

МОДЕЛИ ОДНОВРЕМЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ И ПОСТРОЕНИЯ КАРТЫ ОТКРЫТОГО ПРОСТРАНСТВА БЛА С ПОМОЩЬЮ МНОГОКАМЕРНОЙ ВИДЕОСИСТЕМЫ

С.И. СИРОТКО¹, Ц. МА¹, М.И. ЗОРЬКО¹, С.В. ЛИТВИНОВ², В.Ю. ЦВЕТКОВ¹

1 – Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь; 2 – ООО «ЮВР», Республика Беларусь

Поступила в редакцию 05 марта 2025

Аннотация. Рассматривается задача одновременной локализации и построения карты окружения (SLAM – simultaneous localization and mapping) беспилотного летательного аппарата (БЛА), оснащенного многокамерной видеосистемой, или сети БЛА, оснащенных однокамерными или многокамерными видеосистемами. Предложены общие модели формирования трехмерных карт окружающего пространства; детектирования, выделения признаков и идентификации объектов; определения расстояний до объектов и их размеров. Показано преимущество использования для локализации и картографирования высокоуровневых геометрических и семантических объектов по сравнению с низкоуровневыми объектами (точками).

Ключевые слова: БЛА вертолетного типа, одновременная локализация и построение карты окружения, SLAM, многокамерная видеосистема.

Введение

Технология одновременной локализации и построения карты окружения (SLAM – simultaneous localization and mapping) мобильного робота (любого базирования: наземного, воздушного) интенсивно развивается в последние годы. В настоящее время достигнуты определенные успехи в условиях закрытых пространств. Например, в помещениях с постоянной освещенностью. Такие условия обеспечивают стабильность значений параметров изображений, формируемых видеосистемой робота, что позволяет достаточно точно определять его текущее местоположение, находя соответствие с ранее сохраненными данными об окружающем пространстве. Однако, данная технология недостаточно эффективна в условиях открытых пространств с динамическими объектами сложной структуры и естественного освещения, зависящего от поры года, времени суток, погодных условий, загазованности воздуха и задымления, появления дополнительных искусственных источников света. В таких условиях существенно изменяются яркостно-контрастные характеристики изображений, что приводит к ошибкам идентификации их объектов. Также, большинство систем SLAM используют только один признак для представления карты и одну форму карты. Большинство сопоставлений основаны на полутоновых изображениях и игнорируют цветовые свойства, теряя важную информацию о сцене, что влияет на точность сопоставления. В этой связи актуальными являются исследования, направленные на повышение эффективности одновременной локализации и построения карты окружения БЛА вертолетного типа в открытом пространстве с помощью многокамерной видеосистемы. Следует отметить также высокую вычислительную сложность технологии, затрудняющую ее применение для БЛА.

Цель работы: разработка общих моделей одновременной локализации и построения карты, позволяющих повысить точность определения координат одного или нескольких БЛА вертолетного типа, оснащенных многокамерными видеосистемами, и объектов трехмерных карт окружения при отсутствии сигналов навигационной системы и управления.

Постановка задачи

Вероятностная модель движения БЛА, связывающая его текущее и предыдущее положения (если мало) с учетом карты m , описывается выражением [1]

$$p(x_t | u_t, x_{t-1}, m) = \eta p(x_t | u_t, x_{t-1}) p(x_t | m), \quad (1)$$

или

$$p(x_t | u_t, x_{t-1}, m) = \eta p(m | x_t, u_t, x_{t-1}) p(x_t | u_t, x_{t-1}), \quad (2)$$

где u_t – управляющее воздействие на БЛА; η – нормирующая константа.

Карта m представляет собой список N объектов окружающего пространства БЛА и их свойств [1]: $m = \{m_1, m_2, \dots, m_N\}$.

Модель измерения z_t в момент времени t положений ориентиров относительно положения БЛА определяется в виде распределения условной вероятности $p(z_t | x_t, m)$ [1].

Вектор признаков $f(z_t)$ может быть представлен как совокупность K измерений [1]: $f(z_t) = \{f_t^1, f_t^2, \dots, f_t^K\}$.

