

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«СЕВАСТОПОЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

ИНСТИТУТ РАДИОЭЛЕКТРОНИКИ
И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Кафедра "Информатика и управление в технических системах"

ЛОКАЛИЗАЦИЯ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФИЛЬТРА КАЛМАНА

Методические указания
к выполнению лабораторной работы
по дисциплине "Навигация мобильных робототехнических систем"
для студентов направления подготовки
27.03.04 – Управление в технических системах



Севастополь
СевГУ
2025

УДК [007.52:531.1]:519.218](076.5)

ББК 32.816:22.172я73

Л73

Р е ц е н з е н т:

В. А. Крамарь – д-р техн. наук, профессор,
профессор кафедры "Информатика и управление в технических системах"

Составители: А. А. Кабанов, А. Д. Ляшко

Л73 Локализация мобильных роботов с использованием фильтра Калмана : методические указания к выполнению лабораторной работы по дисциплине " Навигация мобильных робототехнических систем " для студентов направления подготовки 27.03.04 – Управление в технических системах / Севастопольский государственный университет, Институт радиоэлектроники и интеллектуальных технических систем, кафедра "Информатика и управление в технических системах»; сост.: А. А. Кабанов, А. Д. Ляшко. – Севастополь : СевГУ, 2025. – 19 с. – Текст : электронный.

Приводится описание лабораторной работы, целью которой является изучение и применение метода для локализации мобильных роботов на основе фильтра Калмана. Необходимо изучить принципы работы фильтра Калмана, провести эксперименты с мобильным роботом для определения его положения в пространстве и оценить эффективность и точность работы фильтра Калмана в задаче локализации.

Предназначены для студентов дневной и заочной форм обучения направления подготовки 27.03.04 – Управление в технических системах.

УДК [007.52:531.1]:519.218](076.5)
ББК 32.816:22.172я73

Методические указания рассмотрены и утверждены на заседании кафедры "Информатика и управления в технических системах", протокол № 6 от 25 марта 2025 г.

© Кабанов А. А., Ляшко А. Д., сост., 2025
© ФГАОУ ВО «Севастопольский
государственный университет», 2025

СОДЕРЖАНИЕ

1 ЦЕЛЬ РАБОТЫ	4
2 КРАТКИЕ ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ СВЕДЕНИЯ.....	4
2.1 Распределение Гаусса	5
2.2 Апостериорное распределение.....	7
2.3 Предсказание.....	8
2.4 Многомерный фильтр Калмана	10
2.5 Многомерные функции Гаусса	10
2.6 Измерение и предсказание	13
Уравнение динамики системы	13
3 ЗАДАНИЕ НА ВЫПОЛНЕНИЕ РАБОТЫ.....	15
4 СОДЕРЖАНИЕ ОТЧЁТА И ПОРЯДОК ЗАЩИТЫ РАБОТЫ	17
5 КОНТРОЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ.....	18
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК.....	19

1 ЦЕЛЬ РАБОТЫ

Целью данной работы является изучение и применение метода для локализации мобильных роботов на основе фильтра Калмана. Необходимо изучить принципы работы фильтра Калмана, провести эксперименты с мобильным роботом для определения его положения в пространстве и оценить эффективность и точность работы фильтра Калмана в задаче локализации.

Все вычислительные процедуры и построения предлагается проводить с помощью математических пакетов MathCAD, MatLab, Octave, Python, которые обеспечивают высокую точность расчетов и удобство визуализации результатов.

2 КРАТКИЕ ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ СВЕДЕНИЯ

Задача навигации автономных роботов состоит в синтезе безопасного перемещения из одного положения в другое. Существует три основных задачи навигации:

Где я? Робот должен знать свое положение относительно окружающего пространства. Задача определения собственного положения называется *локализацией*.

Куда я направляюсь? Для того, чтобы выполнить свою задачу, робот должен знать куда он направляется.

Как мне туда добраться? Когда робот знает, где он находится и где его цель, возникает вопрос, как ему туда добраться. Задача определения способа добраться до цели называется *планированием пути*.

Последние две задачи зависят от требований к исполняемой цели мобильного робота и относятся в большей мере к области искусственного интеллекта [1]. В то же время, задача локализации актуальна для практически любой цели мобильного робота. Именно этим обуславливается большое количество литературы и множество методов, посвященных решению этой проблемы.

Для определения местоположения робота часто используют фильтр Калмана [8]. На этапе прогнозирования он учитывает законы движения робота, а на этапе коррекции — данные с его датчиков. Иногда для коррекции применяют локальную навигационную систему, главное преимущество которой — высокая точность на малых расстояниях. Однако из-за накапливающейся погрешности полагаться только на неё обычно нельзя. В то же время глобальные навигационные системы (например, GPS, ГЛОНАСС или Galileo) не страдают от накопления ошибок, но часто не обеспечивают нужной точности. Оптимальный результат достигается комбинацией обеих систем. Например, в исследованиях [6, 7] описан метод локализации автомобиля с помощью фильтра Калмана, объединяющего данные GPS и локальных датчиков.

