

К. ДОЕР, Г. Ф. ТРОММЕР

АЛГОРИТМ РАДИОЛОКАЦИОННОЙ ИНЕРЦИАЛЬНОЙ ОДОМЕТРИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕСКОЛЬКИХ РАДАРОВ И КОРРЕКЦИЕЙ ПО КУРСОВОМУ УГЛУ

Для навигации автономных роботов необходима робастная и точная система навигации, работающая в режиме реального времени. В таких сложных условиях, как пропадание сигналов глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС) и плохая видимость (темнота, туман, дым или прямой солнечный свет), методы на основе технического зрения не могут обеспечить надежную навигацию. В связи с этим возникает необходимость использовать инерциальные датчики и частотно-модулированные радары непрерывного излучения, не подверженные влиянию таких факторов. В работе предлагается система с несколькими одновременно работающими миллиметровыми радарными каналами. Калибровка измерительного канала каждого радара производится в процессе решения задачи. На основе данных одного радиолокационного обзора (далее – скана) осуществляется совместная обработка измерений трехмерной собственной скорости и курсового угла, определяемого исходя из предположения о манхэттенской геометрии окружающего пространства. Представлен подробный анализ работы алгоритма по реальным данным. Показано, что алгоритм радиолокационной инерциальной одометрии (РИО) превосходит по качеству работы современный метод стереовизуальной инерциальной одометрии (ВИО), поскольку обеспечивает работу при плохой видимости и требует меньших вычислительных ресурсов.

Ключевые слова: радиолокационная инерциальная одометрия, навигационная система, автономные роботы.

1. Введение

Навигация автономных роботов требует наличия робастной и точной системы навигации, функционирующей в режиме реального времени. В частности, для навигации беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) необходимо их надежное позиционирование в трехмерном пространстве. При работе под открытым небом во многих случаях можно использовать сигналы ГНСС, однако в помещении требуются другие

Доер Кристофер. Институт систем управления, Технологический институт Карлсруэ (Германия).
Троммер Герт Франц. Профессор, Институт систем управления, Технологический институт Карлсруэ.
Действительный член международной общественной организации «Академия навигации и управления движением».

Статья по докладу на XXVIII Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам, 2021.

Научные редакторы перевода: к.т.н. Б.С. Ривкин, чл.-корр. РАН О.А. Степанов.

навигационные методы. Решаемая в статье задача состоит в разработке алгоритма для проведения поисково-спасательных операций, доставки, наблюдений и технического обслуживания в помещении, где сигналы ГНСС недоступны.

В большинстве навигационных алгоритмов, работающих в условиях пропадания сигнала ГНСС, применяются визуальные датчики – видеокамеры или лидары. Обычно они интегрируются с инерциальными датчиками для получения высокоточной оценки вектора состояния системы. При навигации БПЛА хорошие результаты показывает алгоритм ВИО [1–3], однако для его реализации требуются хорошая освещенность и наличие большого количества ориентиров в пространстве, причем в условиях плохой видимости (в темноте) он не работает. В темноте можно использовать активные датчики (например, стробоскопический источник света) или лидары, хотя и они отказывают в условиях тумана или дыма. Таким образом, существующие алгоритмы не подходят для навигационной системы, работающей в условиях слабой видимости. Недавно был предложен новый метод термоинерциальной одометрии, который использует данные о температуре объектов [4–6]. Для работы в помещении он также не является оптимальным, так как часто температурные градиенты очень малы, в силу чего в исследуемом пространстве содержится мало ориентиров, и необходимо использовать новые методики, чтобы обеспечить робастную оценку состояния.

Подходящими датчиками для таких сложных условий являются радары, в том числе частотно-модулированные радары непрерывного излучения (FMCW-радары), которые часто используются в автомобильных приложениях, поскольку не так сильно подвержены внешним влияниям [7]. В их разработке был достигнут большой прогресс, и в настоящее время выпускаются малогабаритные и очень легкие датчики (весом менее 50 г), которые, как было показано в наших предыдущих работах [8, 9], хорошо подходят для навигации малых БПЛА. Алгоритм навигации с помощью радаров на основе сопоставления последовательных сканов в помещении работает не очень хорошо вследствие отражений и появления паразитных изображений. Более перспективными представляются так называемые мгновенные технологии. Они позволяют оценивать скорость радара по одному скану с использованием данных об угле прихода сигнала и доплеровских скоростях. В алгоритме РИО интегрируются данные радара и инерциальных датчиков, которые оказываются более робастными и точными [8, 10–12]. Бездрейфовые данные радара о собственной скорости и оперативные, но подверженные дрейфу данные инерциальных датчиков эффективно дополняют друг друга. Эффективной, особенно на более долгих прогонах (более 200 с), оказалась также коррекция по курсовому углу, осуществляемая на основе предположения о манхэттенской геометрии и компенсирующая присущий ему дрейф [9], см. рис. 1.

В данной работе мы суммируем наши предыдущие исследования по основанному на фильтрации алгоритму РИО [8, 9, 11] и одновременно впервые используем комплексирование данных нескольких радаров. В процессе решения задачи также уточняются отстояния начала отсчета системы координат (СК), задающей положение каждого из радаров, от начала отсчета СК инерциального измерительного модуля (ИИМ) и их взаимные положения по углам ориентации. Таким образом, не требуется предварительная высокоточная калибровка измерительных каналов радаров и в то же время обеспечивается возможность учета небольших отклонений параметров системы. Кроме того, на основе предположения о манхэттенской геометрии производится коррекция по курсовому углу, которая обладает тем преимуществом, что использует

измерения, полученные не от одного радара, а от нескольких. К новым результатам, достигнутым в настоящем исследовании, можно отнести следующие:

- разработку алгоритма РИО на основе фильтрации для комплексирования инерциальных данных и данных от нескольких радаров, включая онлайн-калибровку и коррекцию по курсовому углу на основе предположения о манхэттенской геометрии;
- детальный анализ алгоритма, предназначенного для работы в помещении – офисном здании в несколько этажей с мебелью, лабораторией и мастерской;
- сравнение на одном наборе данных предложенного алгоритма с алгоритмом ВИО, превосходящего ВИО даже в благоприятных для него условиях видимости;
- реализацию фильтра в C++ и размещение в интернете вместе с эталонными наборами данных, полученных в процессе решения задачи в помещении (<https://github.com/christoferdoer/rio>).

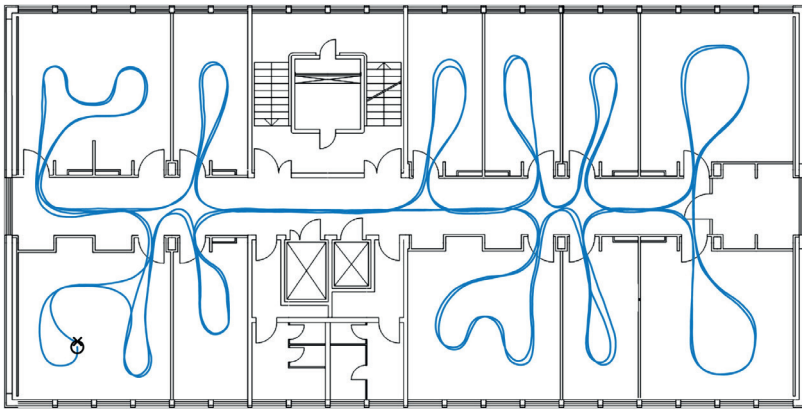


Рис. 1. Результат, полученный алгоритмом РИО (синяя линия) при длинном проходе в помещении (425 м, 389 с); одна траектория пройдена два раза. Начальное положение совпадает с конечным (показаны крестиком и кругом соответственно). Достигнута итоговая погрешность определения положения 0,25 м, что составляет менее 0,1% от пройденного пути

Статья имеет следующую структуру: сначала рассматриваются работы по исследуемой тематике, затем описывается подробная схема навигационного фильтра, наконец, производится оценка экспериментальных результатов.

