. Vol. 2, N. 2. P. 3.
20. **Гошин Е. В., Лошкарёва Г. Е.** Информационная технология сегментации разноразмерных изображений с использованием трехмерного преобразования Хафа // Матер. Междунар. конференции и молодежной школы "Информационные технологии и нанотехнологии". 2016. С. 342–349.
21. **Hough P. V. C.** Method and means for recognizing complex patterns: пат. 3069654 США. 1962.

A Three-Dimensional Version of the Hough Method in the Reconstruction of the External Environment and Navigation

V. P. Noskov, noskov_mstu@mail.ru, **I. O. Kiselev**, kiselev201@rambler.ru
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, 105005, Russian Federation

*Corresponding authors: Noskov Vladimir P., Ph. D.,
Bauman Moscow State Technical University, Special robotics
and mechatronics department, NIISM sector head*

Accepted on April 27, 2018

The prevailing issues regarding the three-dimensional (3-D) reconstruction of the industrial-urban environment and navigation model can be solved by using the method of selecting linear objects (straight lines and planes) in cloud points. The analysis of the three-dimensional version of the Hough method for selecting planar objects from a cloud of points has been done. A high-speed algorithm which is a development of the Hough method, based on a two-stage transformation of the initial data, taking into account their linear structuring into a three-dimensional parameter space has been proposed. The linear structuring of the input data generated by 3D laser sensors allows efficient selection of planar objects: first to find subsets of points belonging to line segments in the scanning planes, and then to find subsets of line segments belonging to one flat object. Comparative estimates of the computation volumes for the three-dimensional version of the Hough method and the proposed two-stage algorithm are obtained. Estimates give a quadratic and linear dependence on the same parameter, respectively, which provides for real 3D images increased performance in the second case by two orders of magnitude. The effectiveness of the proposed algorithm is confirmed by the results of the operation of the corresponding software and hardware in real environmental conditions. The obtained results of theoretical and experimental studies allow us to conclude that the created algorithm and software-hardware tools provide a transition in real time (in the rate of motion of control objects) from large volumes of initial visual ranging information to semantic information and navigation models. Formed models in an explicit and compact form contain geometric data about the external environment and navigation data about the sensor (control object). The possibility of forming semantic information and navigation models is based on data obtained from on-board sensors and on-board calculators in real time which allows for the present time to solve ongoing tasks for autonomous traffic control of AGV and UAV in the industrial-urban environment and buildings.

Keywords: point cloud, linear primitives, Hough method, far-ranging 3D-image, linear structuring of initial data, geometric and semantic models, navigation

Acknowledgements: This article was prepared with the financial support of Russian Foundation for Basic Research (project no. 16-29-04178 ofi-m).

For citation:

Noskov V. P., Kiselev I. O. A Three-Dimensional Version of the Hough Method in the Reconstruction of the External Environment and Navigation, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2018, vol. 19, no. 8, pp. 552–560.

DOI: 10.17587/mau.19.552-560

References

1. **Lapshov V. S., Noskov V. P.** *Boj v gorode. Boevye i obespechivajushhie roboty v usloviyah urbanizirovannoj territorii* (Fight in the city. Combat and providing robots in an urbanized area), *Izvestija JuFU. Tehnicheskie Nauki*, 2011, no. 3, pp. 142–146 (in Russian).

2. **Noskov A. V., Noskov V. P.** *Raspoznavanie orientirov v dal'nometricheskikh izobrazhenijah* (Recognition of landmarks in the long-range images), *Mobil'nye Roboty i Mehatronnye Sistemy*, 2001, pp. 179–192 (in Russian).
3. **Noskov V. P., Noskov A. V.** *Navigacija mobil'nyh robotov po dal'nometricheskim izobrazhenijam* (Navigation of mobile robots on the dalometric images), *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2005, no. 12, pp. 16–21 (in Russian).
4. **Noskov V. P., Rubcov I. V.** *Opyt reshenija zadachi avtonomnogo upravlenija dvizheniem mobil'nyh robotov* (Experience in solving the problem of autonomous traffic control of mobile robots), *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2005, no. 12, pp. 21–24 (in Russian).
5. **Noskov V. P., Rubcov I. V., Romanov A. Ju.** *Formirovanie ob'edinennoj modeli vneshnej sredy na osnove informacii videokamery i dal'nomera* (Formation of the integrated model of the external environment on the basis of the information of the video camera

and the range finder), *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2007, no. 8, pp. 2—5 (in Russian).