Различные модификации фильтра Калмана широко применяются в спутниковой навигации (GNSS). В работе [2] рассматриваются современные

проблемы навигации, теория фильтра Калмана и его расширений, а также его использование для локализации робота — как через локальные датчики, так и с помощью маркеров в глобальной навигации.

Многие исследования посвящены одновременной локализации и построению карт (SLAM). В работе [5] обсуждаются сложности SLAM, применение фильтра Калмана в этом методе и его улучшенные версии, такие как FastSLAM и DP-SLAM. Фильтр Калмана также применяется для обработки сложных данных при локализации. Например, в [3] автор используется для определения положения робота на основе временных задержек сигналов, а в [4] сравнивается с фильтром частиц в задаче локализации по радиомаякам.

Во всех упомянутых работах на этапе прогноза фильтра Калмана используется теоретическая модель системы. Однако в некоторых случаях такое моделирование невозможно — например, если поведение системы слишком сложное или зависит от внешних факторов, как в случае мобильного робота, движущегося по собственной логике.

В рамках лабораторной работы № 1 были рассмотрены основы задачи локализации и её решение с использованием метода Монте-Карло. Была разработана программа, моделирующая перемещение робота в пространстве, имитирующая показания его сенсоров и обеспечивающая оценку позиционирования в дискретной среде. Однако для эффективного функционирования мобильного робота или автономного транспортного средства информации о текущем местоположении недостаточно. Полноценная автономная навигация требует учёта дополнительных параметров движения, что позволяет реализовать прогностический анализ траектории. В данной работе рассматривается применение фильтра Калмана для решения задачи навигации.

Ярким примером использования прогностической аналитики движения является автономный автомобиль. Критически важным аспектом является оценка скоростных характеристик как самого транспортного средства, так и окружающих объектов. Данная информация необходима для прогнозирования потенциальных коллизий и корректировки управляющих воздействий — например, снижения скорости для предотвращения столкновения. Если бы система ограничивалась исключительно определением текущих координат, возможность предсказания аварийных ситуаций отсутствовала бы, и анализ сводился бы лишь к констатации факта столкновения в момент его возникновения.

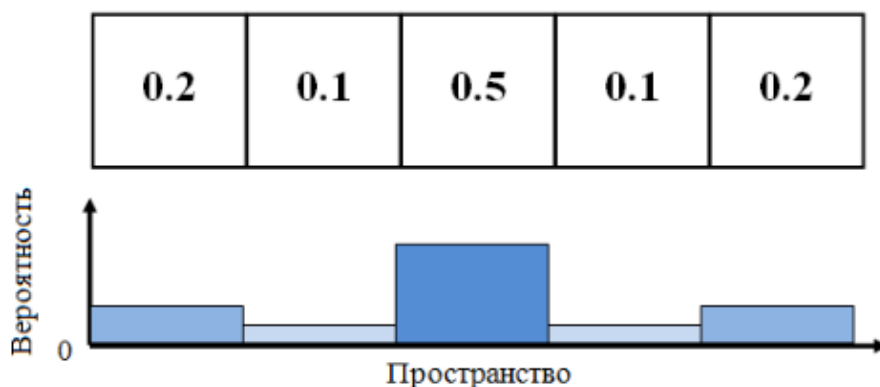
2.1 Распределение Гаусса

В ходе выполнения лабораторной работы №1 были исследованы теоретические основы задачи локализации подвижных объектов, а также практическая реализация её решения методом Монте-Карло. Разработанный программный комплекс обеспечивал:

1. Моделирование кинематики робота в заданном пространстве
2. Имитацию работы сенсорного оборудования

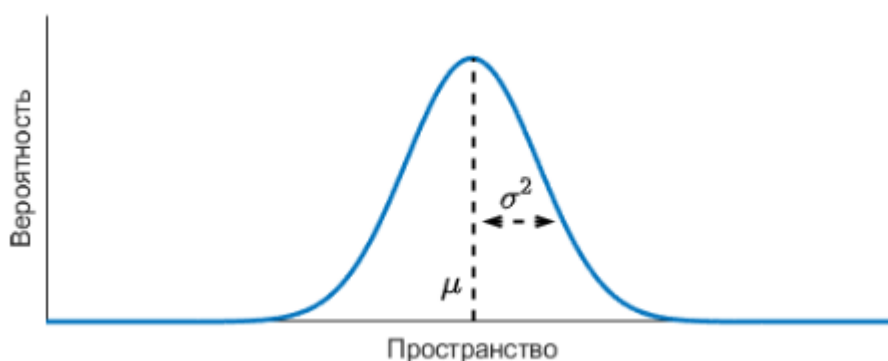
3. Оценку пространственных координат в дискретной системе отсчета

Это пространство было разделено на клетки, и каждой из этих клеток мы присваивали значение вероятности нахождения робота в ней. Таким образом, мы получали график плотности распределения вероятности местоположения робота в виде гистограммы.