2. Работы по исследуемой тематике

Навигация по данным радаров вызывает большой интерес научного сообщества. Представлены различные типы радаров: однолучевые [13], сканирующие [14–16] и однокристалльные миллиметровые датчики [8, 10–12, 17].

В исследовании [13] для навигации БПЛА используется однолучевой радар непрерывного излучения с линейной частотной модуляцией. В предлагаемом алгоритме, однако, требуется, чтобы БПЛА летел над местностью по прямолинейной траектории, т.е. он не подходит для навигации в помещении.

В работах [14–16] были получены впечатляющие результаты с применением FMCW-радаров. С их помощью радиолокационный обзор выполняется путем вращения узкого однолучевого радара аналогично двумерным лазерным сканерам. Поскольку эти датчики не малогабаритные и тяжелые, они используются в основ-

ном в автомобильных приложениях. Нам же требуется миниатюрный легкий датчик, который можно установить на маленький БПЛА. С этой целью можно использовать однокристалльные миллиметровые радары. Такие датчики использовались в недавних исследованиях [8–12, 17].

Существует несколько алгоритмов навигации по данным миллиметровых радаров на основе сопоставления сканов и оценок мгновенной скорости, а также при их комбинированном использовании. В первом случае для оценки собственного движения сопоставляются последовательно получаемые сканы [15–18]. Обычно радарные сканы бывают зашумленными, содержат выбросы, и для достижения точных результатов необходимо применять сложную вычислительную обработку.

Данные об угле прихода сигнала и доплеровской скорости позволяют оценить собственную скорость радара на основе одного скана [10, 11, 19], поэтому такой алгоритм называется мгновенным. Мгновенные алгоритмы очень эффективны и после исключения выбросов с помощью алгоритма RANSAC обеспечивают робастную оценку собственного движения [10, 11, 19].

Алгоритм РИО считается наиболее перспективным для радиолокационной навигации. Его применение в 3D-навигации исследовано в [8, 10–12], где показано, что за счет ряда дополнительных свойств он с очевидностью превосходит чисто радарные методики. В работе [10] рассматривается задача оптимальной оценки только собственной скорости с использованием скользящего интервала. В [12] для сопоставления сканов и оценки вектора состояния предлагается применять глубокие нейронные сети. В [17] сопоставление сканов выполнено с помощью рекуррентной нейронной сети, а комплексирование данных датчиков – с помощью ансамблевого фильтра Калмана. Поскольку нужно построить алгоритм, подходящий для онлайн-навигации, с применением встроенного компьютера с ограниченными ресурсами, алгоритмы на основе нейронных сетей не годятся, так как они обычно требуют специализированной аппаратуры для работы в реальном времени. В предыдущих исследованиях мы предлагали алгоритм РИО на основе фильтрации [11], для которого была разработана процедура онлайн-калибровки [8]. Для компенсации накапливающегося дрейфа по курсовому углу также предложена коррекция на основе предположения о манхэттенской геометрии [9]. Следует отметить, что во всех вышеупомянутых алгоритмах используется только один радар.

В настоящей статье предлагается доработать схему, предложенную в [8, 11, 20], с тем чтобы иметь возможность одновременно использовать несколько радаров. Это обеспечивает более точную и робастную оценку вектора состояния. Калибровка мультирадарной схемы производится в процессе решения задачи, что исключает необходимость предварительной высокоточной калибровки. В рассматриваемой мультирадарной схеме предлагается коррекция по курсовому углу на основе предположения о манхэттенской геометрии, что обеспечивает долговременную стабильность одометрии.

3. Навигационный фильтр

В настоящем разделе рассматривается предлагаемый навигационный фильтр. Комплексирование данных производится с помощью обобщенного фильтра Калмана (ОФК) с описываемым ниже вектором состояния для погрешностей системы. Кроме того, результаты, полученные в предыдущих работах [8, 9, 11], обобщаются на случай одновременного комплексирования данных нескольких радаров.

3.1. Обозначения

В статье используются следующие обозначения. Скалярные величины обозначаются строчными буквами с курсивным начертанием, например n , константы – прописными буквами (L). Матрицы обозначаются прописными буквами с полужирным начертанием (\mathbf{P}), векторы – строчными буквами (\mathbf{x}) с полужирным начертанием. Вектор \mathbf{v} в СК $\{ \}^a$ записывается в виде \mathbf{v}^a , а матрица поворота $\{ \}^a$ в $\{ \}^b$ – в виде \mathbf{C}_a^b . Связанная с корпусом СК $\{ \}^b$ задается ИИМ. Используется навигационная СК в качестве глобальной с обозначением $\{ \}^n$. Повороты моделируются кватернионами (\mathbf{q}) по гамильтонову определению или матрицами поворота (\mathbf{C}).

Погрешности в скалярных и векторных величинах определяются как

$$x = \hat{x} - \tilde{x}, \quad \mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}} - \tilde{\mathbf{x}}, \quad (1)$$

где x – истинное значение величины, а \hat{x} и \tilde{x} представляют собой соответственно ее оценку и погрешность определения. Повороты определяются с помощью кватернионов, описываемых следующими соотношениями:

$$\mathbf{q} = \tilde{\mathbf{q}} \otimes \hat{\mathbf{q}}, \quad \tilde{\mathbf{q}} \approx \left[1 \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{\theta}}^T \right]^T, \quad (2)$$

где \mathbf{q} – истинный кватернион, $\hat{\mathbf{q}}$ – оценка кватерниона, $\tilde{\mathbf{q}}$ – погрешность знания кватерниона, \otimes – знак умножения кватернионов [21], $\tilde{\boldsymbol{\theta}}$ – погрешность эйлера угла.

3.2. Вектор состояния системы

Вектор состояния системы в базовом варианте в момент времени k определяется как

$$\mathbf{x}_{k, \text{баз}} = \left[\mathbf{x}_{k, \text{ИИМ}}^T \quad \mathbf{x}_{k, \text{радары}}^T \right]^T, \quad (3)$$

где $\mathbf{x}_{k, \text{ИИМ}}$ – вектор состояния для ИИМ и $\mathbf{x}_{k, \text{радары}}$ – для радаров, определяющий их привязку к СК, задаваемой ИИМ. Вектор $\mathbf{x}_{k, \text{ИИМ}}$ имеет вид:

$$\mathbf{x}_{k, \text{ИИМ}} = \left[\mathbf{p}^{n, T} \quad \mathbf{v}^{n, T} \quad \mathbf{q}_b^{n, T} \quad \mathbf{b}_a^{b, T} \quad \mathbf{b}_g^{b, T} \quad \mathbf{b}_b^b \right]^T, \quad (4)$$

где \mathbf{p}^n – погрешность положения, \mathbf{v}^n – погрешность скорости, \mathbf{q}_b^n – погрешность ориентации, оцениваемые в навигационной СК, \mathbf{b}_a^b – смещение нулей акселерометров, \mathbf{b}_g^b – смещение нулей гироскопов, \mathbf{b}_b^b – смещение нуля барометра (необязательный компонент). Имея набор из L радаров, можно описать вектор $\mathbf{x}_{k, \text{радары}}$ следующим образом:

$$\mathbf{x}_{k, \text{радары}} = \left[\mathbf{x}_{k, \text{радар}, 1}^T \cdots \mathbf{x}_{k, \text{радар}, L}^T \right]^T, \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_{k, \text{радар}, l} = \left[\mathbf{l}_{br, l}^{b, T} \quad \mathbf{q}_{r, l}^{b, T} \right]^T, \quad (6)$$

где $\mathbf{l}_{br, l}^{b, T}$ – погрешность знания отстояния начала отсчета СК $\{ \}^r$ радара l от начала отсчета СК $\{ \}^b$ и $\mathbf{q}_{r, l}^{b, T}$ – кватернион поворота из СК $\{ \}^r$ радара l в связанную СК $\{ \}^b$.