Соответствие между признаком f_t^i и ориентиром m_j на карте m определяется через переменную c_t^i – идентификатор наблюдаемого признака [1].

Для одновременной локализации и картографирования справедливы модели онлайн SLAM и полного SLAM, задаваемые выражениями $p(x_t, m, c_t | z_{1:t}, u_{1:t})$, $p(x_{1:t}, m, c_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t})$, связанные выражением [1]

$$p(x_t, m, c_t | z_{1:t}, u_{1:t}) = \int \int \dots \int \sum_{c_1} \sum_{c_2} \dots \sum_{c_{t-1}} p(x_{1:t}, m, c_{1:t} | z_{1:t}, u_{1:t}) dx_1 dx_2 \dots dx_{t-1}. \quad (3)$$

Анализ вероятностной модели SLAM показывает, что использование БЛА с бортовой многокамерной видеосистемой, как и совместно нескольких БЛА увеличивает количество наблюдаемых ориентиров, повышая надежность определения координат и карты. Дополнительная возможность повышения надежности заключается в выборе ориентиров и их идентификационных параметров. Обратной стороной реализации данных возможностей является рост вычислительной сложности алгоритмов одновременной локализации и построения карты окружающего пространства, для реализации которых необходимы значительные бортовые вычислительные ресурсы. С этим связано увеличение веса полезной нагрузки БЛА за счет вычислительной платформы, что делает необходимым использование БЛА среднего и тяжелого типов, способных переносить значительную по массе полезную нагрузку, например, БЛА ELECTRON 7 (грузоподъемность до 7 кг), SAKAVIC (грузоподъемность до 200 кг), COMBO (грузоподъемность до 1150 кг) [2].

Модели формирования трехмерных карт окружения с использованием низкоуровневых и высокоуровневых геометрических признаков

Для технологии многокамерной одновременной локализации и картографирования предлагается общая модель L -точечных низкоуровневой и высокоуровневой 3D карт окружения $M_{3D} = \|m_{3D}(l, d, r_B)\|_{(l=0, L-1, d=0, D-1)}$, основанная на описаниях множеств (облаков) низкоуровневых и высокоуровневых ключевых объектов трехмерного пространства, распределенным по D направлениям, соответствующим областям обзора камер:

$$m_{3D}(l, d, r_B) \Leftrightarrow \left\{ (x(l, d, n), y(l, d, n), z(l, d, n), F(l, d, n), H(l, d, n)) \right\}_{(n=0, N(l, d, r_B)-1)}. \quad (4)$$

где r_B – базовый ракурс, для (относительно) которого формируется 3D карта окружения – определяется координатами в трехмерном пространстве $r_B \Leftrightarrow (x_r, y_r, z_r)$ и множеством углов между

главными точками облаков ключевых объектов $r_B \Leftrightarrow \{\alpha_d\}_{(d=0, \overline{D-1})}$; n – номер ключевого объекта в облаке; $N(l, d, r_B)$ – количество ключевых объектов в облаке (размер облака) для r -го ракурса; $(x(l, d, n), y(l, d, n), z(l, d, n))$ – координаты n -го ключевого объекта в 3D пространстве; $F(l, d, n)$ – алгоритм детектирования n -го ключевого объекта; $H(l, d, n)$ – дескриптор n -го ключевого объекта.

Модель отличается от известных моделей карт окружения использованием 3-мерного пространства, учетом направлений обзора камер при составлении описаний ключевых точек траектории, что позволяет повысить точность локализации БЛА в трехмерном пространстве за счет учета углов между направлениями на ключевые объекты по нескольким направлениям обзора камер.

Предлагается общая модель формирования L -точечных низкоуровневой и высокоуровневой 3D карт окружения M_{3D} , основанная на выборе базового ракурса r_B с учетом количества ключевых объектов $N(l, d, r_B)$ по каждому направлению обзора камер d для каждой точки траектории l :

$$r_B = \arg \left(\max_r (N(l, d, r)) \right), \quad (5)$$

где r – ракурс, отличающийся от базового ракурса r_B .