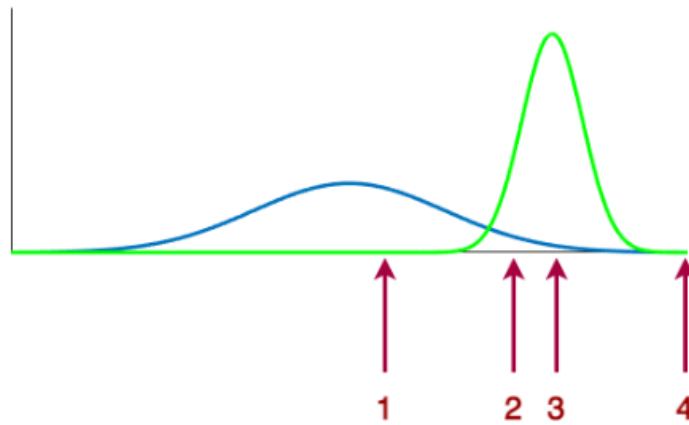
В фильтре Калмана плотность распределения вероятности случайной величины всегда представляется в виде распределения Гаусса (также известного как нормальный закон распределения случайной величины).

Распределение Гаусса – это непрерывная функция, которая описывается двумя параметрами: математическим ожиданием μ и дисперсией σ^2 . Математическое ожидание показывает расположение пика функции – наиболее вероятное значение случайной величины. Дисперсия описывает ширину пика функции – степень разброса значений относительно математического ожидания.

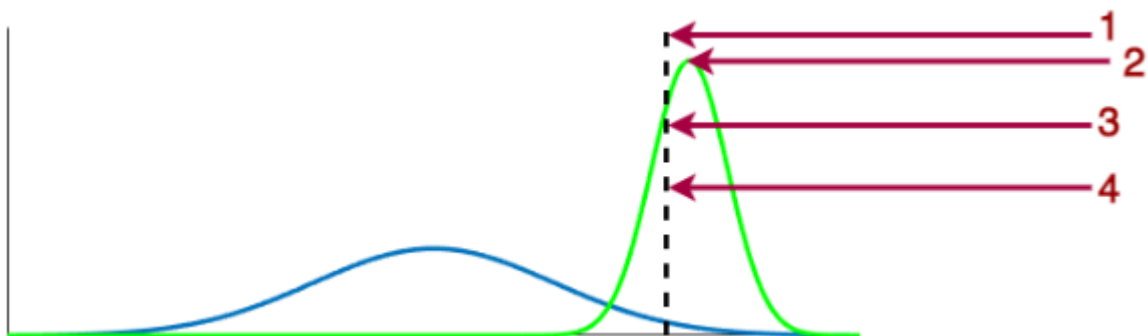


Таким образом, для представления случайной величины в виде распределения Гаусса, нам не нужно записывать значения вероятности для каждого из возможных значений случайной величины (как мы делали это при изучении метода Монте-Карло). Достаточно определить величины математического ожидания и дисперсии этой случайной величины.

Рассмотрим фазу измерения фильтра Калмана.



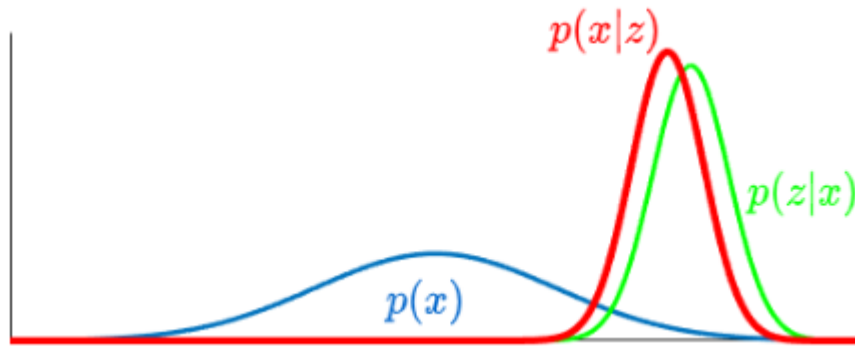
Предположим, что у нас есть априорная информация о местоположении робота, представленная синим графиком с математическим ожиданием μ . Робот осуществляет измерение, представленное зелёным графиком с математическим ожиданием ν . Как вы думаете, в какой из четырёх отмеченных на рисунке точек будет располагаться математическое ожидание апостериорного распределения местоположения робота? **(2)**. Так как апостериорное распределение является результатом умножения априорного распределения на полученное измерение – его математическое ожидание будет располагаться между двумя функциями. Но где именно? **(1)**



Это легко запомнить – пик апостериорного распределения оказывается ближе к пику той функции, которой мы больше доверяем (дисперсия которой ниже).