Из сказанного следует, что вектор состояния ОФК включает подвектор номинального состояния (3) и подвектор погрешностей. Как описано в работе [11], подвектор

номинального состояния прогнозируется с использованием уравнений для бесплатформенных систем. Подвектор погрешностей не прогнозируется, поскольку он равен нулю, так как проводится коррекция номинального состояния после каждого обновления фильтра. В самом ОФК обновляется только подвектор погрешностей и затем запускается коррекция номинального состояния.

3.3. Расширение вектора состояния

Обработка данных датчиков с запаздыванием производится методом стохастического клонирования [22]. Низкоуровневый сигнал радара обрабатывается в чипе радара. Таким образом, полученные с радаров сканы имеют различные по времени смещения, которые зависят от размеров скана. Как уже отмечалось, разрабатываемая реализация предназначена для онлайн-навигации и при динамическом движении, а значит, нужна навигационная система, работающая в режиме реального времени. Соответственно, отсроченная обработка (например, на 100 мс) недопустима. Каждый радар запускается с помощью специального аппаратного триггерного сигнала, поэтому известна точная временная метка. По каждому триггерному сигналу l -го радара вектор состояния системы (3) расширяется:

$$\mathbf{x}_{k, \text{расшир.}} = \left[\mathbf{x}_{k, \text{НИМ}}^T \quad \mathbf{x}_{\{\text{полн., сокр.}\}, l}^T \right]^T. \quad (7)$$

В статье рассматриваются два варианта расширения вектора состояния. Полная его версия (полный вектор состояния) содержит следующие компоненты [8]:

$$\mathbf{x}_{\text{полн.,}l} = \left[\mathbf{p}^{n,T} \quad \mathbf{v}^{n,T} \quad \mathbf{q}_b^{n,T} \quad \mathbf{b}_g^{b,T} \quad \mathbf{l}_{br,l}^{b,T} \quad \mathbf{q}_{r,l}^{b,T} \right]^T. \quad (8)$$

Сокращенное состояние допускает, что смещение гироскопа \mathbf{b}_g^b и компоненты $(\mathbf{l}_{br,l}^b \quad \mathbf{q}_{r,l}^b)$ неизменны в течение временного запаздывания. Таким образом, сокращенная версия вектора состояния определяется как

$$\mathbf{x}_{\text{сокр.,}l} = \left[\mathbf{p}^{n,T} \quad \mathbf{v}^{n,T} \quad \mathbf{q}_b^{n,T} \right]^T. \quad (9)$$

Аналогичным образом расширяется матрица ковариаций в зависимости от вида вектора состояния:

$$\mathbf{P}_{k, \text{расшир.}} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_N & \\ & \mathbf{J}_{\{\text{полн., сокр.}\}} \end{bmatrix} \mathbf{P}_k \begin{bmatrix} \mathbf{I}_N & \mathbf{J}_{\{\text{полн., сокр.}\}} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$\mathbf{J}_{\text{полн.}} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_9 & \mathbf{0}_{9 \times 3} & \mathbf{0}_{9 \times 3} & \mathbf{0} & \mathbf{0}_{9 \times 6} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}_{6 \times 9} & \mathbf{0}_{6 \times 3} & \mathbf{0}_{6 \times 3} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_6 & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$\mathbf{J}_{\text{сокр.}} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_9 & \mathbf{0} \end{bmatrix}. \quad (12)$$

После завершения коррекций системы с использованием ОФК расширенное состояние исключается из обработки для повышения ее скорости.

4. Коррекция скорости радара

Модель коррекции скорости радара состоит из двух основных этапов: оценки скорости и ее коррекции с помощью ОФК. Ниже приводится краткое описание этих этапов, более подробно о них см. в наших предыдущих работах [8, 11]. Для построения модели требуются скан, содержащий данные о положениях целей или объектов, и информация об относительной скорости каждого объекта.

4.1. Оценка собственной скорости радара

Если точка \mathbf{p}^r скана имеет доплеровскую скорость v_d , то для скорости радара \mathbf{v}^r , подлежащей определению, справедливо соотношение

$$-v_d = \frac{\mathbf{p}^r}{\|\mathbf{p}^r\|} \cdot \mathbf{v}^r \quad (13)$$

$$= \mathbf{r}^r \cdot \mathbf{v}^r \quad (14)$$

$$= r_x^r v_x^r + r_y^r v_y^r + r_z^r v_z^r. \quad (15)$$

Если мы имеем N измерений, то с учетом (15) можно записать:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} -v_{d,1} \\ -v_{d,2} \\ \vdots \\ -v_{d,N} \end{bmatrix}}_{\mathbf{y}^r = \mathbf{H} \mathbf{v}^r} = \underbrace{\begin{bmatrix} r_{x,1} & r_{y,1} & r_{z,1} \\ r_{x,2} & r_{y,2} & r_{z,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{x,N} & r_{y,N} & r_{z,N} \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}} \begin{bmatrix} v_x^r \\ v_y^r \\ v_z^r \end{bmatrix}. \quad (16)$$

Поскольку окружающая среда не может быть признана статичной и для радарных сканов характерны выбросы, уравнение (16) решается [11] с помощью трехточечного алгоритма RANSAC [23]. На основе данных (16) получаем оценку собственной скорости радара $\hat{\mathbf{v}}^r$ и матрицу ковариаций \mathbf{P}_r [24]:

$$\mathbf{P}_r = \frac{(\mathbf{e}\mathbf{e}^T)(\mathbf{H}^T\mathbf{H})^{-1}}{\dim(\mathbf{y}^r) - 3}, \quad (17)$$

в которой

$$\mathbf{e} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{v}}^r - \mathbf{y}^r, \quad (18)$$

где \mathbf{H} определяется из выражения (16).

4.2. Коррекция скорости

С использованием полученной оценки собственной скорости l -го радара осуществляется ее коррекция с помощью ОФК следующим образом. Привлекая оценку вектора состояния системы, задаваемого равенством (3) (далее этот факт помечается знаком $\hat{}$), и измерения угловой скорости ω_m^b , запишем уравнение для ожидаемой оценки скорости l -го радара [8]:

$$\hat{\mathbf{v}}_l^r = \hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T} \left(\hat{\mathbf{C}}_{b,l}^{n,T} \hat{\mathbf{v}}_l^n + \left[\boldsymbol{\omega}_m^b - \hat{\mathbf{b}}_{g,l}^b \right] \times \hat{\mathbf{l}}_{br,l}^b \right) \quad (19)$$

$$= \hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T} \left(\hat{\mathbf{v}}_l^b + \hat{\mathbf{v}}_{l,\omega}^b \right). \quad (20)$$

Если для вектора состояния используется формула (8), все компоненты системы (19) являются частью клонированного состояния $\mathbf{x}_{\text{полн.},l}$. Если используется формула (9), соответствующая сокращенному вектору состояния, компоненты $\hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T}$, $\hat{\mathbf{b}}_{g,l}^b$, $\hat{\mathbf{l}}_{br,l}^b$ в (19) соответствуют базовому состоянию системы (3) и только $\hat{\mathbf{v}}_l^n$ и $\hat{\mathbf{C}}_{b,l}^{n,T}$ входят в сокращенное клонированное состояние $\mathbf{x}_{\text{сокр.},l}$.