Модель отличается от известных моделей формирования карт окружения выбором базового ракурса для фиксирования ключевых объектов, обеспечивающего максимальное количество ключевых объектов по всем направлениям обзора камер, что позволяет повысить точность локализации БЛА.

Модели детектирования, выделения признаков и идентификации объектов для построения трехмерных карт окружения

Классификация объектов. Предлагается следующая классификация объектов трехмерных карт окружения: низкоуровневые (НУО): точки; высокоуровневые (ВУО). ВУО делятся на: геометрические объекты (ГО – линии, углы, сегменты); рельефные объекты (РО – углубления, возвышения); семантические объекты (СО). СО делятся на: антропогенные (АО – здание, дорога, парковка и т.д.); природные (ПО – водоем, лесной массив, луг и т.д.); комбинированные (КО – пруд, парк, поле и т.д.). Предлагается следующая классификация параметров объектов трехмерных карт окружения: идентификационные [3] (собственные, окрестные, относительные); статистические (краткосрочные – повторяемость объекта для различных ракурсов в одном цикле картирования; долгосрочные – повторяемость объекта в различных циклах картирования); точностные (точность определения местоположения и идентификационных параметров объекта). Предлагается следующая классификация трехмерных карт окружения: низкоуровневые (краткосрочные – на основе НУО); высокоуровневые (краткосрочные – на основе ГО; долгосрочные – на основе СО).

Проблемы использования НУО при одновременной локализации и картографирования окружающего пространства связаны с их низкой устойчивостью к изменению условий формирования изображений и высокой вычислительной сложностью обработки. Увеличение размера дескриптора или (и) количества НОУ позволяет повысить точность идентификации, но ведет к повышению вычислительной сложности. Использование ГО, обладающих более высокой устойчивостью к изменению условий формирования изображений, позволяет сократить количество реперов, участвующих в идентификации и снизить за счет этого вычислительную сложность идентификации. При этом возможно уменьшение размера идентификатора, что также ведет к снижению вычислительной сложности. На рис. 1 приведены усредненные по различным классам изображений характеристики устойчивости прямых линий и точек к изменению яркости и контраста, действию шума и проявлению смаза на изображении [3]. Как следует из рис. 1, прямые линии, выделяемые с помощью метода масочно-фазового поиска, основанного на библиотеке линейных бинарных масок и пространственно-ориентированном преобразовании Хафа [4], устойчивее на 10–25% по сравнению с точками, выделяемыми с помощью методов

SIFT [5] и SURF [6]. Устойчивость оценивалась по числу точек (в том числе образующих прямые линии), сохранивших свое местоположение после преобразования изображения.