2.2 Апостериорное распределение

Пик апостериорного распределения будет выше пика любого из двух множителей! На самом деле, это даже логично. Ведь при осуществлении измерений робот получает дополнительную информацию, а значит и дисперсия апостериорного распределения будет ниже, чем дисперсия априорного распределения, или измерения.



Характеристики апостериорного распределения $p(x|z)$ а именно математическое ожидание ω и дисперсию γ^2 , можно рассчитать по формулам

$$\omega = \frac{\mu r^2 + v \sigma^2}{\sigma^2 + r^2}$$

$$\gamma^2 = \frac{1}{\frac{1}{\sigma^2} + \frac{1}{r^2}}$$

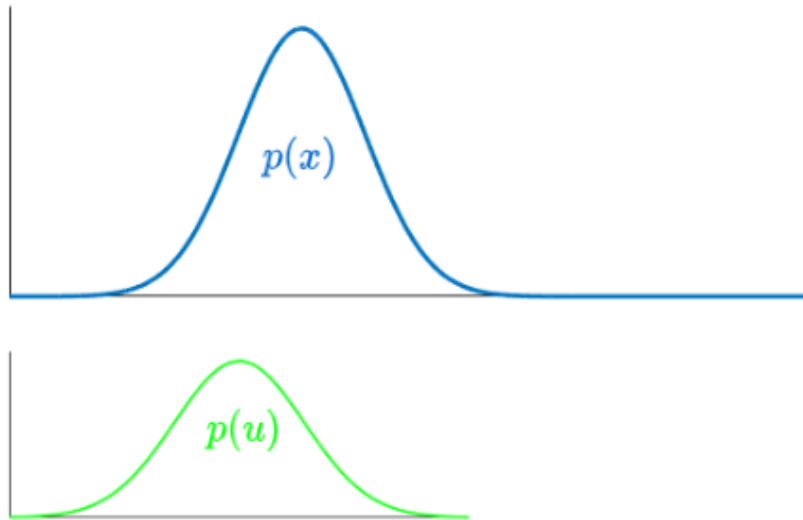
где μ, σ^2 - математическое ожидание и дисперсия априорного распределения $p(x)$, а v, r^2 - математическое ожидание и дисперсия измерения $p(x|z)$.

Математическое ω ожидание ω определяется как взвешенная сумма математических ожиданий μ и v , нормализованная суммой дисперсий множителей $p(x)$ и $p(x|z)$.

Дисперсия γ^2 определяется дробной функцией, в знаменателе которой находится сумма величин, обратно пропорциональных дисперсиям множителей $p(x)$ и $p(x|z)$.

2.3 Предсказание

Рассмотрим этап предсказания фильтра Калмана. Предположим, что исходное местоположение робота описывается априорным распределением $p(x)$, а функция движения робота (с возможными ошибками движения) имеет вид $p(u)$:



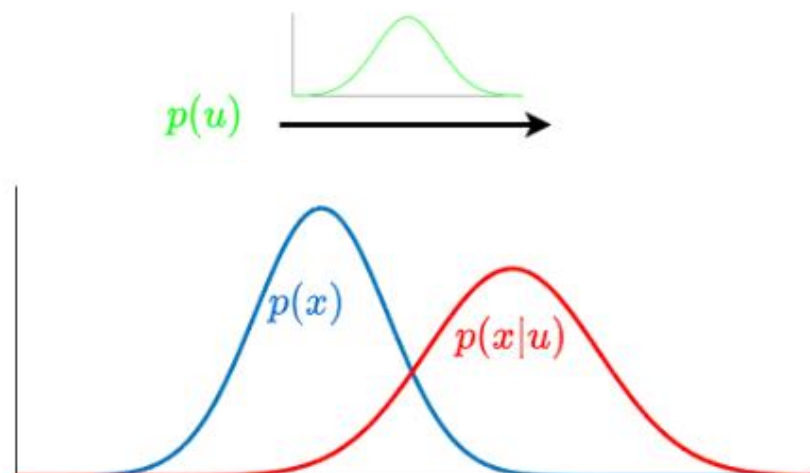
При движении робот теряет информацию, а, следовательно, дисперсия апостериорной функции должна быть больше, чем дисперсия априорного распределения. Математическое ожидание апостериорной функции должно точно соответствовать местоположению, куда робот хочет переместиться. Математическое ожидание апостериорной функции – наиболее вероятное местоположение робота после перемещения. Если оно не соответствует цели движения, то роботу лучше просто остаться на месте!

