

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ
«МЭИ»

Институт Радиотехники и электроники
Кафедра Радиотехнических систем

ВЫПУСКНАЯ РАБОТА
БАКАЛАВРА

по направлению 12.03.04 Биотехнические системы и технологии

(номер и название)

Тема: Трекинг движения частей тела человека радиотехническими методами

Студент ЭР-16-12 Антипенкова А.В.
группа подпись фамилия, и., о.

Научный руководитель доцент Куликов Р.С.
должность звание подпись фамилия, и., о.

Консультант _____
должность звание подпись фамилия, и., о.

Консультант _____
должность звание подпись фамилия, и., о.

«Работа допущена к защите»

Зав. Кафедрой РТС д.т.н., профессор Перов А.И.
звание подпись фамилия, и., о.

Дата _____

Москва

2016г.

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «МЭИ»

Институт ИРЭ Кафедра РТС

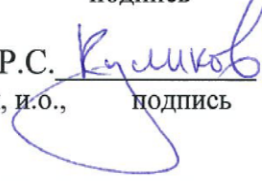
ЗАДАНИЕ НА ВЫПУСКНУЮ РАБОТУ БАКАЛАВРА

по направлению 12.03.04 Биотехнические системы и технологии

Тема:

Трекинг движения частей тела человека радиотехническими методами

Студент Антипенкова А.В. ЭР-16-12 
фамилия, и. о., группа, подпись

Научный руководитель доцент Куликов Р.С. 
должность, звание, фамилия, и.о., подпись

Консультант _____
должность, звание, фамилия, и.о., подпись

Консультант _____
должность, звание, фамилия, и.о., подпись

Зав. кафедрой РТС А.И. Перов 10.02.2016
подпись, дата

СОДЕРЖАНИЕ РАЗДЕЛОВ ЗАДАНИЯ И ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

1. Изучить актуальность вопроса
2. Изучить теорию радионавигации
3. Изучить теорию нелинейной фильтрации
4. Составить модель радиотехнической системы слежения за положением связанных объектов
5. Оценить характеристики точности системы слежения за положением связанных объектов

Одним из перспективных подходов к трекингу частей тела человека является радиотехнический. Радиосистемы обеспечивают относительно высокую точность, отсутствие кабелей и т.п., обширную рабочую зону, большое число одновременно отслеживаемых маркерных точек.

Известно, что фильтрация (слежение) позволяет измерять значение информативного параметра более точно, чем однократное оценивание, за счёт использования информации о скорости изменения информативного параметра. В такой биотехнической системе, как радиосистема трекинга частей тела человека имеется дополнительная информация, заключающаяся в ограничениях на физически возможные движения маркерных точек: расстояние между кистью и локтем постоянно, колени не могут выгнуться назад и т.п. Учёт этой дополнительной информации повышает точность измерения. Реализация учёта дополнительной информации возможна на базе комплексного нелинейного фильтра.

РЕКОМЕНДУЕМАЯ ЛИТЕРАТУРА

1. А.И. Перов, В.Н. Замолодчиков, В.М. Чиликин. Радиоавтоматика – М.: Радиотехника, 2014
2. А.И. Перов. Статистическая теория радиотехнических систем – М.: Радиотехника, 2003
3. Л.В. Березин, В.А. Вейцель. Теория и проектирование радиосистем – М.: Советское радио, 1977
4. Бакулев П.А., Сосновский А.А. Радионавигационные системы.- М. Радиотехника, 2011

Примечание: задание брошюруется вместе с выпускной работой и с отзывами на нее руководителя и рецензента.

Аннотация

Цель данной работы - повышение точности трекинга в системах виртуальной реальности. В данной работе рассматривается улучшение работы уже существующей системы отслеживания положения тела человека в пространстве. С помощью радиотехнических методов, а именно, оптимальной нелинейной фильтрации реализуется уменьшение ошибки определения координат. Для использования нелинейной фильтрации предложена модель изменения координат в пространстве. С помощью моделирования продемонстрирован эффект улучшения точности показаний системы.