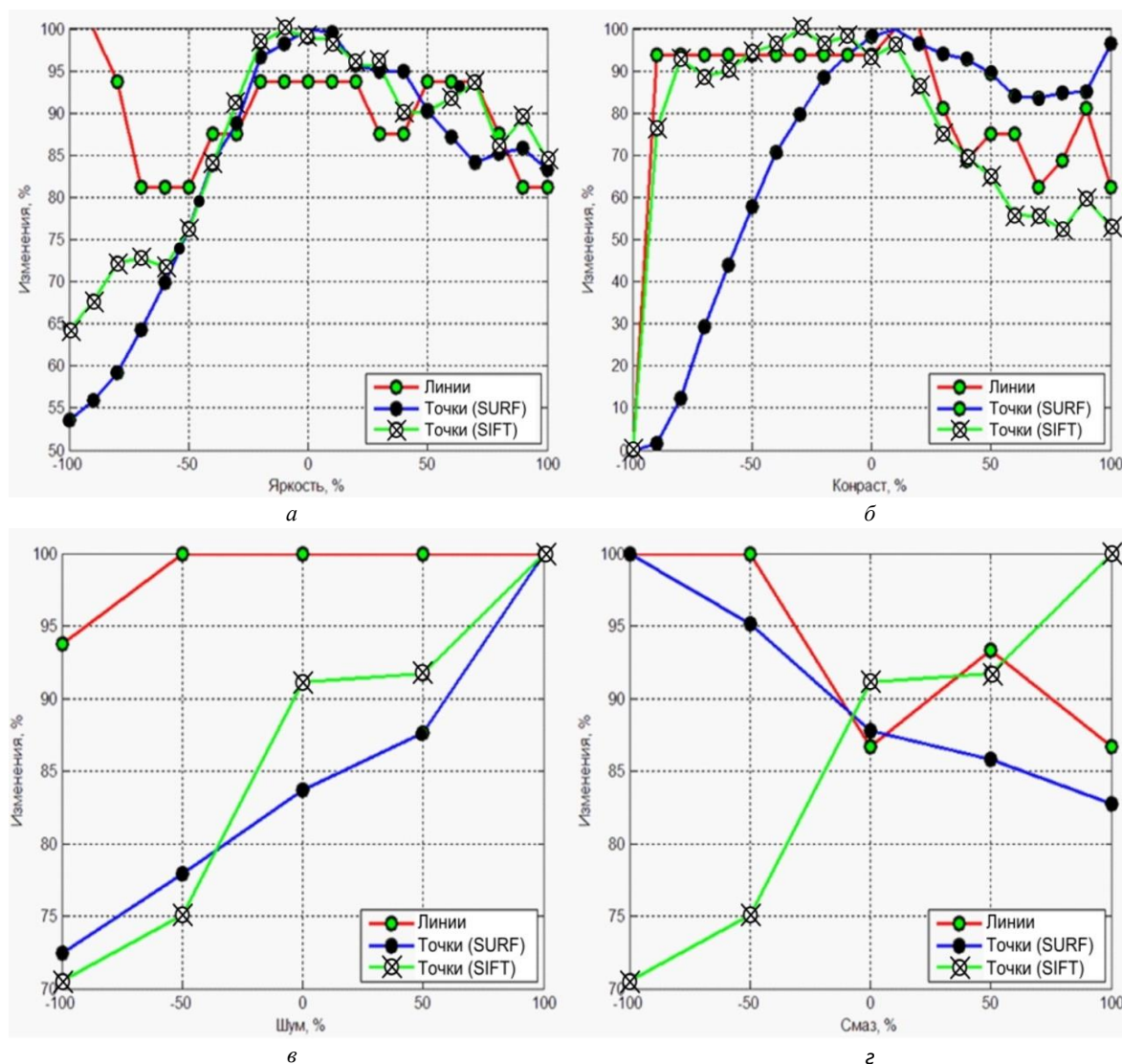


Рис. 1. Характеристики устойчивости реперных линий и точек к изменению условий формирования изображений: *а* – устойчивость к изменению яркости; *б* – устойчивость к изменению контраста; *в* – устойчивость к зашумлению; *г* – устойчивость к смазу

Для изображения 1000x2000 пикселей объем множества точек составляет около 5000, а объем множества прямых линий – около 100 [3]. Следует отметить, что если для надежной идентификации необходимо использовать практически все точки, то прямых линий достаточно нескольких пар. Объем множества сегментов для идентификации может быть еще меньше (в пределе для идентификации достаточно одного сегмента).

Несмотря на преимущества ГО перед НУО чувствительность их дескрипторов к изменению ракурса повышается с увеличением глубины сцены, фактически определяемой расстояниями от камеры до самого дальнего и самого ближнего ключевых объектов. Для устранения данного недостатка при формировании 3-мерных карт окружения (краткосрочных, долгосрочных, низкоуровневых, высокоуровневых) предлагается использовать семантические высокоуровневые объекты, выделяемые на изображениях с помощью семантической сегментации, основанной на алгоритмах машинного обучения, связывая их с низкоуровневыми и первичными высокоуровневыми геометрическими объектами, локализованными в тех же координатах, что и семантические объекты, используя данные о пространственной локализации низкоуровневых и первичных высокоуровневых геометрических объектов в качестве собственных идентификационных параметров и данные об

угловой ориентации и относительных расстояниях до смежных и соседних семантических объектов в качестве относительных идентификационных параметров.