Таким образом, соотношения для математического ожидания и дисперсии апостериорного распределения на этапе предсказания оказываются очень простыми:

$$\omega = \mu + v$$

$$\gamma^2 = \sigma^2 + r^2$$

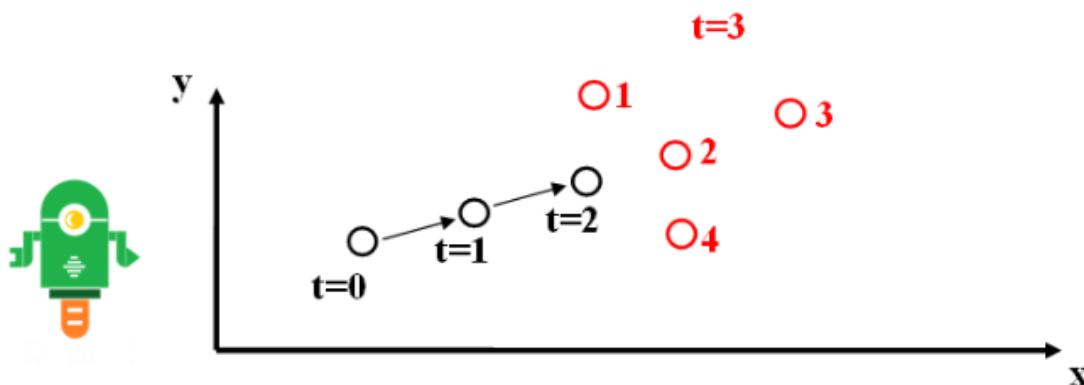
В этом случае, апостериорное распределение $p(x|u)$ примет вид:



Можно заметить, что дисперсия апостериорного измерения повысилась, а значит при движении произошла потеря информации.

2.4 Многомерный фильтр Калмана

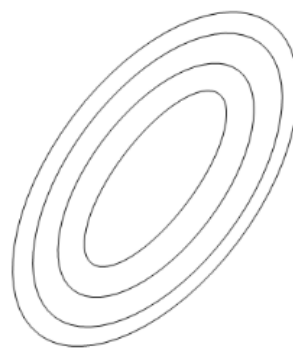
Многомерный фильтр Калмана применяется для оценки состояния сложных систем. Ключевой особенностью фильтра является возможность получения оценок параметров, которые мы не можем измерить. Рассмотрим, как это возможно на простом примере. Предположим, что наш робот стоит на месте и отслеживает перемещение другого объекта в двумерном пространстве с координатами x и y .



Робот наблюдал местоположение объекта в моменты времени $t = 0$, $t = 1$, $t = 2$. Как вы считаете, если мы попросим робота предсказать местоположение объекта в момент времени $t = 3$, сможет ли он это сделать? Конечно же, основываясь на предыдущих измерениях, робот может сделать вывод, что объект движется с постоянной скоростью и в момент времени $t = 3$ окажется в точке 2. Именно такую оценку и позволяет сделать фильтр Калмана. Несмотря на то, что робот измеряет только местоположение объекта, фильтр Калмана позволяет ему вычислить скорость движения объекта и правильно предсказать перемещение объекта в будущем.

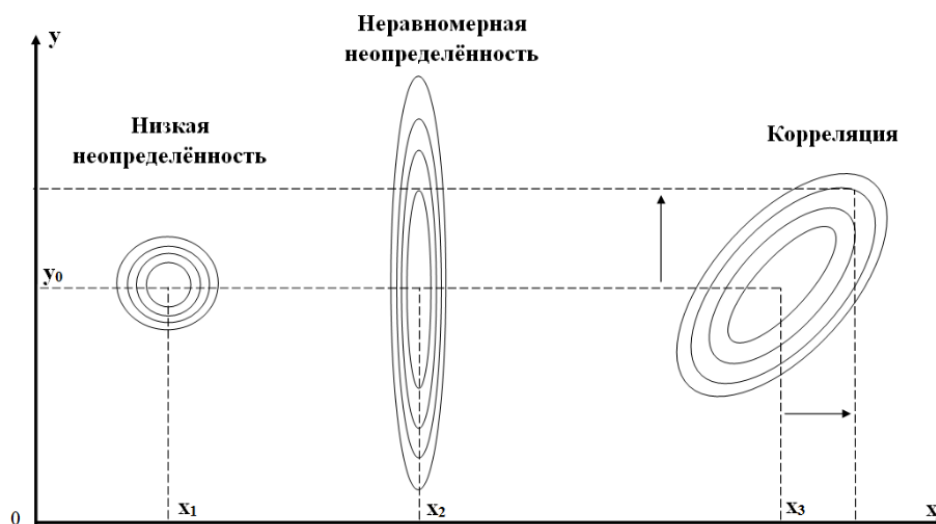
2.5 Многомерные функции Гаусса

Чтобы понять, как работает многомерный фильтр Калмана, сначала необходимо узнать, что собой представляют многомерные функции Гаусса (или многомерное нормальное распределение).