Оглавление

Аннотация.....	4
Введение	6
Системы виртуальной реальности	6
Глава 1: Оптимальная фильтрация	8
1.1 Задача оптимальной фильтрации	8
1.2 Оптимальная линейная фильтрация.....	8
1.3 Нелинейная оптимальная фильтрация.....	12
Глава 2: Радионавигация.....	16
2.1 Основные определения.....	16
2.2 Физические основы радионавигационных измерений.....	16
2.3 Навигационные и радионавигационные параметры	16
2.4 методы определения местоположения объекта	17
Глава 3: Радиосистема DecaWave	21
3.1 Описание системы	21
3.2 Характеристики и особенности DW1000 и модулей на его основе.....	21
3.3 Характеристики и особенности работы радиосистемы	23
Глава 4: Постановка задачи фильтрации координат.....	25
4.1 Общая постановка и допущения	25
4.2 Модель движения.....	26
Глава 5: Решение задачи фильтрации координат.....	32
Параметры квазиоптимального фильтра	32
Глава 6: Результаты	35
Выводы	40
Список литературы.....	41

Введение

Системы виртуальной реальности

Система виртуальной реальности - комплекс технических средств, с помощью которых возможно погрузить человека в виртуальную 3D (3-dimensional - 3 измерения) сцену, модель которой создается с помощью компьютерной техники.[1]

Такие системы находят широкую область применения. Наиболее распространенными являются компьютерные игры. Однако, данные системы можно применять в научных и практических целях, например, в медицине. С помощью систем виртуальной реальности можно проводить обучение медицинского персонала, будущих летчиков и много другое.

Для использования в профессиональных сферах, системы виртуальной реальности должны отвечать высоким требованиям, в первую очередь должны иметь высокую точность и вычислительную мощность. Так как для отображения изменяющегося процесса в трехмерном пространстве требуется непрерывная обработка информации, получаемой от датчиков.

Создание системы виртуальной реальности требует применения трекинга (отслеживания положения предметов в пространстве) на основе детекторов движения.

Созданием таких систем занимается множество компаний, например, VE Group. Продуктами компании являются системы CAV, CAD-wall, Panorama.

Комната виртуальной реальности CAV (Computer-Aided Virtual Environment) представляет собой проекционную систему виртуальной реальности. Визуализация осуществляется на специальные экраны. Данная система позволяет 1-3 пользователям находиться в виртуальном окружении. Комната оснащена необходимым оборудованием, позволяющим отслеживать движение головы, глаз, тела человека.

Проекционная система CAD-wall представляет собой широкий экран. Применяются для коллективного погружения и интерактивности. Используются в областях стратегического планирования городов, виртуального прототипирования.

Проекционная система Panorama использует цилиндрически изогнутый экран. Обеспечивает глубокий уровень погружения для коллективной работы группы экспертов.

Все предложенные продукты комплектуются специальным оборудованием - VR-периферия (Virtual Reality периферия). VR-периферия - аналог виртуального джойстика. Управление происходит непосредственно телом человека (изменение положения тела человека в пространстве). [2]

Одной из сложностей создания систем виртуальной реальности является точное отслеживание положения тела человека в пространстве. Для повышения точности слежения в данной работе предлагается использовать нелинейную фильтрацию «сырых» измерений с учётом априорно известных особенностей динамики и взаимного расположения маркеров (датчиков), прикреплённых к частям тела человека.

Глава 1: Оптимальная фильтрация

1.1 Задача оптимальной фильтрации

При наличии случайных помех для минимизации ошибки слежения можно применить оптимизацию параметров следящей системы. Однако, такая методика не гарантирует самые лучшие результаты, так как не гарантируется оптимальность структуры следящей системы. В общем случае, наилучшую точность позволяет достичь применение теории оптимальной фильтрации, в результате которого оптимизируется как структура, так и параметры следящей системы.

При воздействии на вход системы случайного воздействия, мгновенная ошибка так же является случайной. Для оценки качества системы используется среднеквадратическая ошибка, которая включает в себя как систематическую, так и флуктуационную составляющие. Среднеквадратическая ошибка слежения зависит от передаточной функции системы.

Задачей оптимального синтеза является определение такой передаточной функции, при которой дисперсия ошибки будет меньше дисперсии ошибки любой другой системы (системы с любой другой передаточной характеристикой), при заданных значениях спектральных плотностей полезного процесса и шума. Передаточная функция определяет структуру следящей системы и её параметры [3].