Детекторы. Предлагается модель детектирования низкоуровневых геометрических объектов – ключевых точек (определения их координат $(x_{KP}(n), y_{KP}(n))$, где n – номер ключевой точки, $n = 0, \overline{N_{KP}-1}$; N_{KP} – количество ключевых точек), отличающаяся от известных моделей, использующих для поиска ключевых точек (координаты $x_{GP}(n_{GP}), y_{GP}(n_{GP})$, где n_{GP} – номер ключевой градиентной точки, $n_{GP} = 0, \overline{N_{GP}-1}$; N_{GP} – количество ключевых градиентных точек) пространственно-ориентированный градиент яркости, дополнительным учетом локальных экстремумов яркости (координаты $(x_{EP}(n_{EP}), y_{EP}(n_{EP}))$, где n_{EP} – номер ключевой экстремальной точки, $n_{EP} = 0, \overline{N_{EP}-1}$; N_{EP} – количество ключевых экстремальных точек):

$$\begin{aligned} & \{(x_{KP}(n), y_{KP}(n))\}_{(n=0, \overline{N_{KP}-1})} \Leftrightarrow \\ & \Leftrightarrow \left\{ \{(x_{GP}(n_{GP}), y_{GP}(n_{GP}))\}_{(n_{GP}=0, \overline{N_{GP}-1})}, \{(x_{EP}(n_{EP}), y_{EP}(n_{EP}))\}_{(n_{EP}=0, \overline{N_{EP}-1})} \right\}, \end{aligned} \quad (6)$$

где $N_{KP} = N_{GP} + N_{EP}$.

Для естественных изображений характерно выполнение неравенства $N_{EP} \gg N_{GP}$. Это позволяет существенно повысить разрешение локальной 3D-карты, а также повысить точность вычисления коэффициентов матрицы гомографии.

По аналогии с ключевыми градиентными точками значение N_{EP} учитывает только устойчивые локальные экстремумы, значение яркости $I(x_{EP}, y_{EP})$ которых удовлетворяет условию локальной контрастности относительно порога T_C в окрестности $(x_{EP} \pm \Delta x, y_{EP} \pm \Delta y)$

$$\frac{I(x_{EP}, y_{EP})}{\sum_{x_S = -\Delta x}^{\Delta x} \sum_{y_S = -\Delta y}^{\Delta y} I(x_{EP} + x_S, y_{EP} + y_S)} \geq T_C. \quad (7)$$

Поскольку детектирование низкоуровневых объектов рассматривается для краткосрочной карты, движение БЛА на коротком временном интервале полагается прямолинейным и, следовательно, изменение масштаба и угловые перемещения несущественными. Это позволяет значительно снизить вычислительную сложность детектирования.

Для детектирования высокоуровневых геометрических объектов условие локальной контрастности является более сложным, поскольку учитывает множество точек этих объектов. Основное преимущество использования высокоуровневых геометрических объектов заключается в более устойчивом их детектировании в сравнении с низкоуровневыми в более широком диапазоне изменения ракурсов, освещенности, сезонности, погодных условий. В результате при меньшем количестве таких объектов достигается меньшая ошибка вычисления коэффициентов гомографии и более точное вычисление расстояний за счет большей стереобазы.

Предлагается модель детектирования семантических объектов (определения их координат $(x_{SO}(n), y_{SO}(n))$, где n – номер семантического объекта, $n = 0, \overline{N_{SO}-1}$; N_{SO} – количество семантических объектов), отличающаяся от известных моделей, использующих ключевые точки, имеющие пространственно-ориентированный градиент яркости, использованием семантической сегментации на основе машинного обучения (функция $f_{SS}(I)$) для локализации на изображениях и многоклассовой классификации антропогенных и природных объектов:

$$\{(x_{SO}(n), y_{SO}(n), c_{SO}(n))\}_{(n=0, \overline{N_{SO}-1})} = f_{SS}(I), \quad (8)$$

где $c_{SO}(n)$ – класс семантического объекта изображения I .