6. **Zagorujko S. N., Kaz'min V. N., Noskov V. P.** *Navigacija BPLA i 3D-rekonstrukcija vneshnej sredy po dannym bortovoj STZ* (Navigation UAV and 3D-reconstruction of the external environment according to the on-board technical vision system), *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2014, no. 8, pp. 62—68 (in Russian).

7. **Segal A., Hachnel D., Thrun S.** Generalized-ICP, *Proc. of Robotics: Science and Systems*, RSS, 2009.

8. **Mitra N., Gelfand N., Pottmann H., Guibas L. J.** Registration of Point Cloud Data from a Geometric Optimization Perspective, *Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing*, 2004, pp. 22—31.

9. **Kaz'min V. N., Noskov V. P.** *Vydelenie geometricheskikh i semanticheskikh ob'ektov v dal'nometricheskikh izobrazhenijah dlja navigacii robotov i rekonstrukcii vneshnej sredy* (Isolation of geometric and semantic objects in the long-range images for navigation of robots and reconstruction of the external environment), *Izvestija JuFU. Tehnicheskie Nauki*, 2015, no. 10 (171), pp. 71—83 (in Russian).

10. **Pavlovskij V. E., Pavlovskij V. V.** Tehnologii SLAM dlja podvizhnyh robotov [SLAM for mobile robots], *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2016, no. 6, pp. 384—394 (in Russian).

11. **Konouchine A., Gaganov V., Veznevets V.** AMLESAC: A new maximum likelihood robust estimator, *Proc. Graphico*, 2005, vol. 5, pp. 93—100.

12. **Klasing K. et al.** Comparison of surface normal estimation methods for range sensing applications, *Robotics and Automation. 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE*, 2009, pp. 3206—3211.

13. **Holz D. et al.** Real-time plane segmentation using RGB-D cameras, *Robot Soccer World Cup*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2011, pp. 306—317.

14. **Comaniciu D., Meer P.** Mean shift: A robust approach toward feature space analysis, *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, vol. 24, no. 5, pp. 603—619.

15. **Berkmann J., Caelli T.** Computation of surface geometry and segmentation using covariance techniques, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, vol. 16, no. 11, pp. 1114—1116.

16. **Mitra N. J., Nguyen A., Guibas L.** Estimating surface normals in noisy point cloud data, *International Journal of Computational Geometry & Applications*, 2004, vol. 14, no. 04—05, pp. 261—276.

17. **Velizhev A., Shapovalov R., Potapov D., Tret'jak E., Konushin A.** *Avtomaticeskaja segmentacija oblakov toчек na osnove jelementov poverhnosti* (Automatic segmentation of point clouds based on surface elements), *Trudy konferencii GraphiCon — 2009*, 2009, pp. 241—245 (in Russian).

18. **Sedlacek D., Zara J.** Graph cut based point-cloud segmentation for polygonal reconstruction, *International Symposium on Visual Computing*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2009, pp. 218—227.

19. **Borrmann D. et al.** The 3d hough transform for plane detection in point clouds: A review and a new accumulator design, *3D Research*, 2011, vol. 2, no. 2, pp. 3.

20. **Goshin E. V., Loshkareva G. E.** *Informacionnaja tehnologija segmentacii raznorakursnyh izobrazhenij s ispol'zovaniem trjohmernogo preobrazovanija Hafa* (Information technology for segmentation of different-angle images using the three-dimensional Haught transformation), *Izdatel'stvo SGAU, Materialy Mezhdunarodnoj konferencii i molodjozhnoj shkoly "Informacionnye tehnologii i nanotekhnologii"*, 2016, pp. 342—349 (in Russian).

21. **Hough P. V. C.** Method and means for recognizing complex patterns: patterns, 3069654 USA, 1962.

Издательство «НОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ»

107076, Москва, Стромьинский пер., 4

Телефон редакции журнала: (499) 269-5510, (499) 269-5397

Технический редактор *Е. В. Конова*. Корректор *Е. В. Комиссарова*.

Сдано в набор 00.00.2017. Подписано в печать 12.07.2018. Формат 60×88 1/8. Бумага офсетная.
Усл. печ. л. 8,86. Заказ МН818. Цена договорная.

Журнал зарегистрирован в Комитете Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций
Свидетельство о регистрации ПИ № 77-11648 от 21.01.02

Учредитель: Издательство "Новые технологии"

Оригинал-макет ООО "Авансд солюшнз". Отпечатано в ООО "Авансд солюшнз".
119071, г. Москва, Ленинский пр-т, д. 19, стр. 1.