Используя погрешность (2), можем получить невязку в виде разности ожидаемой скорости радара $\hat{\mathbf{v}}_l^r$ и измеренной скорости $\mathbf{v}_{m,l}^r$:

$$\mathbf{r}_{v,l} = \hat{\mathbf{v}}_l^r - \mathbf{v}_{m,l}^r. \quad (21)$$

Линеаризация невязки $\mathbf{r}_{v,l}$ порождает якобиан $\mathbf{H}_{v,l,\text{полн.}}$:

$$\mathbf{H}_{v,l,\text{полн.}} = \left[\mathbf{0}, \mathbf{H}_{v,l}, \mathbf{H}_{\theta_b^n,l}, \mathbf{H}_{bg,l}, \mathbf{H}_{l_{br,l}^b}, \mathbf{H}_{\theta_r^b,l}, \mathbf{0} \right], \quad (22)$$

где $n_1 = 16 + 18(l - 1)$ и $n_2 = 18 - (L - l)$.

При этом компоненты (22) определяются как [8]

$$\mathbf{H}_{v,l} = \hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T} \hat{\mathbf{C}}_{b,l}^{n,T}, \quad (23)$$

$$\mathbf{H}_{\theta_b^n,l} = \hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T} \hat{\mathbf{C}}_{b,l}^{n,T} \left[\hat{\mathbf{v}}_l^n \right] \times, \quad (24)$$

$$\mathbf{H}_{bg,l} = -\hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T} \left[\hat{\mathbf{l}}_{br,l}^b \right] \times, \quad (25)$$

$$\mathbf{H}_{l_{br,l}^b} = \hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T} \left[\boldsymbol{\omega}_{nb,l}^b \right] \times, \quad (26)$$

$$\mathbf{H}_{\theta_r^b,l} = \hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T} \left[\hat{\mathbf{C}}_{b,l}^{n,T} \hat{\mathbf{v}}_l^n + \left[\boldsymbol{\omega}_m^b - \hat{\mathbf{b}}_{g,l}^b \right] \times \hat{\mathbf{l}}_{br,l}^b \right] \times, \quad (27)$$

а кососимметричная матрица рассчитывается следующим образом:

$$\left[\mathbf{v} \right] \times = \begin{bmatrix} 0 & -v_z & v_y \\ v_z & 0 & -v_x \\ -v_y & v_x & 0 \end{bmatrix}. \quad (28)$$

При использовании сокращенного вектора состояния радара $\hat{\mathbf{C}}_{r,l}^{b,T}$, $\hat{\mathbf{b}}_{g,l}^b$, $\hat{\mathbf{l}}_{br,l}^b$ соответствуют, как указано выше, базовому вектору состоянию (3). В конце процедуры для исключения выбросов проводится проверка по расстоянию Махаланобиса.

В соответствии с [20] дрейф $\mathbf{b}_{g,z}^b$ по курсовому углу плохо наблюдаем по модели (19) определения скорости радара. При $l_{br,l}^{b,T} = 0,1$ м и погрешности знания скорости изменения курсового угла $0,25^\circ/\text{с}$ погрешность, наведенная в $\mathbf{v}_{l,\omega}^b$, составит $0,43$ мм/с. Такие погрешности скорости гораздо ниже погрешностей используемого нами датчика (~ 80 мм/с). Таким образом, для долговременной высокоточной одометрии обязательна коррекция по курсовому углу, чему и посвящен следующий раздел.

5. Коррекция по курсовому углу

Коррекция по курсовому углу основана на фундаментальном принципе осуществляемых радаром измерений: он способен измерять расстояния до плоскостей с гладкой поверхностью и хорошими отражающими свойствами. Следовательно, ориентацию (крен и тангаж) такой плоскости можно определить по азимуту и углу места соответствующей точки радарного скана. Формулируя допущения о параметрах окружающего пространства, мы основываемся на этом фундаментальном свойстве. При этом в сравнении с нашей предыдущей работой [9] мы усовершенствовали режим работы по курсовому углу.

5.1. Допущения об окружающем пространстве

Положим, что окружающее пространство строго соответствует двумерному манхэттенскому представлению о нем, в частности это обеспечивается в помещениях, стены которых ортогональны друг другу. Кроме того, объекты с плоскими поверхностями: мебель, двери, окна – обычно расположены параллельно стенам. Все плоскости, отвечающие признакам манхэттенской геометрии, далее называются манхэттенскими. Далее допустим, что все манхэттенские плоскости, в частности стены, вертикально ориентированы по вектору силы тяжести. Дополнительные объекты, например мебель, также соответствуют этому предположению. Наконец, в нашем случае вводится допущение о постоянном манхэттенском угле γ_0 . Этот угол $\gamma_0 \in [0, \pi/2]$ обозначает положение по курсу навигационной СК в манхэттенском пространстве. Он ограничен указанным диапазоном в силу исходной неопределенности. Мы предполагаем, что пространство неизвестно, поэтому угол γ_0 определяется на этапе инициализации решения задачи, после чего формулируется гипотеза о принципе измерения курсового угла и выполняется соответствующая его коррекция. На рис. 2 показаны отдельные этапы модели коррекции с использованием введенных выше допущений. Сначала по радарному скану и состоянию фильтра производится предварительный выбор объектов (целей), используемых для решения задачи. Затем происходит инициализация γ_0 или выработка измерения курсового угла $\psi_{радар}^n$. Эти шаги будут подробно изложены ниже.

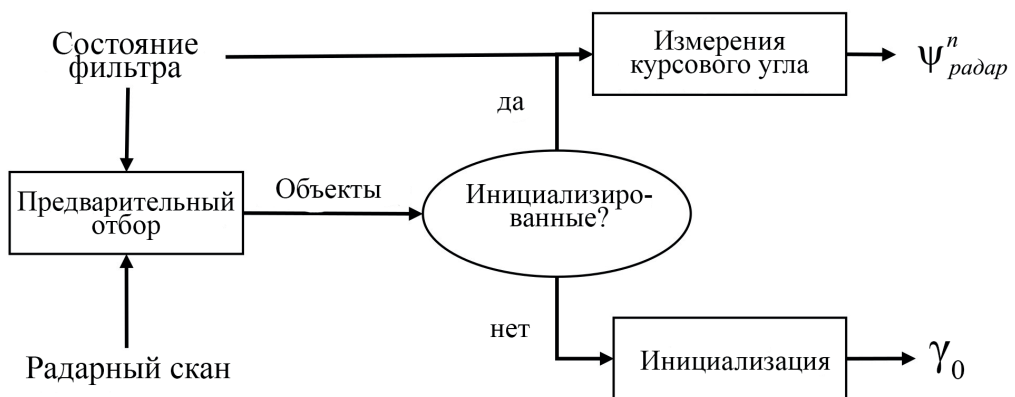


Рис. 2. Блок-схема модели обработки курсового угла

5.2. Предварительный отбор объектов

Этап предварительного отбора состоит из нескольких эвристических процедур. Для удаления объектов, которые расположены далеко или характеризуются низким отношением «сигнал–шум», применяются соответствующие фильтры. Дополнительно налагается ограничение по движению, чтобы обеспечить отбор объектов только при движении радара в пространстве. Далее все оставшиеся объекты оцениваются по их ориентации по отношению к вектору силы тяжести. Сначала точка $\mathbf{p}^{r,l}$ скана l -го радара переводится в горизонтальную СК $\{ \}^s$, представляющую собой ориентированную по вектору силы тяжести связанную СК. С использованием углов крена θ^n и дифферента ϕ^n из уравнения состояния системы (3) получаем положение точки \mathbf{p}^s в стабилизированной СК:

$$\mathbf{p}^s = \mathbf{C}(\theta^n, \phi^n) \mathbf{C}_{r,l}^b \mathbf{p}^{r,l}. \quad (29)$$