Дисперсия многомерной функции представляет собой квадратную матрицу размерностью $n \times n$, где n - число измерений (размер вектора состояния).

Давайте рассмотрим пример многомерной функции Гаусса на простом примере. Допустим, у нас есть пространство с двумя измерениями x и y . В этом пространстве есть три функции. Пик каждой из этих функций находится на пересечении значения y_0 с соответствующими значениями x_1, x_2, x_3 .



Первая функция обладает низкой неопределённостью – её дисперсия по каждой из осей сравнительно мала.

Вторая функция обладает неравномерной неопределённостью. В этом случае дисперсия по оси x низкая, а по оси y – высокая.

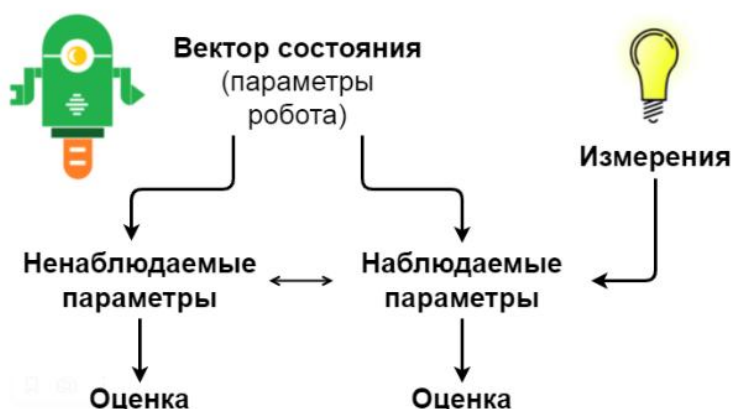
Третья функция описывает корреляцию (зависимость) между параметрами x и y . Это означает, что при получении информации о координате x , мы также получаем информацию и о координате y .

Подведем итог

Параметры фильтра Калмана – это элементы вектора состояния. Каждый элемент этого вектора описывает один из параметров реального мира (например, местоположение робота, или скорость его движения).

Элементы вектора состояния можно разделить на две группы: наблюдаемые и ненаблюдаемые. Мы можем измерять величину только наблюдаемых параметров фильтра.

Благодаря корреляции наблюдаемых и ненаблюдаемых параметров мы можем получить оценку всего вектора состояния несмотря на то, что ненаблюдаемые параметры мы измерить не можем.



Для записи фильтра Калмана первым делом необходимо определить вектор состояния. Для рассмотренного примера, вектор состояния содержит всего два параметра: координату и скорость:

$$X = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix}.$$

Теперь мы можем записать уравнение динамики системы. В общем случае оно имеет вид:

$$X' = FX + Bu + \omega,$$

где F – матрица динамики системы, B – матрица управления, u – вектор управлений, ω – вектор шумов системы (движения). В данном примере мы не будем рассматривать управление и шум системы, поэтому нам остаётся толь-

ко определить матрицу динамики системы F . Эта матрица описывает уравнения движения робота. Выпишем эти уравнения:

$$\dot{x} = 1 * x + dt * \dot{x}$$

$$\dot{\dot{x}} = 0 * x + 1 * \dot{x}$$

Тогда уравнение динамики можно записать так:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{\dot{x}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & dt \\ 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix}$$

Используя уравнения движения робота, попробуйте самостоятельно определить значение недостающего элемента матрицы F для случая, когда шаг моделирования движения робота $dt = 0.1$. Матрица динамики системы описывает уравнения динамики элементов вектора состояния. В данном случае – уравнения движения робота. После записи уравнения динамики системы, нам нужно записать уравнение измерений. Для этого сначала определим вектор измерений:

$$Z = [x]$$

В рассматриваемом случае мы измеряем только координату местоположения робота, поэтому вектор измерения содержит всего один элемент.

Теперь мы можем записать уравнение измерений. В общем случае оно имеет вид

$$Z = HX + v$$

где H – матрица измерений; v – вектор шумов измерений.

Шумы измерений в данном примере отсутствовали, поэтому уравнение измерений можно записать так:

$$[x] = [1 \ 0] * \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix}$$

Матрица измерений описывает связь между вектором измерений и вектором состояния.