1.2 Оптимальная линейная фильтрация

Задача определения оптимальной структуры и параметров линейного фильтра возникает в случае, когда наблюдаемый процесс связан линейно с информативным процессом, шум наблюдения является аддитивным, и динамическая модель информативного процесса также является линейной. Обобщенная функциональная схема следящей системы, представленная на рис.1.1, получена в предположении линейности дискриминатора. В методе

оптимальной линейной фильтрации синтезируется инерционная линейная часть схемы т.е. проводится синтез фильтра системы. Так как дискриминатор считается известным линейным устройством, результатом синтеза является структура всей следящей системы целиком. Структура оптимального линейного фильтра совпадает со структурой обобщенной следящей системы.

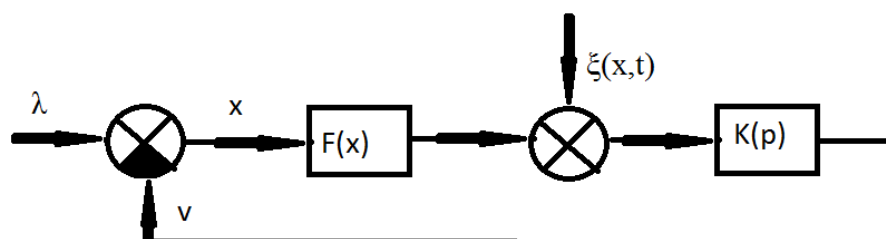


Рис.1.1 Обобщенная структурная схема системы радиоавтоматики

Существует несколько подходов решения задачи оптимальной линейной фильтрации. Первый подход считается более классическим. В этом случае информативный процесс и шум считаются стационарными случайными процессами, наблюдение длится бесконечно долго (в установившемся режиме), в расчет принимаются априорные знания статистических свойств процесса. Информативный процесс и помеха рассматриваются в частотной области, и фильтр отыскивается в ходе решения интегрального уравнения. Данный подход называется винеровской фильтрацией [8].

Другой подход рассматривает задачу во временной области с точки зрения концепции пространства состояний. В методе пространства состояний создается модель динамической системы, которая включает в себя набор входных и выходных переменных, связанных между собой дифференциальными уравнениями первого порядка, которые записываются в матричной форме. Используя метод пространства состояний Р. Калман получил алгоритм оптимального дискретного линейного фильтра (фильтра Калмана). Позже был разработан фильтр для непрерывного времени (фильтр Калман-Бьюси).

Оба метода фильтрации, Винера и Калмана-Бьюси, приводят к одинаковым результатам, если решение существует.

Для решения поставленной задачи требуется синтезировать дискретный фильтр, поэтому рассмотрим алгоритм фильтра Калмана подробнее: при постановке задачи линейной фильтрации, определяются модели информативного процесса и помехи. Предполагается, что информативный процесс описывается линейным разностным уравнением:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{\kappa}(k-1), \quad (1.1)$$

где $\mathbf{x}(k) = \begin{pmatrix} x_1(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{pmatrix}$ – n -мерный вектор состояния в виде марковского

случайного процесса, $\mathbf{\kappa}(k) = \begin{pmatrix} \kappa_1(k) \\ \vdots \\ \kappa_n(k) \end{pmatrix}$ – вектор независимых дискретных белых

гауссовых формирующих шумов с нулевыми матожиданиями и матрицей

дисперсий $\mathbf{Q} = M \{ \mathbf{\kappa}(k)\mathbf{\kappa}(k)^T \} = \begin{bmatrix} \sigma_{\kappa_1}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{\kappa_n}^2 \end{bmatrix}$, в которой заключена информация о

влиянии формирующих шумов на компоненты вектора состояния $x(k)$.

Матрица $\mathbf{F} = \begin{bmatrix} F_{11} & \cdots & F_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{n1} & \cdots & F_{nn} \end{bmatrix}$ – переходная матрица размером $n \times n$, содержащая

информацию о линейной связи компонент вектора состояния $\begin{pmatrix} x_1(k) \\ \vdots \\ x_n(k) \end{pmatrix}$ друг с

другом и описывающая эволюцию самой системы при отсутствии внешних возмущающих воздействий $\mathbf{\kappa}(k)$. k – тактовая переменная, показывающая зависимость процессов от дискретного времени $t = kT$, где T – период дискретизации.

