

Алгоритм решения задачи одновременной локализации и построения карты на основе расширенного фильтра Калмана для платформ с механум-колесами

Дубов Дмитрий Михайлович

Национальный исследовательский университет «МЭИ»

магистр

Аннотация

Рассмотрен подход к решению проблемы построения модели окружающего пространства и задачи локализации для робота, обладающего шасси на механум-колесах, по данным бортового дальномера и одометра.

Ключевые слова: механум-колеса, расширенный фильтр Калмана, локализация, построение карты

The algorithm of solving an extended Kalman filter based simultaneous localization and mapping task for mechanum-wheeled platforms

Dubov Dmitriy Mikhailovich

National research university "MPEI"

master of science

Abstract

An approach to the solution of the problem of constructing a model of the surrounding space and the localization problem for a robot possessing a chassis on mechanum-wheels are considered, according to the onboard range finder and the odometer.

Key words: mechanum wheels, extended Kalman filter, SLAM

Введение

В настоящее время автономные мобильные роботы часто вынуждены заниматься построением карты местности и собственной локализацией. Для решения описанных выше задач роботы должны эффективно решать множество подзадач, в частности, обрабатывать информацию с использованием системы технического зрения и выбирать маршруты, при движении по которым можно собирать необходимую информацию, решать задачу навигации робота в неизвестной среде с препятствиями. Создано множество алгоритмов ориентации робота по маякам, или с использованием GPS и ГЛОНАС. Построение траектории робота по одометрической информации и сохранение карты, ассоциированной с траекторией, вообще говоря, не решает данную задачу из-за накапливающейся ошибки при интегрировании скоростей. При продолжительном движении расчетные

координаты робота, а значит, и сохраненная траектория движения значительно отличаются от реальных, следовательно, и карта с границами помещения и препятствиями в свою очередь становится нечеткой. Таким образом, появляется необходимость локализации робота одновременно по данным одометрии и дальномера. Эту проблему и решает SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) – метод одновременной локализации и построения карты, связывающий два независимых процесса в непрерывный цикл последовательных вычислений, при котором результаты одного процесса участвуют в вычислениях другого процесса.

Главными аспектами в построении карты являются представление данных об окружающей среде и интерпретация данных датчиков. Напротив, локализация – это проблема определения местоположения робота на построенной карте. На практике эти две проблемы не могут быть решены независимо друг от друга. Прежде чем робот сможет ответить на вопрос о том, как выглядит окружающая среда (исходя из серии наблюдений), он должен знать, где эти наблюдения были сделаны. В то же время трудно оценить текущее положение робота без карты.

Существуют разные способы решения задачи SLAM, такие как Graph-based SLAM, FastSLAM, EKF SLAM [1]. Сосредоточимся на последнем. Это способ решения задачи одновременной локализации и построения карты на основе расширенного фильтра Калмана.

Описание конфигурации мобильного робота

Предложенный в работе алгоритм решения задачи одновременной локализации и построения карты предназначен для использования на мобильных платформах, оснащенных меканум-колесами и лазерным дальномером. Общий вид подобного мобильного робота схематично представлен ниже на рис. 1.