Дескрипторы. Предлагается модель $D_{SI} = \{R(n)/R_B\}_{(n=0, \overline{N_D-1})}$ дескриптора ключевых точек (преимущественно локальных экстремумов) на основе окрестных идентификационных параметров, в качестве которых выступают нормированные расстояния $R(n)/R_B$ до граничных точек соответствующих выпуклостей и вогнутостей локального пространственного распределения яркости, взятые через одинаковые угловые смещения S_A по N_D направлениям, $N_D = 360/S_A$.

Предлагается модель $D_{RI} = \left\{ \{A(n)\}_{(n=0, \overline{N_p-1})}, \{R(n)/\max(R(n))\}_{(n=0, \overline{N_p-1})} \right\}$ дескриптора ключевых точек (градиентных и экстремальных) на основе относительных идентификационных параметров, в качестве которых выступают нормированные расстояния $R(n)/\max(R(n))$ до N_p ближайших ключевых точек и угловые ориентации $A(n)$ на N_p ближайшие ключевые точки.

Поскольку формирование дескрипторов низкоуровневых объектов рассматривается для краткосрочной карты, движение БЛА на коротком временном интервале полагается прямолинейным и, следовательно, изменение масштаба и угловые перемещения несущественными. Это позволяет значительно снизить вычислительную сложность.

Для формирования дескрипторов высокоуровневых геометрических объектов могут использоваться те же модели.

Предлагается модель $D_{RI} = \left\{ \{A(n)\}_{(n=0, \overline{N_O-1})}, \{R(n)/\max(R(n))\}_{(n=0, \overline{N_O-1})} \right\}$ дескриптора высокоуровневых геометрических объектов (первичных, семантических) на основе относительных идентификационных параметров, в качестве которых выступают нормированные расстояния $R(n)/\max(R(n))$ до N_O ближайших высокоуровневых геометрических объектов и угловые ориентации $A(n)$ на N_O ближайшие высокоуровневые геометрические объекты.

В качестве собственных идентификационных параметров семантических объектов и однородных областей, после нормировки могут использоваться геометрические параметры скелетов, описывающих эти объекты.

Идентификация. Предлагается модель двухэтапной идентификации низкоуровневых геометрических объектов на двух изображениях, полученных с двух различных ракурсов r_1 и r_2 , основанная на градиентных и экстремальных ключевых точках, отличающаяся от известных моделей идентификации низкоуровневых геометрических объектов, использующих однотипные градиентные дескрипторы $D_{SI}(r_1)$ и $D_{SI}(r_2)$, учетом положения ключевых экстремальных точек относительно ключевых градиентных точек (относительные идентификационные параметры $\{D_{RI}(r_1, n_{EP})\}_{(n_{EP}=0, \overline{N_{EP}(r_1)-1})}$, $\{D_{RI}(r_2, n_{EP})\}_{(n_{EP}=0, \overline{N_{EP}(r_2)-1})}$), что позволяет повысить пространственное разрешение 3D карты окружения и точность вычисления коэффициентов матрицы гомографии при совмещении разноракурсных изображений. Модель описывается следующими выражениями