Для получения модели наблюдаемого процесса полагается, что информативный процесс $\lambda(k)$ линейно наблюдается на фоне помехи $\mathbf{n}(k)$ на интервале дискретного времени $t = [0, kT]$:

$$\mathbf{r}(k) = \lambda(k) + \mathbf{n}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{n}(k), \quad (1.2)$$

где $\mathbf{r}(k)$ – m -мерный наблюдаемый процесс. \mathbf{C} – матрица-строка размера $m \times n$, отображающая связь информативного процесса и вектора состояния. $\mathbf{n}(k)$ – m -мерный вектор независимых дискретных белых гауссовых шумов наблюдения с

$$\text{матрицей дисперсий } \mathbf{R} = M \{ \mathbf{n}(k)\mathbf{n}(k)^T \} = \begin{bmatrix} \sigma_{n1}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_{nm}^2 \end{bmatrix}.$$

Оптимальный фильтр в любой момент времени kT на основе наблюдения $\mathbf{r}(k)$ формирует оценку $\hat{\lambda}(k)$ истинного информативного процесса $\lambda(k)$ с минимальной среднеквадратической ошибкой.

Алгоритм оптимального линейного фильтра Калмана состоит из двух этапов:

1. экстраполяция (предсказание) оценки вектора состояния $\tilde{\mathbf{x}}(k)$ (1.3) и экстраполяция оценки матрицы дисперсий ошибок фильтрации $\tilde{\mathbf{M}}(k)$ (1.4):

$$\tilde{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}(k-1), \quad (1.3)$$

$$\tilde{\mathbf{M}}(k) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{M}}(k-1)\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}. \quad (1.4)$$

2. расчёт значений матрицы весовых коэффициентов $\mathbf{K}(k)$ (1.5), а также коррекция оценки вектора состояния $\hat{\mathbf{x}}(k)$ (1.6) и коррекция оценки матрицы дисперсий ошибок фильтрации $\hat{\mathbf{M}}(k)$ (1.7):

$$\mathbf{K}(k) = \tilde{\mathbf{M}}(k)\mathbf{C}^T (\mathbf{C}\tilde{\mathbf{M}}(k)\mathbf{C}^T + \mathbf{R})^{-1}, \quad (1.5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \tilde{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{K}(k)(\mathbf{r}(k) - \mathbf{C}\tilde{\mathbf{x}}(k)), \quad (1.6)$$

$$\hat{\mathbf{M}}(k) = \tilde{\mathbf{M}}(k) - \mathbf{K}(k)\mathbf{C}\tilde{\mathbf{M}}(k). \quad (1.7)$$

Фильтр, синтезированный по указанному алгоритму, будет в любой момент времени формировать оценку информативного процесса на основе наблюдения с минимальной среднеквадратической ошибкой [4].

1.3 Нелинейная оптимальная фильтрация

Оптимальный линейный синтез проводится с предположением, что дискриминатор обладает линейной дискриминационной характеристикой и синтезируется только линейная часть следящей системы. Однако, при синтезе всей системы целиком (не только линейной части), в общем случае, можно получить более точные результаты. Такую задачу решается методами оптимальной нелинейной фильтрации.

Наиболее полная информация о передаваемом сообщении содержится в апостериорной плотности вероятности оцениваемого процесса. В качестве оценки используется найденное по апостериорной плотности вероятности среднее значение. Изменение распределения плотности вероятности зависит от изменения самого процесса и от накопленной информации о нем. За счет влияния этих двух факторов результирующее распределение является сложным и нелинейным, в общем случае. Его решение, приводящее к нахождению структуры и параметров фильтра, не найдено. Поэтому целесообразно принять некоторые аппроксимации для упрощения нахождения оценки информативного процесса.

В первую очередь принимается гауссовская аппроксимация распределения апостериорной плотности вероятности оцениваемого процесса. Далее принимается линейная аппроксимация нелинейностей с помощью разложения в ряд Тейлора и сохранения первых двух членов ряда.

Использование аппроксимации нелинейностей системы с помощью разложения в ряд Тейлора приводит к методу синтеза "расширенного фильтра Калмана". Стоит отметить, что Р. Калман не занимался разработкой данного фильтра, алгоритм вытекает из метода нелинейной фильтрации, предложенного Р. Л. Стратоновичем. Данный метод рассмотрим подробнее.

Пусть модель изменения вектора состояния во времени описывается разностным векторно-матричным уравнением (1.8):

$$\mathbf{x}(k) = f(\mathbf{x}(k-1)) + \mathbf{k}(k-1), \quad (1.8)$$

где $\mathbf{x}(k)$ – n -мерный вектор состояния системы; $\mathbf{\kappa}(k)$ – n -мерный вектор дискретных белых формирующих шумов с матрицей дисперсий \mathbf{Q} ; f – дифференцируемая функция, в общем случае нелинейная.