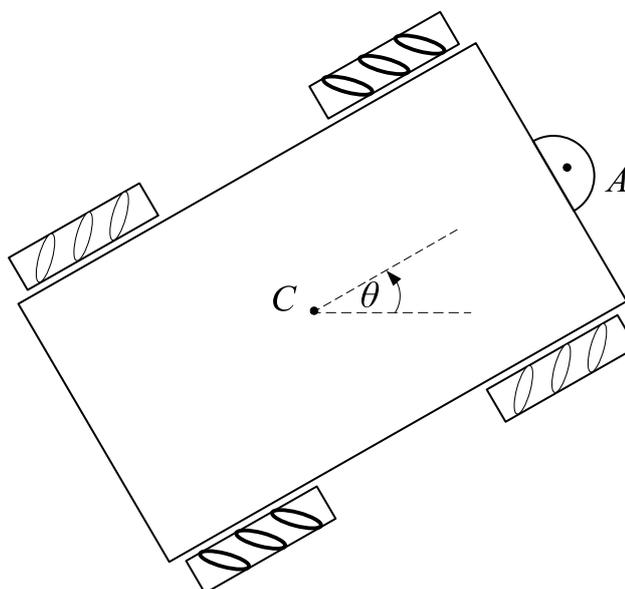


Рисунок 1 - Платформа с меканум-колесами и дальномером

На данной платформе установлены четыре механум-колеса и лазерный дальномер, находящийся в передней ее части. Точка C на рис. 1 – центр масс платформы, в точке A находятся излучатель и приемник дальномера, θ – угол поворота платформы. Подобной конфигурацией обладают, например, мобильные роботы youBot компании KUKA [2].

Каковы же особенности движения подобных платформ? Они определяется установленными колесами.



Рисунок 2 - Меканум-колесо

На рис. 2 представлен вид колеса, используемого в рассматриваемом роботе. Не будем подробно рассматривать конфигурацию данного колеса, так как существует множество работ, где это рассмотрение проведено, например, [3] и [4]. В рамках данной работы интересен лишь тот факт, что подобная конфигурация установленных на платформе колес позволяет ей совершать поперечные перемещения, то есть появляется третья степень свободы. При применении фильтра Калмана этот факт обуславливает то, что положение робота в векторе состояния системы описывается тремя координатами и сигнал управления состоит также из 3 компонентов.

Расширенный фильтр Калмана

Рассмотрим процесс движения мобильной платформы подробнее. Подразумевается, что робот постоянно снимает одометрическую информацию в виде угловых скоростей вращения колес, а также получает информацию об окружающей среде в виде массива данных от лазерного дальномера. Так же, предполагается, что существует некоторый способ выделения маяков на основе этих данных, которые в дальнейшем могут быть использованы для ориентации. Параметрами выделенных ориентиров являются их полярные координаты.

Сам алгоритм решения задачи SLAM на основе расширенного фильтра Калмана можно разделить на три этапа.

- 1) Обновление оценки текущего положения по одометрической информации.
- 2) Обновление оцененного состояния по ранее увиденным ориентирам в окружающем пространстве.
- 3) Добавление новых ориентиров к текущему положению робота.

Первый шаг сводится к прибавлению проинтегрированных скоростей к предыдущей оценке состояния. На втором шаге рассчитываются повторно увиденные ориентиры. Используя оценку текущего положения, можно сделать прогноз того, где должен находиться ориентир. Обычно существует некоторое рассогласование, называемое инновацией [5]. Инновация – это разница между прогнозируемой позицией робота, рассчитанной по одометрической информации, и фактической, основанной на показаниях дальномера. На втором шаге неопределенность каждого увиденного ориентира также обновляется, дабы отразить текущие изменения. На третьем шаге новые ориентиры добавляются к состоянию - карте мира, построенной роботом. Это происходит с использованием информации о текущем положении вместе с информацией о связи между новым ориентиром и старыми. Положение мобильного робота в каждый момент времени определяется с помощью вектора оценки состояния X и матрицы ковариации P . Вектор состояния системы X имеет вид:

$$X = [X_p^T \quad X_o^T]^T, \quad (1)$$

где X_p^T – вектор оценки состояния самого робота, а X_o^T – вектор оценки состояния обнаруженных ориентиров.

$$X_p = [x_p \quad y_p \quad \theta_p]^T \quad (2)$$

$$X_o = [x_1 \quad y_1 \quad \dots \quad x_n \quad y_n]^T \quad (3)$$

В формулах (2) и (3) x_p и y_p – оценка абсциссы и оценка ординаты робота в базовой системе координат соответственно, θ_p – оценка угла поворота робота относительно оси абсцисс, x_i и y_i – соответственно оценки абсциссы и ординаты i -го ориентира в базовой системе координат. Нетрудно заметить, что размерность вектора оценки состояния робота X_p равна (3×1) , вектора оценки состояния ориентиров – $(2 * n) \times 1$, где n – количество обнаруженных ориентиров. С учетом (2) и (3), формула (1) принимает вид:

$$X = [x_p \quad y_p \quad \theta_p \quad x_1 \quad y_1 \quad \dots \quad x_n \quad y_n]^T \quad (4)$$

Размерность этого вектора равна $(3 + 2 * n) \times 1$.