После трансформации в сферические координаты получаем:

$$r_s = \sqrt{p_x^s p_x^s + p_y^s p_y^s + p_z^s p_z^s}, \quad (30)$$

$$\theta_s = \text{atan2}(p_y^s, p_x^s), \quad (31)$$

$$\phi_s = \text{atan2}(\sqrt{p_x^s p_x^s + p_y^s p_y^s}, p_z^s). \quad (32)$$

Таким образом, объект ориентирован по вектору силы тяжести, если соблюдается следующее условие:

$$|\phi_s| - \pi / 2 < \phi_{\text{порог}}. \quad (33)$$

5.3. Инициализация

Поскольку мы полагаем окружающее пространство неизвестным, необходимо инициализировать манхэттенский угол γ_0 . Обычно инициализация занимает всего 10-20 с. В течение этого времени курсовой угол оценивается исключительно по угловой скорости, вырабатываемой ИИМ. Мы полагаем, что на этом этапе дрейф по курсовому углу отсутствует. Затем мы выделяем все объекты, прошедшие этап предварительного отбора. Они переводятся в навигационную СК с помощью уравнения

$$\mathbf{p}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{C}_{r,l}^b \mathbf{p}^{r,l}. \quad (34)$$

Применяя (31), получаем угол азимута θ . Прибавляя $\pi/2$ к θ , получаем возможный угол манхэттенской плоскости. Возможные углы, отобранные за 10 с, показаны на рис. 3.

Далее рассчитывается гистограмма возможных углов и затем смещается таким образом, чтобы максимальный элемент находился на значении 45° . Это делается для того, чтобы улучшить последующую корреляцию. Смещенная гистограмма возможных углов с рис. 3, а показана на рис. 3, б.

Мы действуем, основываясь на предположении о манхэттенской геометрии пространства. Таким образом мы хотим найти смещение, при котором количество объектов, расположенных под углами $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ друг к другу, будет максимальным. Для этого мы используем на этих интервалах маску свертки с гауссовскими функ-

циями, как показано на рис. 3, в. Свертка гистограммы из рис. 3, а и этой маски дает результат, показанный на рис. 3, з. Угол, соответствующий максимуму этой кривой, понимается как начальное приближение манхэттенского угла. На последующем этапе уточнения отбираются все точки, значение манхэттенского угла в которых не превышает некоторый порог (например, 3°) вокруг начального приближения. Значение, соответствующее средней из этих точек, рассматривается в качестве значения манхэттенского угла γ_0 .

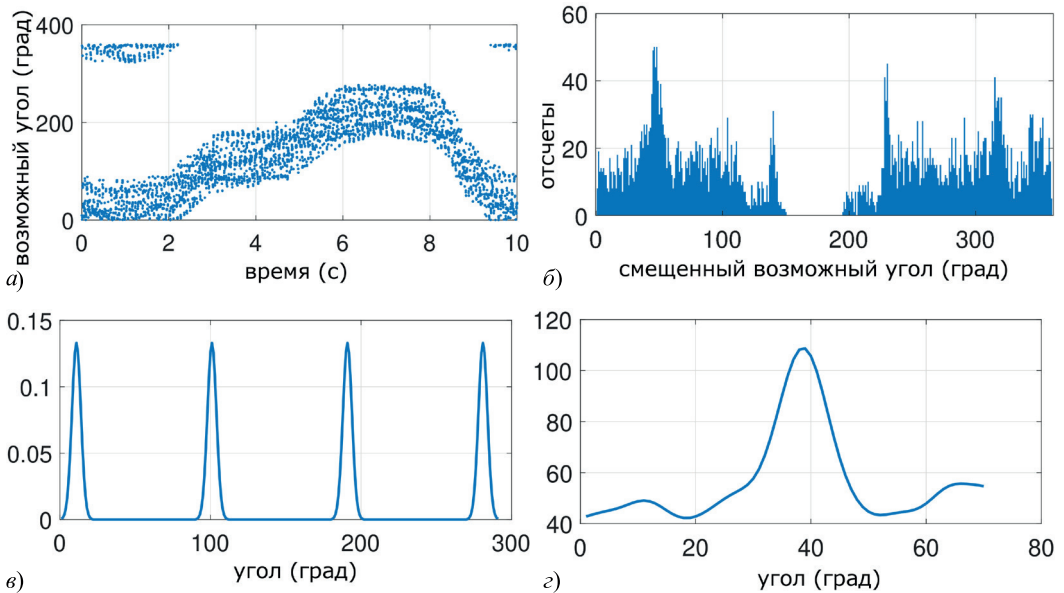


Рис. 3. Этапы процедуры инициализации манхэттенского угла по офисным данным с использованием трех радаров:
 а – возможные манхэттенские плоскости; б – гистограмма угла;
 в – маска свертки; з – результат свертки

5.4. Коррекция по курсовому углу

После инициализации приступаем к измерению курсового угла путем выбора наиболее вероятного объекта. Объекты, прошедшие предварительный отбор, переводятся в навигационную СК с помощью уравнения (34). Далее преобразование в сферические координаты с помощью (31) позволяет получить разницу манхэттенского угла d_m :

$$d_m = | \theta^n + \pi / 2 - \gamma_0 |, \quad (35)$$

приводимую к $\pm \pi/4$. Затем выбирается объект, при котором (35) минимально, и после этого с помощью радара осуществляется измерение курсового угла. Сначала точка \mathbf{p}' скана с использованием (33) переводится в горизонтальную СК, что после пересчета в сферические координаты с использованием (31) позволяет получить угол азимута $\theta^{смаб}$. После этого можно рассчитать значение курсового угла:

$$\psi_m = \theta^{смаб} + \gamma_0 + k \pi / 2, \quad (36)$$

где вследствие неопределенности $k \in \{0, 1, 2, 3\}$. Скаляр k рассчитывается по $\hat{\Psi}^n$ из фильтра.

Комплексообразование ψ_m , соответствующих ψ^n из состояния системы, не вызывает затруднений. Невязка рассчитывается в соответствии с соотношением

$$r_\psi = \hat{\Psi}^n - \psi_m, \quad (37)$$

а якобиан определяется равенством

$$\mathbf{H}_\psi = \begin{bmatrix} 0 & H_{\theta_{b,l}^a} & 0 & H_{\theta_{r,l}^b} & 0 \end{bmatrix}, \quad (38)$$

$$H_{\theta_{b,l}^a} = 1, \quad (39)$$

где $n_3 = 16 + 18(l - 1) + 6$ и $n_4 = 18 - (L - l)$ с учетом количества радиолокационных датчиков, равного L , и вида полного вектора состояния. В рамках такой постановки нами не учитываются члены, относящиеся к вращательной части калибровки радара $H_{\theta_{r,l}^b}$. Перед коррекцией по ОФК выбросы исключаются путем проверки по расстоянию Махаланобиса.