Информативный процесс $\lambda(k)$ связан с вектором состояния $\mathbf{x}(k)$, отображающим его в пространстве состояний (1.9):

$$\lambda(k) = c_{\lambda} \mathbf{x}(k). \quad (1.9)$$

Модель изменения векторного процесса, наблюдаемого на входе синтезируемого фильтра (1.10):

$$\mathbf{r}(k) = h(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k), \quad (1.10)$$

где $\mathbf{v}(k)$ – m -мерный вектор дискретных белых гауссовских шумов с матрицей дисперсий \mathbf{R} ; h – дифференцируемая функция, в общем случае нелинейная.

Функции f и h в общем случае нелинейные, что и отличает данный метод от линейного фильтра Калмана. В этой модели функция f описывает будущее состояние системы на основе оценки предыдущего состояния. Функция h описывает оценку будущего наблюдения на входе системы на основе оценки предыдущего. Функции f и h не могут быть применены для расчета матриц дисперсий напрямую, поэтому вместо них используются соответствующие матрицы частных производных (матрицы Якоби) в соответствующих точках (в предыдущем и предсказанном состояниях).

Матрицы Якоби рассчитываются на каждом шаге и подставляются вместо матриц \mathbf{F} и \mathbf{H} в уравнения фильтра Калмана. Т. е. нелинейные функции f и h линеаризуются вблизи соответствующих значений оценки вектора состояния.

Таким образом, в отличие от линейного фильтра Калмана, для расширенного фильтра Калмана не требуется, чтобы f и h были линейными функциями, однако требуется, чтобы они были дифференцируемы.

Алгоритм расширенного фильтра Калмана также состоит из двух этапов:

1. экстраполяция оценки вектора состояния и матрицы дисперсий ошибок фильтрации

2. коррекция оценок вектора состояния (на основе невязки между предсказанным наблюдением и истинным наблюдением) и матрицы дисперсий ошибок фильтрации

Предсказание оценки вектора состояния системы $\tilde{\mathbf{x}}$ рассчитывается по функции f , описывающей динамику состояния системы (1.11):

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}). \quad (1.11)$$

Предсказание матрицы дисперсий ошибок фильтрации $\tilde{\mathbf{D}}$ (1.12):

$$\tilde{\mathbf{D}}_k = \mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{D}}_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \quad (1.12)$$

где \mathbf{Q} – матрица дисперсий формирующих шумов. $\hat{\mathbf{D}}$ – скорректированная оценка матрицы дисперсий фильтра. \mathbf{F} – матрица Якоби:

$$\mathbf{F}_{k-1} = \frac{\partial f(\bar{\mathbf{x}})}{\partial \bar{\mathbf{x}}} \Big|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}} = \begin{pmatrix} \partial f_1 / \partial x_1 & \partial f_1 / \partial x_2 & \dots & \partial f_1 / \partial x_n \\ \partial f_2 / \partial x_1 & \partial f_2 / \partial x_2 & \dots & \partial f_2 / \partial x_n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \partial f_n / \partial x_1 & \partial f_n / \partial x_2 & \dots & \partial f_n / \partial x_n \end{pmatrix} \Big|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}}. \quad (1.13)$$

На этапе коррекции формируется вектор невязки измерений \mathbf{d} (1.14), матрица дисперсий невязки измерений \mathbf{S} (1.15), матрица весовых коэффициентов \mathbf{K} (1.16), производится коррекция оценки вектора состояния системы \mathbf{x} (1.17) и матрицы дисперсий фильтра $\hat{\mathbf{D}}$ (1.18):

$$\mathbf{d}_k = \mathbf{r}_k - h(\tilde{\mathbf{x}}_k), \quad (1.14)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{D}}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k, \quad (1.15)$$

$$\mathbf{K}_k = \tilde{\mathbf{D}}_k \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1}, \quad (1.16)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k \mathbf{d}_k, \quad (1.17)$$

$$\hat{\mathbf{D}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \tilde{\mathbf{D}}_k, \quad (1.18)$$

где \mathbf{I} – диагональная единичная матрица; \mathbf{H} – матрица Якоби (1.19):

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial h(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\hat{\mathbf{x}}_k} = \begin{pmatrix} \partial h_1 / \partial x_1 & \partial h_1 / \partial x_2 & \dots & \partial h_1 / \partial x_n \\ \partial h_2 / \partial x_1 & \partial h_2 / \partial x_2 & \dots & \partial h_2 / \partial x_n \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \partial h_n / \partial x_1 & \partial h_n / \partial x_2 & \dots & \partial h_n / \partial x_n \end{pmatrix} \Big|_{\hat{\mathbf{x}}_k}. \quad (1.19)$$

Фильтр, синтезируемый по указанному алгоритму, из-за принятых аппроксимаций является приближенно оптимальным, то есть квазиоптимальным [5].