Матрица ковариации P – основная матрица системы. Она содержит ковариацию положения робота, ковариацию ориентиров и ковариацию между положением робота и ориентирами. Матрица ковариации положения робота имеет вид:

$$P_p = \begin{bmatrix} \sigma_{x_p x_p}^2 & \sigma_{x_p y_p}^2 & \sigma_{x_p \theta_p}^2 \\ \sigma_{x_p y_p}^2 & \sigma_{y_p y_p}^2 & \sigma_{y_p \theta_p}^2 \\ \sigma_{x_p \theta_p}^2 & \sigma_{y_p \theta_p}^2 & \sigma_{\theta_p \theta_p}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Размерность данной матрицы равна (3×3) . Ее элементы отражают меру линейной зависимости элементов вектора оценки состояния робота друг от друга. Диагональные элементы P_p являются дисперсиями компонентов вектора X_p , внедиагональные – ковариациями между его компонентами. Стоит заметить, что матрица ковариации должна быть инициализирована с использованием некоторых ненулевых значений диагональных элементов, что отражает некоторую неопределенность начального положения робота, даже если точность его оценки велика. Нулевые значения диагональных элементов могут привести к сбою в работе программы, так как в дальнейшем при вычислении коэффициентов усиления в фильтре Калмана будет рассчитываться обратная матрица.

Матрица ковариации ориентиров задается следующей формулой:

$$P_0 = \begin{bmatrix} \sigma_{x_1 x_1}^2 & \sigma_{x_1 y_1}^2 & \cdots & \sigma_{x_1 x_n}^2 & \sigma_{x_1 y_n}^2 \\ \sigma_{x_1 y_1}^2 & \sigma_{y_1 y_1}^2 & \cdots & \sigma_{x_1 y_n}^2 & \sigma_{y_1 y_n}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \sigma_{x_1 x_n}^2 & \sigma_{x_1 y_n}^2 & \cdots & \sigma_{x_n x_n}^2 & \sigma_{x_n y_n}^2 \\ \sigma_{x_1 y_n}^2 & \sigma_{y_1 y_n}^2 & \cdots & \sigma_{x_n y_n}^2 & \sigma_{y_n y_n}^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

Ее размерность – $(n \times n)$. Элементы матрицы отражают зависимость оценок положения ориентиров друг от друга. С учетом (5) и (6), а также ковариации оценки положения робота с оценкой положения ориентиров, матрица ковариации системы принимает вид:

$$P = \begin{bmatrix} \sigma_{x_p x_p}^2 & \sigma_{x_p y_p}^2 & \sigma_{x_p \theta_p}^2 & \sigma_{x_p x_1}^2 & \sigma_{x_p y_1}^2 & \cdots & \sigma_{x_p x_n}^2 & \sigma_{x_p y_n}^2 \\ \sigma_{x_p y_p}^2 & \sigma_{y_p y_p}^2 & \sigma_{y_p \theta_p}^2 & \sigma_{x_1 y_p}^2 & \sigma_{y_p y_1}^2 & \cdots & \sigma_{x_n y_p}^2 & \sigma_{y_p y_n}^2 \\ \sigma_{x_p \theta_p}^2 & \sigma_{y_p \theta_p}^2 & \sigma_{\theta_p \theta_p}^2 & \sigma_{x_1 \theta_p}^2 & \sigma_{y_1 \theta_p}^2 & \cdots & \sigma_{x_n \theta_p}^2 & \sigma_{y_n \theta_p}^2 \\ \sigma_{x_p x_1}^2 & \sigma_{x_1 y_p}^2 & \sigma_{x_1 \theta_p}^2 & \sigma_{x_1 x_1}^2 & \sigma_{x_1 y_1}^2 & \cdots & \sigma_{x_1 x_n}^2 & \sigma_{x_1 y_n}^2 \\ \sigma_{x_p y_1}^2 & \sigma_{y_p y_1}^2 & \sigma_{y_1 \theta_p}^2 & \sigma_{x_1 y_1}^2 & \sigma_{y_1 y_1}^2 & \cdots & \sigma_{x_1 y_n}^2 & \sigma_{y_1 y_n}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \sigma_{x_p x_n}^2 & \sigma_{x_n y_p}^2 & \sigma_{x_n \theta_p}^2 & \sigma_{x_1 x_n}^2 & \sigma_{x_1 y_n}^2 & \cdots & \sigma_{x_n x_n}^2 & \sigma_{x_n y_n}^2 \\ \sigma_{x_p y_n}^2 & \sigma_{y_p y_n}^2 & \sigma_{y_n \theta_p}^2 & \sigma_{x_1 y_n}^2 & \sigma_{y_1 y_n}^2 & \cdots & \sigma_{x_n y_n}^2 & \sigma_{y_n y_n}^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Размерность данной матрицы равна $(3 + 2 * n) \times (3 + 2 * n)$.

Далее следует этап прогнозирования. Формула (8) показывает зависимость между оценкой состояния системы на текущем шаге и оценкой состояния системы на предыдущем шаге:

$$X_K = [f(X_{p|K-1}, u) \quad X_{0|K-1}], \quad (8)$$

где $f(X_{p|K-1}, u)$ – функция, определяющая модель прогнозирования оценки положения робота.

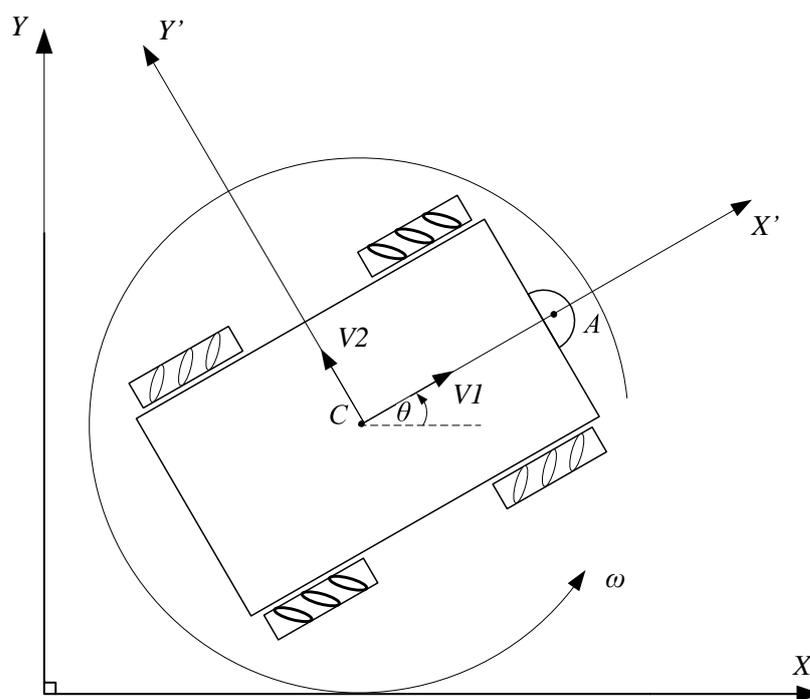


Рисунок 3 - Псевдоскорости

Сигнал кинематического управления, используемый для расчета оценки нового положения робота, имеет вид:

$$U = [V_1 \quad V_2 \quad \omega]^T, \tag{9}$$

где V_1 и V_2 – псевдоскорости, направленные вдоль осей системы координат, связанной с роботом (рис. 3), а ω – угловая скорость вращения робота. Тогда функция $f(X_{P|K-1}, U)$ принимает следующий вид:

$$f(X_{P|K-1}, u) = \begin{bmatrix} x_{P|K-1} + (V_1 * \cos \theta - V_2 * \sin \theta) * dt \\ y_{P|K-1} + (V_1 * \sin \theta + V_2 * \cos \theta) * dt \\ \theta + \omega * dt \end{bmatrix} \tag{10}$$