6. Результаты

6.1. Экспериментальная установка

Используемая в работе экспериментальная установка показана на рис. 4. Она содержит три FMCW-радара, видеокамеру Intel Realsense и ИИМ Analog Devices ADIS16448. Для точной временной синхронизации всех датчиков используется специальный микроконтроллер. Скорость обновления данных: 205 Гц (ИИМ), 30 Гц (стереокамера) и 10 Гц (радары).

Камера Intel Realsense формирует стереоизображения с разрешением 1280×720 пикселей. Она применяется для сравнения результатов работы предложенного алгоритма РИО и современного ВИО-алгоритма типа VINS, а также для формирования эталонных данных.

Используются два вида FMCW-радаров Texas Instruments: два прибора IWR6843AOP-EVM, направленных под углом около 45° налево и направо, и IWR6843RISK-EVM, направленный прямо. Модель IWR6843AOP имеет поле зрения 120° по азимуту и углу места, модель IWR6843RISK – 120° по азимуту и 30° по углу места. Оба типа радаров работают на частоте 60 ГГц и оснащены тремя передающими и четырьмя приемными антеннами. Характеристики радаров приведены в табл. 1. Обработка низкоуровневых сигналов радаров производится в чипе радара. Чтобы исключить интерференцию между радаром, используется множественный доступ с разделением каналов по времени.

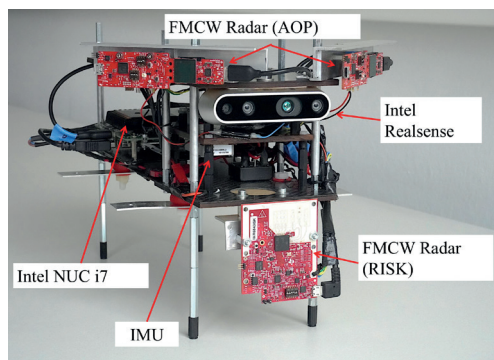


Рис. 4. Экспериментальная установка

Таблица 1

Параметры радаров, используемых в работе

Параметр	Значение
Стартовая частота	60 ГГц
Полоса пропускания	1,5 ГГц
Максимальная дальность	54 м
Максимальный размер сканирования	256 объектов
Погрешность определения дальности	0,11 м
Погрешность определения доплеровской скорости	0,13 м/с
Разрешение по азимуту	28° (AOP), 14° (RISK)
Разрешение по углу места	28° (AOP), 57° (RISK)

Информационный канал оценивается с помощью двух различных платформ: мощного компьютера Intel NUC i7 и маленького встроенного компьютера UpCore. Компьютер Intel NUC i7 оснащен четырехъядерным процессором Intel Core i7-8650U и оперативной памятью 16 ГБ, имеет форм-фактор 10×10 см и вес 220 г. Компьютер UpCore имеет четырехъядерный процессор Intel Atom x5-Z8350 и оперативную память 4 ГБ, форм-фактор 8,5×5,6 см, весит всего 90 г.

6.2. Наборы данных

Анализ работы предложенного алгоритма производится по нескольким наборам данных, записанных системой, приведенной на рис. 4. В данной статье мы использовали пространство в помещении. Всего представлено четыре набора данных: офисы, лаборатории, подвал и мастерская. Набор данных по офисам покрывает целый этаж здания нашего института, включая кабинеты и коридор, набор данных по лабораториям – целый этаж с несколькими лабораториями. В подвале расположено много коридоров и небольшое количество объектов, а в мастерской – множество объектов техники. Снимки всех наборов данных показаны на рис. 5. По всем помещениям было совершено несколько проходов для обеспечения долговременной оценки.

Таблица 2

Наборы данных

Помещение	Длина	Длительность	Кол-во контуров	Описание
Офисы	425 м	389 с	2	Офисы, целый этаж
Лаборатории	360 м	310 с	2	Лаборатории, конференц-зал, целый этаж
Подвал	220 м	325 с	3	Длинные коридоры
Мастерская	361 м	330 с	2	Оборудование, загроможденное пространство

Эталонные данные для всех наборов были сформированы при помощи алгоритма VINS [3] с возможностью замыкания контура при работе в стереорежиме. Мы выбрали

алгоритм VINS, так как, согласно [25], это один из самых точных открытых ВИО-алгоритмов. Для получения высокоточных эталонных данных мы во время проходов использовали частые замыкания контура с одновременным применением визуально-инерциального SLAM-алгоритма (Simultaneous Localization and Mapping – одновременная локализация и картографирование). Оценка качества работы алгоритма РИО производилось путем сопоставления полученных оценок траектории с эталонными данными, а данные о местоположении и курсовом угле сопоставлялись с применением технологии, приведенной в [26]. Наконец, с использованием программы *rpg_trajectory_evaluation* [27] рассчитывалось среднее квадратическое значение так называемой абсолютной погрешности смещения (Absolute Translation Error – ATE) эталонной и измеренной траекторий.



Рис. 5. Снимки всех четырех помещений. Сверху вниз: офисы, лаборатории, подвал и мастерская

6.3. Оценка работы алгоритма с помощью псевдоконтрольных данных

Сначала мы сравнили результаты, полученные с использованием алгоритма РИО с различными комбинациями радаров и алгоритма VINS [3] без замыкания контуров. Результат приведен в табл. 3. При применении РИО-алгоритма с одним радаром, направленным налево или направо, получены близкие результаты (среднее значение СКП оценки АТЕ – 0,31 и 0,35 м соответственно). При применении центрального радара точность оценивания параметров движения ухудшается, что в основном вызвано уменьшением поля зрения по углу места (у центрального радара – 30°, у левого/правого – 120°). Коррекции по зашумленным данным барометра неспособны повысить точность решения задачи позиционирования. Сравнение с алгоритмом VINS показывает, что при всех прогонах РИО-алгоритма с одним радаром средние значения СКП оценки АТЕ были ниже. При использовании нескольких радаров точность оценивания повышается, причем комбинации «левый–правый» и «левый–центральный–правый» дали практически идентичный результат. В обоих случаях достигнутые результаты превосходят результаты, полученные с помощью алгоритма VINS (РИО с комбинациями «левый–правый» и «левый–центральный–правый» – 0,25 м, VINS – 0,41 м).

Таблица 3

Сравнение результатов работы в помещении алгоритмов VINS со стереокамерой и без замыкания контура и РИО с коррекцией по курсовому углу и данным барометра.

Для каждого набора данных определялась среднеквадратическая погрешность (СКП) оценивания (м) величины АТЕ. Алгоритм РИО с несколькими радарными обеспечивает более точные результаты, чем с одним радаром, и значительно превосходит алгоритм VINS

Алгоритм	Используются радары	Офисы	Лаборатория	Подвал	Мастерская	Среднее значение
VINS	–	0,48	0,47	0,52	0,18	0,41
РИО	левый	0,18	0,21	0,56	0,28	0,31
	правый	0,18	0,62	0,29	0,30	0,35
	центральный	0,24	0,43	0,57	0,37	0,40
	левый–правый	0,14	0,18	0,45	0,22	0,25
	левый–правый–центральный	0,13	0,21	0,45	0,20	0,25

Далее мы сравнили точность работы модификаций алгоритма РИО с различными конфигурациями радаров. Это алгоритм РИО без дополнительных коррекций, РИО с коррекцией по курсовому углу и данным барометра в варианте с полным и сокращенным вектором состояния (см. раздел 3.3). Результаты были получены по всем четырем наборам данных. Средние значения погрешности оценивания величины АТЕ для всех прогонов представлены в табл. 4. Во всех модификациях РИО-алгоритма использование нескольких радаров повышает точность результатов, в то время как комбинации «левый–правый» и «левый–центральный–правый» обеспечивают примерно одинаковую точность. В модификации алгоритма с центральным радаром наибольшее повышение точности достигается за счет применения данных барометра. Модификации с полным и сокращенным вектором состояния (см. 3.3) дают практически идентичные результаты. Таким образом, допущения, сделанные в разделе, оказываются верными для реальных данных.