Глава 2: Радионавигация

2.1 Основные определения

Навигация – наука о методах и средствах получения информации о положении и движении подвижных объектов и о методах и средствах их вождения из одной точки пространства в другую.

Радионавигация – наука о радиотехнических методах и средствах получения информации о положении и движении подвижных объектов.

Радионавигационная система – совокупность устройств, предназначенных для обеспечения информацией о местоположении, скорости и пр. систем [6].

2.2 Физические основы радионавигационных измерений

Информация, характеризующая положение объекта в пространстве, заключена в параметрах принимаемого радионавигационного сигнала.

На практике мощность принимаемого сигнала, по сравнению с излучаемым, мала, а параметры сигнала имеют случайный характер. Уменьшение мощности происходит за счет поглощения и рассеивания энергии при его распространении. Случайный характер параметрам сигнала придает множество факторов, например, случайное изменение амплитуды сигнала при распространении или случайный характер перемещения объекта. В первую очередь, стоит задача определения наличия сигнала. При поиске обнаружение сигнала эквивалентно грубой оценке информативного параметра, например, задержки, которая характеризует дальность. После поиска и обнаружения с грубой оценкой следует фильтрация и слежение для уточнения оценки [7].

2.3 Навигационные и радионавигационные параметры

Навигационный параметр – геометрическая величина, или одна из её производных, которая функционально связана с теми или иными навигационными элементами.

Радионавигационный параметр – параметр радиосигнала, измеряемый с помощью радиосредств.

В радионавигации измеряются такие параметры, как задержка (τ) или доплеровская частота (f_d). С помощью указанных радионавигационных параметров можно судить о некоторых навигационных параметрах. Таких, как дальность ($R = C\tau$) и радиальная скорость ($V_p = f_d\lambda$) [6].

2.4 методы определения местоположения объекта

В радионавигации различают три метода определения местоположения объекта:

1. Метод счисления пути

Метод основан на измерении скорости движения объекта. Зная начальное положение и закон изменения скорости, определяется положение объекта в пространстве. Проинтегрировав по времени измеренный вектор скорости, можно найти пройденный объектом путь. Датчиком в радионавигационной системе служит доплеровский измеритель скорости. Упрощенная функциональная схема системы счисления пути представлена на рис.2.1.

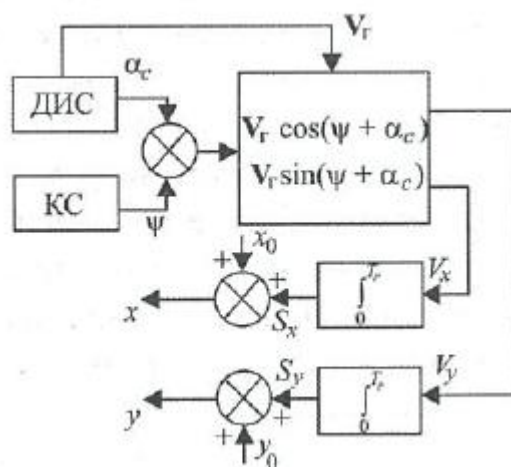


Рис.2.1 Функциональная схема системы счисления пути

Где ДИС – доплеровский измеритель скорости, КС – курсовая система, α_c – угол сноса.

С помощью доплеровского измерителя скорости можно измерить модуль вектора скорости. Далее, вычислительное устройство определяет величины составляющих вектора скорости.

Основным достоинством метода является его простота и автономность. Однако, при проведении длительных измерений происходит накопление ошибки. Для устранения ошибок такого типа, периодически проходит обнуление сигналов, соответствующих закону изменения скорости объекта. Обнуление происходит в моменты нахождения объекта в точке с известными координатами [7].

2. Позиционный метод

Данный метод основан на измерении координат с помощью радионавигационных точек.