Зная модель прогнозирования, можно начать обновление матрицы ковариации системы для текущего шага. Этот процесс определяется следующей формулой:

$$P_K = \begin{bmatrix} F_x * P_{P|K-1} * F_x^T + Q & F_x * P_{P0|K-1} \\ (F_x * P_{P0|K-1})^T & P_{0|K-1} \end{bmatrix}, \tag{11}$$

где $P_{P|K-1}$ и $P_{0|K-1}$ – соответственно матрицы ковариации робота и ориентиров на предыдущем шаге, описанные формулами (5) и (6), $P_{P0|K-1}$ – матрица ковариации оценок положения робота и положения ориентиров размерностью $(3 \times n)$ (строки с 1-ой по 3-ю, столбцы с 4-го по n-ый в матрице P), Q – шум процесса, F_x – один из якобианов модели прогнозирования.

Якобианы модели прогнозирования F_x и F_u , а также шум процесса Q вычисляются по формулам:

$$F_x = \left. \frac{\partial f}{\partial X_P} \right|_{X_{P|K-1}} \tag{12}$$

$$F_u = \left. \frac{\partial f}{\partial U} \right|_{X_{P|K-1}} \quad (13)$$

$$Q = F_u * V * F_u^T \quad (14)$$

В формуле (14) V – матрица ковариации сигнала управления, равная:

$$V = \begin{bmatrix} \sigma_{V_1}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{V_2}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\omega}^2 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

Ее диагональные элементы показывают, насколько точно одометрическая информация робота. Они, как правило, определяются экспериментально.

Так как матрица $f(X_{P|K-1}, u)$ остается неизменной, как и вектора X_P и U , якобианы F_x и F_u также будут неизменны. Поэтому можно провести дифференцирование сразу:

$$F_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -(V_1 * \sin \theta + V_2 * \cos \theta) * dt \\ 0 & 1 & (V_1 * \cos \theta - V_2 * \sin \theta) * dt \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$F_u = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

Таким образом, оценка состояния системы обновлена на основе одометрической информации.

Далее оценка состояния должна быть обновлена на основе данных об ориентирах, так как полученная ранее оценка неточна из-за проскальзывания колес и неточности одометрической системы робота. Имея две оценки, можно определить разницу между ними и использовать ее для компенсации этой неточности.

Оценка состояния по ориентирам проводится для каждого увиденного на текущем шаге ориентира. Для начала, для текущего ориентира вычисляется его прогнозируемое положение h_i на основе одометрической информации:

$$h_i(X_K) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{P|K} + L * \cos \theta_K - x_{O|K_i})^2 + (y_{P|K} + L * \sin \theta_K - y_{O|K_i})^2} \\ \arctg \left(\frac{x_{P|K} + L * \cos \theta_K - x_{O|K_i}}{y_{P|K} + L * \sin \theta_K - y_{O|K_i}} \right) - \theta_K \end{bmatrix} \quad (18)$$

где $x_{P|K}$ и $y_{P|K}$ – координаты робота на текущем шаге, вычисленные по одометрической информации, $x_{O|K_i}$ и $y_{O|K_i}$ – координаты i – го ориентира, повторно замеченного на текущем шаге, L – геометрическая характеристика платформы, равная длине отрезка AC (рис. 1). Таким образом, вычислено ожидаемое наблюдение.