Т а б л и ц а 4

Анализ работы различных модификаций алгоритма РИО при различных конфигурациях радаров.
Работа каждой конфигурации оценивалась по всем четырем наборам данных; приводятся средние значения СКП оценивания величины АТЕ (м)

Модификация алгоритма РИО	Конфигурация радаров				
	Левый	Правый	Центральный	Левый–правый	Левый–центральный–правый
Без коррекции	0,47	0,42	1,09	0,4	0,39
Коррекция по курсовому углу	0,45	0,38	0,95	0,32	0,38
Коррекция по курсовому углу и данным барометра	0,31	0,35	0,4	0,25	0,25
Коррекция по курсовому углу с сокращенным вектором состояния	0,31	0,35	0,4	0,24	0,25

Примеры результатов при проходе по офисам и мастерским показаны на рис. 6, а, б. Оценки траекторий по алгоритму РИО с коррекцией по данным барометра и курсовому углу и с сокращенным вектором состояния при использовании трех датчиков отмечены синим цветом, эталонные данные – красным. В обоих наборах данных наблюдается очень низкий дрейф, так как оценка траектории хорошо согласуется с эталонными данными. Следовательно, можно сделать вывод, что алгоритм РИО подходит для высокоточной навигации в помещении.

Т а б л и ц а 5

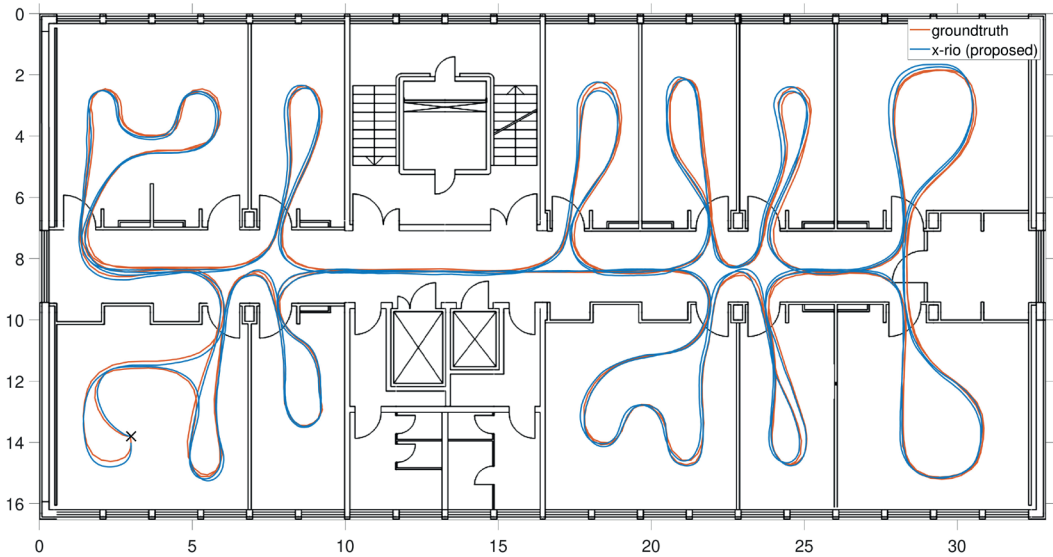
Коэффициенты реального времени для модификаций алгоритма РИО и разного количества радаров.

Продолжительность набора данных, деленная на время обработки полного набора данных. Результаты получены для Intel NUC i7 и Up Core (в скобках). Реализация C++ алгоритма РИО выполняется в несколько раз быстрее реального времени

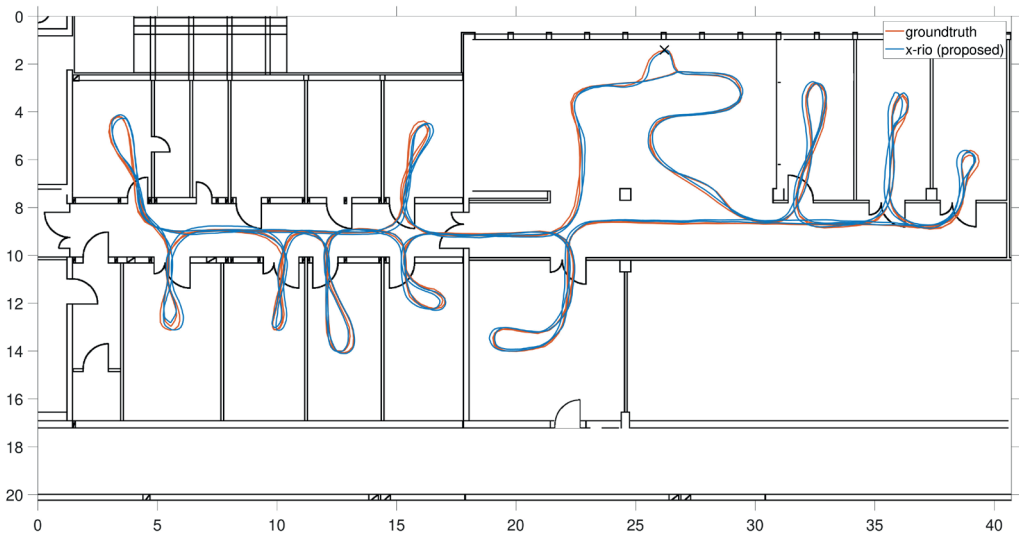
Модификация алгоритма РИО	Число радаров		
	1	2	3
Без коррекций	157, (24)	88, (13)	56, (8)
С коррекцией по курсовому углу	130, (22)	75, (11)	52, (7)
С коррекцией по курсовому углу и данным барометра	124, (19)	68, (10)	45, (6)
С коррекцией по курсовому углу и данным барометра с сокращенным вектором состояния	122, (21)	77, (12)	49, (7)

Произведен также сравнительный анализ всех модификаций алгоритма РИО с разным количеством радаров. В данном случае оценивался коэффициент реального времени – продолжительность набора данных, деленная на время обработки. При этом дополнительные вычислительные ресурсы были потрачены на съем и регистрацию данных датчиков. Мы реализовали алгоритм РИО на языке C++ с использованием тех-

нологии Eigen [28]. Коэффициенты реального времени перечислены в табл. 5. Они уменьшаются при уменьшении количества используемых радаров. Вместе с тем при модификации с полным вектором состояния и коррекцией по данным курсового угла и барометра коэффициент реального времени равен 45 при использовании компьютера Intel NUC и даже 5 при использовании встроенного компьютера UpCore. При формулировке с сокращенным вектором состояния время выполнения алгоритма сокращается примерно на 10% при сохранении прежней точности.



а) Набор данных, полученный при проходе по офисному зданию



б) Набор данных, полученный при проходе по мастерской

Рис. 6. Оценка траектории по алгоритму РИО (синяя линия) и эталонные данные (красная линия) на фоне карты офисов (вверху) и мастерской (внизу).