$$\begin{aligned} & \left\{ (x_{GP}(r_1, n), y_{GP}(r_1, n)), (x_{GP}(r_1, n), y_{GP}(r_1, n)) \right\}_{(n=0, \overline{N_{GP}-1})} = \\ \text{этап 1: } & f_I \left(\left\{ (x_{GP}(r_1, n_{GP}), y_{GP}(r_1, n_{GP})), D_{SI}(r_1, n_{GP}) \right\}_{(n_{GP}=0, \overline{N_{GP}(r_1)-1})}, \right. \\ & \left. \left\{ (x_{GP}(r_2, n_{GP}), y_{GP}(r_2, n_{GP})), D_{SI}(r_2, n_{GP}) \right\}_{(n_{GP}=0, \overline{N_{GP}(r_2)-1})} \right), \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} & \left\{ (x_{EP}(r_1, n), y_{EP}(r_1, n)), (x_{EP}(r_1, n), y_{EP}(r_1, n)) \right\}_{(n=0, \overline{N_{EP}-1})} = \\ \text{этап 2: } & f_I \left(\left\{ (x_{EP}(r_1, n_{EP}), y_{EP}(r_1, n_{EP})), D_{RI}(r_1, n_{EP}) \right\}_{(n_{EP}=0, \overline{N_{EP}(r_1)-1})}, \right. \\ & \left. \left\{ (x_{EP}(r_2, n_{EP}), y_{EP}(r_2, n_{EP})), D_{RI}(r_2, n_{EP}) \right\}_{(n_{EP}=0, \overline{N_{EP}(r_2)-1})} \right), \end{aligned} \quad (10)$$

где $f_I(\)$ – функция идентификации.

Предлагается модель идентификации высокоуровневых геометрических объектов (первичных и семантических) на двух изображениях (формирования пар соответствующих координат объектов $\{(x_{\text{KO}}(r_1, n_{\text{KO}}), y_{\text{KO}}(r_1, n_{\text{KO}})), (x_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}}), y_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}}))\}_{(n_{\text{KO}}=0, \overline{N_{\text{KO}}-1})}$, где N_{KO} – количество пар координат соответствующих объектов), полученных с двух различных ракурсов r_1 и r_2 , основанная на использовании разнотипных идентификационных параметров $\{D_{\text{OI}}, D_{\text{SI}}, D_{\text{RI}}\}$ и прогнозирования относительных идентификационных параметров D_{RI} , отличающаяся от известных моделей идентификации низкоуровневых геометрических объектов, основанных на окрестных идентификационных параметрах D_{SI} и полном переборе вариантов соответствий окрестных дескрипторов $\{D_{\text{RI}}(r_1, n_{\text{RI}})\}_{(n_{\text{RI}}=0, \overline{N_{\text{RI}}(r_1)-1})}$, $\{D_{\text{RI}}(r_2, n_{\text{RI}})\}_{(n_{\text{RI}}=0, \overline{N_{\text{RI}}(r_2)-1})}$, использованием для сопоставления одновременно собственных, окрестных и относительных идентификационных параметров $\{D_{\text{OI}}, D_{\text{SI}}, D_{\text{RI}}\}$ для повышения точности идентификации и прогнозированием локализации $D_{\text{RI}}(r, n_{\text{KO}})$ второго и следующих компонентов относительного дескриптора, а также $(x_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}}), y_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}}))$ второго и следующих высокоуровневых геометрических объектов $D_{\text{RI}}(r_1, n_{\text{RI}})$ ($n_{\text{KO}} \geq 1$) по первому компоненту относительного дескриптора D_{RI} и первому высокоуровневому геометрическому объекту ($n_{\text{KO}} = 0$) для повышения скорости идентификации:

$$\begin{aligned} & \{(x_{\text{KO}}(r_1, n_{\text{KO}}), y_{\text{KO}}(r_1, n_{\text{KO}})), (x_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}}), y_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}}))\}_{(n_{\text{KO}}=0, \overline{N_{\text{KO}}-1})} = \\ & = f_I \left[\begin{aligned} & \left\{ \left((x_{\text{KO}}(r_1, n_{\text{KO}}), y_{\text{KO}}(r_1, n_{\text{KO}})), \right. \right. \\ & \left. \left. \left\{ D_{\text{OI}}(r_1, n_{\text{KO}}), D_{\text{SI}}(r_1, n_{\text{KO}}), D_{\text{RI}}(r_1, n_{\text{KO}}) \right\} \right\}_{(n_{\text{KO}}=0, \overline{N_{\text{KO}}(r_1)-1})} \right\}, \\ & \left\{ \left((x_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}}), y_{\text{KO}}(r_2, n_{\text{KO}})), \right. \right. \\ & \left. \left. \left\{ D_{\text{OI}}(r_2, n_{\text{KO}}), D_{\text{SI}}(r_2, n_{\text{KO}}), D_{\text{RI}}(r_2, n_{\text{KO}}) \right\} \right\}_{(n_{\text{KO}}=0, \overline{N_{\text{KO}}(r_2)-1})} \right\} \end{aligned} \right]. \end{aligned} \quad (11)$$