Далее происходит вычисление рассогласования v_i между ожидаемым наблюдением h_i и тем, которое получено от лазерного дальномера. Это рассогласование - инновация рассчитывается по формуле:

$$v_i = z_i - h_i(X_K), \quad (19)$$

где полученное от измерительной системы наблюдение имеет вид:

$$z_i = \begin{bmatrix} \rho_{0i} \\ \varphi_{0i} \end{bmatrix} \quad (20)$$

Теперь для вычисления матрицы ковариации вектора инновации необходимо определить точность измерительной системы робота и якобиан измерительной модели.

Точность измерительной системы определяется матрицей R , которая имеет следующий вид:

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_\rho^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\varphi^2 \end{bmatrix} \quad (21)$$

Диагональные элементы данной матрицы определяют точность лазерного дальномера.

Якобиан измерительной модели H_i вычисляется по следующей формуле:

$$H_i = \left. \frac{\partial h_i}{\partial X} \right|_{X_K} \quad (22)$$

Часть этого якобиана при дифференцировании по X_p имеет вид:

$$H_{pi} = \begin{bmatrix} A & B & E \\ C & D & F \end{bmatrix}, \quad (23)$$

где A, B, C, D, E, F имеют следующий вид:

$$A = \frac{x_{p|K} + L * \cos \theta_K - x_{o|K_i}}{\rho_i^\Pi} \quad (24)$$

$$B = \frac{y_{p|K} + L * \sin \theta_K - y_{o|K_i}}{\rho_i^\Pi} \quad (25)$$

$$C = \frac{y_{p|K} - y_{o|K_i}}{\rho_i^{\Pi^2}} \quad (26)$$

$$D = \frac{x_{p|K} - x_{o|K_i}}{\rho_i^{\Pi^2}} \quad (27)$$

$$E = \frac{-(x_{p|K} - x_{o|K_i}) * \sin \theta_K + (y_{p|K} - y_{o|K_i}) * \cos \theta_K}{\rho_i^\Pi} \quad (28)$$

$$F = \frac{\left((x_{p|K} - x_{o|K_i}) * \cos \theta_K - (y_{p|K} - y_{o|K_i}) * \sin \theta_K + L * \cos 2\theta \right) * L}{\rho_i^{\Pi^2}} - 1 \quad (29)$$

В формулах (24-29) величина ρ_i^Π равна:

$$\rho_i^\Pi = \sqrt{\left((x_{p|K} + L * \cos \theta_K) - x_{o|K_i} \right)^2 + \left((y_{p|K} + L * \sin \theta_K) - y_{o|K_i} \right)^2} \quad (30)$$

Оставшаяся часть H_i , соответствующая дифференцированию по элементам вектора состояния, отвечающим за ориентиры, будет выглядеть следующим образом:

$$H_{oi} = \begin{bmatrix} -A & -B \\ -C & -D \end{bmatrix}, \quad (31)$$

Таким образом, с учетом (23) и (31) якобиан H_i имеет вид:

$$H_i = \begin{bmatrix} A & B & E & 0 & 0 & \cdots & -A & -B & \cdots & 0 & 0 \\ C & D & F & 0 & 0 & \cdots & -C & -D & \cdots & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (32)$$

То есть ненулевыми в этом якобиане будут только элементы, соответствующие оценке состояния робота, и оценке состояния рассматриваемого на данной итерации ориентира.

После определения всех этих величин появляется возможность расчета матрицы ковариации инновации на текущем шаге S_i . Она вычисляется по формуле:

$$S_i = H_i * P_K * H_i^T + R \quad (33)$$

Теперь можно посчитать оптимальную по Калману матрицу коэффициентов усиления K_i . Она показывает, как разница между прогнозируемым наблюдением i -го и фактическим, полученным с дальномера, должна повлиять на изменение оценки текущего состояния системы. Матрица K_i определяется следующим образом:

$$K_i = P_K * H_i^T * S_i^{-1} + R \quad (34)$$

Последним действием для рассматриваемого ориентира является обновление оценки состояния системы и соответствующей матрицы ковариации:

$$X_K = X_K + K_i * v_i \quad (35)$$

$$P_K = P_K - K_i * S_i * K_i^T \quad (36)$$

Вычисления, описанные формулами (16–36), повторяются для каждого из ориентиров, обнаруженных на данном шаге. Таким образом получена оценка текущего положения робота.