Радионавигационная точка – пункт, с известными координатами, где размещена аппаратура, способная излучать и принимать сигналы.

В данном методе используются поверхности или линии положения. При измерении получается геометрическое место, где может находиться объект. Точное положение определяется с помощью пересечения трех поверхностей или двух линий положения.

Пример позиционного метода: А и Б радионавигационные точки, R1 и R2 – расстояния от объекта до радионавигационной точки (рис.2.2).

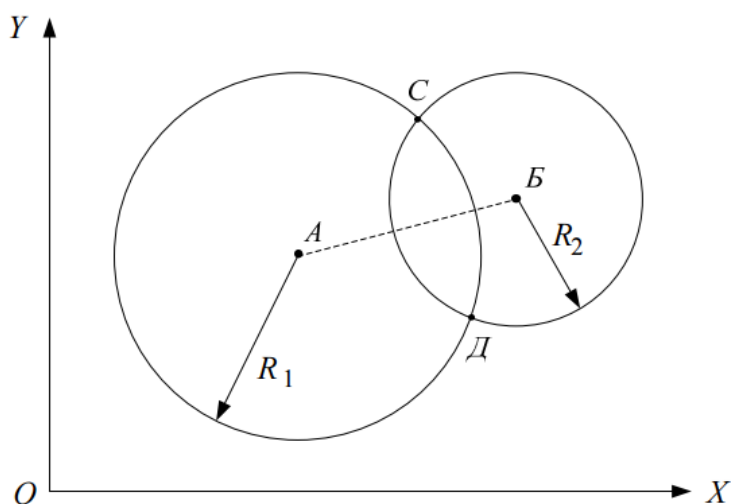


Рис.2.2 Иллюстрация примера

Зная расстояния между радионавигационными точками и объектом, можно найти геометрическое место объекта. Объект будет находиться в одной из точек пересечения С или Д.

Координаты радионавигационных точек известны, значит, решив систему уравнений, можно найти координаты объекта:

$$\begin{cases} R_1 = \sqrt{(x_A - x_{C(D)})^2 + (y_A - y_{C(D)})^2} \\ R_2 = \sqrt{(x_B - x_{C(D)})^2 + (y_B - y_{C(D)})^2} \end{cases} \quad (2.1)$$

Такой метод широко используется, его достоинством является высокая точность (так как не происходит накопление ошибки с течением времени). Недостаток метода – специальная инфраструктура (радиомаяки).

Среди позиционных радионавигационных систем различают активные, активные с активным ответом, пассивные.

Активные устройства и системы извлекают информацию из отраженных сигналов (принципы радиолокации). Приемник и передатчик находятся на объекте. Излученный и принятый сигналы сравниваются между собой.

Активные устройства с активным ответом извлекают информацию из собственного сигнала, ретранслированного внешним устройством (принцип "зарос - ответ"). Такая система аналогична вышеописанной, однако, за счет

наличия внешнего устройства ("ответчика"), в котором формируется сигнал ответа, можно увеличить мощность принимаемого сигнала.

Пассивные устройства извлекают информацию из сигналов, излучаемых внешними радиостанциями. Принятый сигнал сравнивается с сигналом, формируемым на самом объекте. Недостаток такой системы заключается в сложности выработки точной копии излученного внешней радиостанцией сигнала.

3. Обзорно-сравнительный метод

В данном методе происходит сравнение полученных характеристик местности с уже имеющимися характеристиками. Характеристикой местности может являться высотный профиль.

В системах, реализующих данный метод, используется корреляционная связь между полученными и заложенными в систему характеристиками. Достоинства метода – не нужны внешние радионавигационные средства, ослабление влияния помех. Недостатки – хранение большого количества информации и вычислительная сложность, а так же невозможность ориентации над морем и пустыней [8].

Глава 3: Радиосистема DecaWave

Источником «сырых» измерений координат маркерных точек рассматриваемой системы трекинга предложено использовать радиомодули производства DecaWave. Работу радионавигационной системы на базе радиомодулей DecaWave рассмотрим в данной главе.

3.1 Описание системы

Радиосистема является продукцией компании DecaWave. Основными элементами в ней являются микросхемы DW1000, на которых основаны радиомодули DWM1000 и EVB1000, которые вкуче с антеннами, кабелями и источниками питания образуют аппаратную часть радионавигационной системы систему.