При помощи алгоритма РИО с применением трех радаров и коррекции по курсовому углу и данным барометра получены высокоточные результаты. Начальное и конечное положения показаны «крестиком»

7. Заключение

В статье представлен алгоритм РИО – методика радиолокационной инерциальной одометрии с использованием нескольких радаров на основе обобщенного фильтра Калмана. Оценка внешней калибровки (привязки радаров к ИИМ) мультирадарной установки производится онлайн. Сопоставление радарных сканов не требуется, так как оценка скорости радара и коррекция по данным курсового угла осуществляются на основе одного скана радара в предполагаемых условиях манхэттенской геометрии пространства.

Произведен анализ работы алгоритма РИО по нескольким наборам данных, собранных в различных реальных помещениях и покрывающих путь длиной 1366 м. Алгоритм РИО работает лучше при использовании двух или трех радаров, чем одного радара или стереовизуальной инерциальной одометрии. Предложенный алгоритм выполняется за период, который при наличии двух радаров короче реального времени в 77 раз, а при наличии трех радаров – в 49 раз. Качество работы радаров не ухудшается при плохой видимости, например в темноте или тумане, поэтому алгоритм РИО обеспечивает робастную и точную навигацию даже в сложных условиях.

В дальнейшей работе будет описано применение алгоритма РИО под открытым небом для онлайн-навигации БПЛА.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Bloesch, M., Omari, S., Hutter, M., and Siegwart, R.**, Robust visual inertial odometry using a direct EKF-based approach, *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2015, pp. 298–304.
2. **Sun, K., Mohta, K., Pfommer, B., Watterson, M., Liu, S., Mulgaonkar, Y., Taylor, C.J., and Kumar, V.**, Robust stereo visual inertial odometry for fast autonomous flight, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, vol. 3, no. 2, pp. 965–972.
3. **Qin, T., Li, P., and Shen, S.**, VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator, *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, vol. 34, no. 4, pp. 1004–1020.
4. **Khattak, S., Papachristos, C., and Alexis, K.**, Keyframe-based thermal-inertial odometry, *Journal of Field Robotics*, 2020, vol. 37, no. 4, pp. 552–579.
5. **Saputra, M.R.U., de Gusmao, P.P.B., Lu, C.X., Almalioğlu, Y., Rosa, S., Chen, C., Wahlstroem, J., Wang, W., Markham, A., and Trigoni, N.**, DeepTIO: A deep thermal-inertial odometry with visual hallucination, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, vol. 5, no. 2.
6. **Zhao, S., Wang, P., Zhang, H., Fang, Z., and Scherer, S.**, TP-TIO: A robust thermal-inertial odometry with deep thermalpoint, *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*.
7. **Dickmann, J., Klapstein, J., Hahn, M., Appenrodt, N., Bloecher, H., Werber, K., and Sailer, A.**, Automotive radar – The key technology for autonomous driving: From detection and ranging to environmental understanding, *2016 IEEE Radar Conference (RadarConf)*.
8. **Doer, C. and Trommer, G.F.**, Radar inertial odometry with online calibration, *2020 European Navigation Conference (ENC)*, 2020, pp. 1–10.
9. **Doer, C. and Trommer, G.F.**, Yaw aided radar inertial odometry using Manhattan world assumptions, *28th St. Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems (ICINS)*, 2021.
10. **Kramer, A., Stahoviak, C., Santamaria-Navarro, A., Aghamohammadi, A.-A., and Heckman, C.**, Radar-inertial ego-velocity estimation for visually degraded environments, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2020.
11. **Doer, C. and Trommer, G.F.**, An EKF-based approach to radar inertial odometry, *IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*, 2020, pp. 152–159.
12. **Lu, C.X., Saputra, M.R.U., Zhao, P., Almalioğlu, Y., de Gusmao, P.P.B., Chen, C., Sun, K., Trigoni, N., and Markham, A.**, Milliego: Single-chip mmWave radar aided egomotion estimation via deep sensor fusion, *Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, ser. SenSys '20, 2020.
13. **Quist, E.B. and Beard, R.W.**, Radar odometry on fixed-wing small unmanned aircraft, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, vol. 52, no. 1, pp. 396–410.

14. **Cen, S.H. and Newman, P.**, Precise ego-motion estimation with millimeter-wave radar under diverse and challenging conditions, *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, 2018, pp. 1–8.
15. **Aldera, R., De Martini, D., Gadd, M., and Newman, P.**, Fast radar motion estimation with a learnt focus of attention using weak supervision, *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2019, pp. 1190–1196.
16. **Park, Y. S., Shin, Y. S., and Kim, A.**, Pharaoh: Direct radar odometry using phase correlation, *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2020, pp. 2617–2623.
17. **Almalioglu, Y., Turan, M., Lu, C.X., Trigoni, N., and Markham, A.**, Milli-RIO: Ego-motion estimation with low-cost millimetre-wave radar, *IEEE Sensors Journal*, 2021, vol. 21, no. 3, pp. 3314–3323.
18. **Rapp, M., Barjenbruch, M., Dietmayer, K., Hahn, M., and Dickmann, J.**, A fast probabilistic ego-motion estimation framework for radar, *2015 European Conference on Mobile Robots (ECMR)*, 2015, pp. 1–6.
19. **Kellner, D., Barjenbruch, M., Klappstein, J., Dickmann, J., and Dietmayer, K.**, Instantaneous ego-motion estimation using Doppler radar, *Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, IEEE, 2013, pp. 869–874.
20. **Doer, C. and Trommer, G.F.**, Radar visual inertial odometry and radar thermal inertial odometry: Robust navigation even in challenging visual conditions, *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2021.
21. **Sola, J.**, *Quaternion kinematics for the error-state KF*, 2017.
22. **Roumeliotis, S.I. and Burdick, J.W.**, Stochastic cloning: A generalized framework for processing relative state measurements, *Proc. 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2002.
23. **Fischler, M.A. and Bolles, R.C.**, Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Communications of the ACM*, 1981.
24. **Ghilani, C.D.**, *Adjustment Computations: Spatial Data Analysis*, Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2017.
25. **Delmerico, J. and Scaramuzza, D.**, A benchmark comparison of monocular visual-inertial odometry algorithms for flying robots, *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2018, pp. 2502–2509.
26. **Umeyama, S.**, Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, vol. 13, no. 4, pp. 376–380.
27. **Zhang, Z. and Scaramuzza, D.**, A tutorial on quantitative trajectory evaluation for visual(-inertial) odometry, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2018.
28. **Guennebaud, G., Jacob, B. et al.**, *Eigen v3*, <http://eigen.tuxfamily.org>, 2010.

Doer, Ch. and Trommer, G.F. (Institute of Control Systems, Karlsruhe Institute of Technology (KIT), Karlsruhe, Germany)

x-RIO: Radar Inertial Odometry with Multiple Radar Sensors and Yaw Aiding, *Giroskopiya i Navigatsiya*, 2021, vol. 29, no. 4 (115), pp. 78–96.

Abstract. A robust and accurate real-time navigation system is crucial for autonomous robotics. In particular, GNSS denied and poor visual conditions are still very challenging as vision based approaches tend to fail in darkness, direct sunlight, fog or smoke. Therefore, we are taking advantage of inertial data and FMCW radar sensors as both are not affected by such conditions. In this work, we propose a framework, which uses several 4D mmWave radar sensors simultaneously. The extrinsic calibration of each radar sensor is estimated online. Based on a single radar scan, the 3D ego velocity and optionally yaw measurements based on Manhattan world assumptions are fused. An extensive evaluation with real world datasets is presented. We achieve even better accuracies than state of the art stereo Visual Inertial Odometry (VIO) while being able to cope with degraded visual conditions and requiring only very little computational resources.

Key words: Radar Inertial Odometry, navigation system, autonomous robotics.

Материал поступил 24.11.2021