Далее происходит процесс добавления новых ориентиров в систему. На этом этапе вектор состояния системы X и матрица ковариации P обновляются в соответствии с новыми впервые обнаруженными ориентирами.

Вектор состояния X обновляется в соответствии со следующей формулой:

$$X_K = \begin{bmatrix} X_K \\ f_i(X_{P|K}, z_i) \end{bmatrix}, \quad (37)$$

где $f_i(X_{P|K}, z_i)$ – функция, которая переводит полярные координаты нового ориентира в декартовы. Она имеет вид:

$$f_i(X_{P|K}, z_i) = \begin{bmatrix} x_{P|K} + L * \cos \theta_K + \rho_{0i} * \cos(\varphi_{0i} + \theta_K) \\ y_{P|K} + L * \sin \theta_K + \rho_{0i} * \sin(\varphi_{0i} + \theta_K) \end{bmatrix} \quad (38)$$

Наконец, обновляется матрица ковариации системы P . Для этого требуется определить зависимость между координатами нового ориентира и координатами робота, а также между координатами нового ориентира и координатами уже сохраненных ориентиров. Данная зависимость определяется следующими якобианами:

$$F_{X_i} = \left. \frac{\partial f}{\partial X_P} \right|_{(X_{P|K}, z_i)} \quad (39)$$

$$F_{z_i} = \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{(X_{P|K}, z_i)} \quad (40)$$

После дифференцирования имеем:

$$F_{X_i} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -L * \sin \theta_K \\ 0 & 1 & L * \cos \theta_K \end{bmatrix} \quad (41)$$

$$F_{z_i} = \begin{bmatrix} \cos(\varphi_{0_i} + \theta_K) & -\rho_{0_i} * \sin(\varphi_{0_i} + \theta_K) \\ \sin(\varphi_{0_i} + \theta_K) & \rho_{0_i} * \cos(\varphi_{0_i} + \theta_K) \end{bmatrix} \quad (42)$$

Имея эти значения, вычисляем обновленную матрицу ковариации P :

$$P_K = \begin{bmatrix} P_{P|K} & P_{P0|K} & P_{P|K} * F_{X_i}^T \\ P_{P0|K}^T & P_{0|K} & P_{P0|K}^T * F_{X_i}^T \\ F_{X_i} * P_{P|K} & F_{X_i} * P_{P0|K} & F_{X_i} * P_{P|K} * F_{X_i}^T + F_{z_i} * R * F_{z_i}^T \end{bmatrix} \quad (43)$$