2.6 Измерение и предсказание

Уравнение динамики системы

Ранее мы записывали уравнения для фаз измерения и предсказания в одномерном фильтре Калмана. Теперь давайте запишем эти уравнения в более общем матричном виде для многомерного фильтра:

$$X' = FX + Bu + \omega$$

где F – матрица динамики системы, B – матрица управления, u – вектор управлений, ω – вектор шумов системы (движения).

Предсказания матрицы ковариаций P

$$P' = FPF^T + Q$$

где Q – матрица шумов системы. Главная диагональ этой матрицы содержит элементы вектора шумов системы ω .

Значения X' , P' , – соответствующие значения вектора состояния и матрицы ковариации после осуществления предсказания.

Уравнение измерений

$$Z = HX + v$$

где Z – вектор состояний, H – матрица измерений; v – вектор шумов измерений.

Разность измерений y

$$y = Z - HX$$

Ковариация невязки измерений S

$$S = HPH^T + R$$

где R – матрица шумов измерений. Главная диагональ этой матрицы содержит элементы вектора шумов измерений v .

Вектор коэффициентов усиления K

$$K = PH^T S^{-1}$$

Коррекция вектора состояния

$$X' = X + Ky$$

Коррекция матрицы ковариаций

$$P' = (I - KH)P$$

где I – единичная матрица

Значения X', P' – соответствующие значения вектора состояния и матрицы ковариации после осуществления измерения.

3 ЗАДАНИЕ НА ВЫПОЛНЕНИЕ РАБОТЫ

1. Напишите функцию `update()`, осуществляющую расчет математического ожидания и дисперсии апостериорного распределения.

2. Напишите функцию `predict()`, осуществляющую расчет математического ожидания и дисперсии апостериорного распределения на этапе предсказания.

3. Написать программу, осуществляющую локализацию робота в одномерном пространстве. Пусть, в начальный момент времени робот будет очень плохо представлять, где он находится. Его математическое ожидание `mean = 0`, а дисперсия (степень уверенности) `var = 1000`. Дисперсия измерений `measurement_var = 5`, Дисперсия движения `motion_var = 3`. При этом робот сначала проводит измерение, а потом совершает перемещение.

```
measurements = [5.0, 6.0, 7.0, 9.0, 10.0]
motions = [1.0, 1.0, 2.0, 1.0, 1.0].
```

4. Напишите программу, которая применяет уравнения фильтра Калмана для вычисления оценки элементов вектора состояния на этапе предсказания.

Начальное местоположение робота и скорость его движения

```
x = [0; 0];
```

Массив полученных измерений местоположения робота

1 вариант: 1 2 3 4 5

2 вариант: 0.5 1.0 1.5 2.0

Будем считать, что робот осуществляет измерение через каждые 0.5 сек

```
dt = 0.5;
```

Матрица ковариаций. Начальная неопределённость равна 1000 м и 1000 м/с

```
P = [1000, 0; 0, 1000];
```

Вектор управления - в рамках этой задачи управления нет

```
U = [0; 0];
```

Матрица управления - в рамках этой задачи управление не учитывается

```
B = [0, 0; 0, 0];
```

Вектор шумов системы, будем считать, что принятая математическая модель достаточно точная и шумы системы равны 0.001

```
W = [0.001; 0.001];
```

Вектор шумов измерений, будем считать, что точность измерений
местоположения робота не очень высока, и равна 0.5
 $V = [0.5; 0.5];$

Матрица динамики системы

$F = ?$

Матрица измерений

$H = ?$

Единичная матрица размерностью 2x2

$I = \text{eye}(2);$

Вам также понадобится написать функцию, в которой содержатся уравнения этапов предсказания и измерения, рассмотренные на лекции.

Локализация в двумерном мире.

В качестве итогового теста по фильтру Калмана вам предстоит изменить программу локализации робота, написанную ранее, таким образом, чтобы она осуществляла локализацию робота в двумерном пространстве.

Функция `kalman_filter()` содержит уравнения фильтра Калмана в общем виде, а значит, она не изменится. Вам остаётся лишь правильно записать вектора состояния и измерений и соответствующие матрицы.

Вариант 1

Робот может измерять координаты своего местоположения по каждой из осей -x и y. Скорости движения робота остаются ненаблюдаемыми параметрами.

Начальные значения элементов вектора состояния равны нулю.

Шум измерений = 0.2 м.

Шум системы = 0.01м. для координат и 0.005 м/с. для скоростей

Шаг моделирования (время между двумя последовательными измерениями) $0.5dt = 0.5с$.

Начальная неопределённость (дисперсия в начальный момент времени) = 100 м. для координат и 25 м/с для скоростей.

Вариант 2

Робот может измерять координаты своего местоположения по каждой из осей -x и y. Скорости движения робота остаются ненаблюдаемыми параметрами.