Модели определения расстояний до объектов и их размеров

Для реализации SLAM в системе нескольких БЛА, области обзора камер которых могут перекрываться, предлагается модель итеративного определения расстояний d_{O} до объекта и его размера s_{O} по стереопаре $(I(r_1), I(r_2))$, сформированной с помощью двух камер, установленных на двух БЛА и имеющих существенное (более 50 %) перекрытие областей обзора (ракурсы (r_1, r_2)), отличающаяся от известных моделей определения расстояний до объектов по стереопаре с фиксированной стереобазой d_{S} , использованием стереопары с переменной стереобазой $d_{\text{S}}(I(r_3))$, итеративно подбираемой с учетом расстояния до объекта и ошибки определения стереобазы $e_{\text{B}}(d_{\text{S}}(I(r_3)))$ по изображению БЛА известного размера на калибровочном изображении $I(r_3)$ за счет согласования положения второго БЛА, что позволяет уменьшить ошибки определения расстояния до объекта $e_{\text{d}}(d_{\text{O}})$ и его размера $e_{\text{S}}(d_{\text{O}})$:

$$\begin{cases} (d_o, s_o) = f(f_s(I(r_1), I(r_2)), d_s(I(r_3))), \\ \min(e_d(d_o)), \\ d_s(I(r_3)) = \arg(\min(e_b(d_s(I(r_3))))), \end{cases} \quad (12)$$

где $f_s(I(r_1), I(r_2))$ – функция вычисления смещения объекта на изображении $I(r_2)$, получаемого от второго БЛА, относительно изображения $I(r_1)$.

Заключение

Разработаны общие модели одновременной локализации и построения карты, позволяющие повысить точность определения координат одного или нескольких БЛА вертолетного типа, оснащенных многокамерными видеосистемами, и объектов трехмерных карт окружения при отсутствии сигналов навигационной системы и управления.

Благодарности. Работа выполнена при поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (БРФФИ) и Национального фонда естественных наук Китая (НФЕНК) в рамках проекта T25КИ-054 «Технология многокамерной локализации и построения карты открытого пространства».

MODELS OF SIMULTANEOUS LOCALIZATION AND MAP CONSTRUCTION OF OPEN SPACE OF UAVS USING A MULTI-CAMERA VIDEO SYSTEM

S.I. SIROTKA, J. MA, M.I. ZORKO, S.V. LITVINOV, V.YU. TSVIATKOU

Abstract. The problem of simultaneous localization and mapping (SLAM) of an unmanned aerial vehicle (UAV) equipped with a multi-camera video system or a network of UAVs equipped with single-camera or multi-camera video systems is considered. General models for the formation of three-dimensional maps of the surrounding space, detection, feature extraction and identification of objects, determination of distances to objects and their sizes are proposed. The advantage of using high-level geometric and semantic objects compared to low-level objects (points) for localization and mapping is shown.

Keywords: helicopter-type UAV, simultaneous localization and environment mapping, SLAM, multi-camera video system.

Список литературы

1. Thrun S., Burgard W., Fox D. Probabilistic robotics. MIT Press, 2005.
2. <https://uvr.aero/ru/what-we-do-ru/>.
3. Конопелько В.К., Цветков В.Ю. Формирование и обработка образов в помехоустойчивом кодировании и передаче изображений. Минск: Бестпринт, 2015.
4. Журавлёв А.А., Цветков В.Ю. // Информатика. 2014, С. 85–96.
5. Lowe D. // IJCV. 2004. Vol. 60. P. 91–110.
6. Bay H., Tuytelaars T., Gool L.V. // Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision (ECCV'06), ser. Lecture Notes in Computer Science. 2006. 3951. P. 404–410.