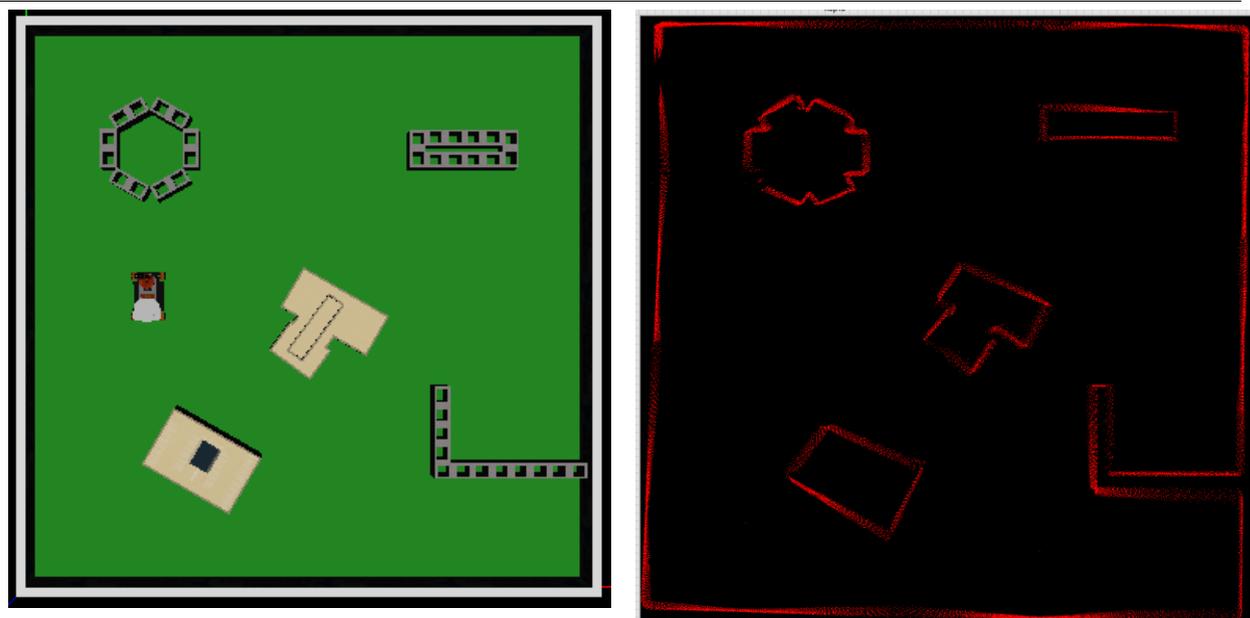
Вычисления, описанные формулами (38–43), производятся для каждого нового ориентира, найденного на текущем шаге.

Обновление является последним этапом вычислений в решении задачи SLAM на основе РФК.

Проверка работы алгоритма

Для проверки работы алгоритма была создана программа симуляции движения робота в программной среде Labview. В качестве робота был выбран KUKA youBot, удовлетворяющий всем требованиям к платформе. В качестве выделяемых ориентиров были выбраны прямые, что обусловлено архитектурой исследуемого помещения. Они выделяются из массива данных о местности путем аппроксимации некоторой выборки точек из этого массива прямой по методу наименьших квадратов и последующей проверки расстояния между прямой и точками выборки. Если оно мало, считается, что рассматриваемая выборка точек представляет собой данные о «стене» помещения и ее можно использовать в качестве ориентира. Использованный алгоритм выделения ориентиров и ассоциации их между собой требует отдельного обсуждения. Примененный алгоритм навигации стандартен и не использует данные об окружающей среде для выбора эффективного маршрута.

Для проверки работы исследуемого способа решения задачи SLAM, мобильный робот должен был выполнить следующую задачу: объехать помещение, избегая столкновения с препятствиями и построить его карту. Время и маршрут объезда выбирались роботом. Построенная карта должна была отразить архитектуру помещения с достаточной степенью точности.



а) б)
Рисунок 4 - Результаты программного моделирования

На рис. 4 изображена трехмерная модель исследуемого помещения (а), и полученная роботом карта (б). Как видно, карта отражает геометрические особенности помещения. Так как при ее построении данные от дальномера постоянно сопоставлялись с координатами робота, можно сделать вывод о том что в каждый момент времени координаты были определены верно, что позволяет сделать вывод о работоспособности алгоритма решения задачи локализации.

Библиографический список

1. Герасимов В.Н. Система навигации сервисного робота в среде с динамическими препятствиями: дисс. ... канд. техн. наук. М.: МГТУ им. Баумана, 2015
2. KUKA Education: know-how for the future. URL: <https://www.kuka.com/en-de/products/robot-systems/kuka-education>
3. Бекер, Ф. Исследование кинематики и динамики механической системы с механум-колесами / Феликс Бекер, Ольга Бондарева, Игорь Зейдис, Клаус Циммерманн, Мохамед Абделрахман, Борис Адамов. URL: <https://www.researchgate.net/publication/269757704>
4. Андреев А. С., Кудашова Е.А. О моделировании структуры управления для колесного робота с омни-колесами // Математическое моделирование. 2015. № 2 (40). 114-121.
5. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана-Бьюси. М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1982. 200 с.