Начальные значения элементов вектора состояния равны нулю.

Шум измерений = 0.8 м.

Шум системы = 0.01м. для координат и 0.005 м/с. для скоростей

Шаг моделирования (время между двумя последовательными измерениями) $0.8dt = 0.8с$.

Начальная неопределённость (дисперсия в начальный момент времени) = 90 м. для координат и 20 м/с для скоростей.

Практическая часть

Поэтапная реализация EKF с использованием MATLAB (запуск программ):

L_1_EKF_Introduction.mlx

Знакомство с интерфейсом

Загрузка и визуализация тестовых данных

Подготовка модели системы

L_2_EKF_Prediction.mlx

Реализация этапа предсказания

Моделирование динамики системы

Анализ ковариационной матрицы

L_3_EKF_Update.mlx

Реализация этапа коррекции

Обработка сенсорных данных

Сравнение предсказанных и измеренных значений

L_4_EKF_Implementation.mlx

Полная реализация EKF

Оценка точности локализации

Анализ устойчивости фильтра

Требования

Matlab 2020a и выше (необходимый набор инструментов: Navigation Toolbox).

Набор инструментов для моделирования мобильной робототехники (<https://github.com/mathworks-robotics/mobile-robotics-simulation-toolbox>), GitHub.

4 СОДЕРЖАНИЕ ОТЧЁТА И ПОРЯДОК ЗАЩИТЫ РАБОТЫ

В отчёте по лабораторной работе должны быть отражены цель, предварительные математические построения и расчёты, необходимые сведения о методах решения рассматриваемых задач и средствах системы Matlab, Python, тексты программ, схемы моделирования, численные и графические результаты расчётов и построений, выводы по работе.

Защита результатов лабораторной работы производится за компьютером при наличии работающих программ и полностью оформленного отчёта. В ходе защиты студент может получить дополнительные теоретические вопросы и практические задания по существу работы.

5 КОНТРОЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ

1. Как работает фильтр Калмана в контексте мобильной робототехники?
2. Какие типы датчиков могут использоваться с фильтром Калмана для улучшения оценки состояния мобильного робота?
3. Какие основные преимущества и недостатки использования фильтра Калмана в мобильной робототехнике?
4. Как происходит настройка параметров фильтра Калмана для оптимальной работы?
5. Как фильтр Калмана помогает улучшить точность оценки положения и ориентации мобильного робота в реальном времени?

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Бесконтактные средства локальной ориентации роботов: учебно-методическое пособие / С. М. Власов, В. И. Бойков, С. В. Быстров, В. В. Григорьев. — Санкт-Петербург : НИУ ИТМО, 2017. — 169 с. — Текст: электронный // Лань: электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/110461> (дата обращения: 02.04.2025). — Режим доступа: для авториз. пользователей.
2. Negenborn R. Robot localization and kalman filters //Utrecht Univ., Utrecht, Netherlands, Master's thesis INF/SCR-0309. – 2003.
3. Sung W., Choi S., You K. TDoA based UGV localization using adaptive Kalman filter algorithm //2008 Second International Conference on Future Generation Communication and Networking Symposia. – IEEE, 2008. – Т. 4. – С. 99-103.
4. Liu R. et al. Exploiting radio fingerprints for simultaneous localization and mapping //IEEE Pervasive Computing. – 2023. – Т. 22. – №. 3. – С. 38-46.
5. Hiebert-Treuer B. An introduction to robot slam (simultaneous localization and mapping) : дис. – Middlebury, 2022.
6. Rezaei S., Sengupta R. Kalman filter-based integration of DGPS and vehicle sensors for localization //IEEE transactions on control systems technology. – 2007. – Т. 15. – №. 6. – С. 1080-1088.
7. Limsoonthrakul S., Dailey M. N., Parnichkun M. Intelligent vehicle localization using GPS, compass, and machine vision //2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. – IEEE, 2009. – С. 3981-3986.
8. Лившиц, К. И. Теория управления : учебник / К. И. Лившиц, Ю. И. Паравев. — Санкт-Петербург : Лань, 2020. — 232 с. — ISBN 978-5-8114-4497-7. — Текст : электронный // Лань : электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/133923> (дата обращения: 03.04.2025). — Режим доступа: для авториз. пользователей.

ЛОКАЛИЗАЦИЯ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФИЛЬТРА КАЛМАНА

Методические указания

Составители: **Кабанов** Алексей Александрович,
Ляшко Александр Дмитриевич

В авторской редакции

Изд. № 84/2025. Объем 1,25 п. л. Усл. печ. л. 1,16. Уч.-изд. л. 1,23.
Издательский центр ФГАОУ ВО «Севастопольский государственный университет»