Данная система относится к так называемым Two-Way-Ranging (TWR) Real Time Location Systems (RTLS) – двунаправленные системы определения местоположения в реальном времени, работающие по методу определения дальностей (в отечественной литературе такие системы относят к позиционным). При этом элемент DW1000, являющийся основой радиомодулей системы, способен работать в двух режимах: запросном (two way ranging) и беззапросном (one way ranging), используя, соответственно, методы Time of Flight (TOF) и Time Difference of Arrival (TDOA). В соответствии с устоявшейся терминологией в отечественной литературе эти методы носят названия дальномерные и разностно-дальномерные соответственно.

3.2 Характеристики и особенности DW1000 и модулей на его основе

Используемые модули способны работать в запросном и беззапросном режимах, что определяет тип радионавигационной системы и её особенности.

На начальном этапе разработки планируется использовать запросный метод. В дальнейшем возможен и планируется переход к беззапросному.

Также данные модули работают в одном из двух других режимов: «маяк» (tag) и «якорь» (anchor). Здесь «маяк» – незакрепленный, подвижный модуль; «якорь» – установленный неподвижно модуль. В зависимости от такого типа настройки возможны различные типы систем, предназначенные для решения разного рода задач. В данный момент нас интересует радиомаячный способ определения координат, для реализации которого необходимо минимум 3 якоря для однозначного определения координат на плоскости, и 4 для решения аналогичной задачи в трехмерном пространстве. Определяются при этом координаты маяка (в принятых здесь обозначениях).

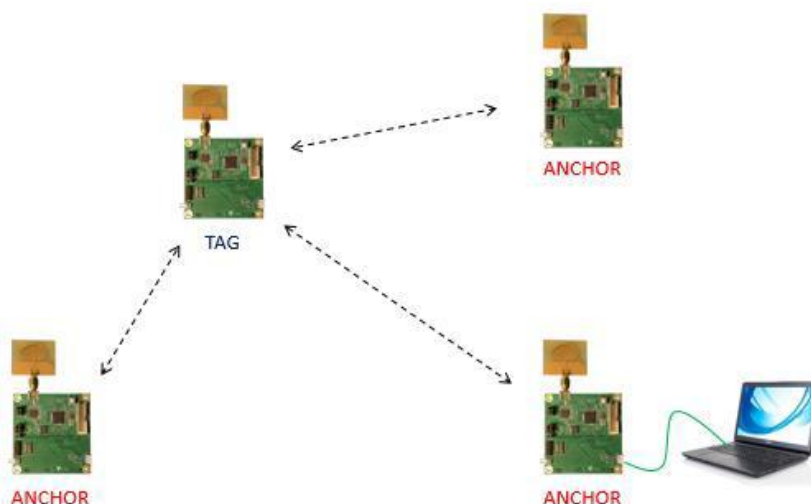


Рис. 3.1 К описанию радиомаячного способа

Конфигурация модулей (выбор источника питания, установка режима работы, импорт данных на ПК и пр.) происходит путем переключения джамперов (коротко-замкнутых перемычек) на плате устройства и установки DIP-переключателя в нужное положение. Для обмена данными с периферийными устройствами используется последовательный периферийный интерфейс (SPI).

Далее приведем основные технические характеристики модулей:

- Скорость передачи данных: 110 кбит/с, 850 кбит/с и 6.8 Мбит/с.

- Количество каналов: 6 для частотного разделения каналов (FDMA) с несущими в диапазоне 3.5-6.5 ГГц; 12 для кодового (CDMA).
- Мощность приемо-передачи : -14 дБм или -10 дБм.
- Модуляция сигнала: ФМ-2 (BPSK).
- Максимальная скорость передачи данных с использованием интерфейса – 20 МГц.
- Длительность проверочного сигнала: от 64 мкс до 4 мс.

3.3 Характеристики и особенности работы радиосистемы

Прежде всего, при размещении системы следует учитывать важное ограничение: «якори» необходимо располагать не ближе 15 см к ближайшим стенам. Также следует учитывать, что для данной системы, как и для других радиотехнических систем, рекомендуется уменьшить число металлических объектов в области её действия. В остальном ограничений на систему нет.

Также стоит пояснить работу радиосистемы с внешними для нее устройствами (в данном случае это ПК). Один из «якорей» выбирается в качественного «нулевого» – относительно него формируется система координат, в которой работает система. Другими словами, этот якорь находится в начале связанной с ним декартовой системы координат. К данному якорю через USB или SPI подключается ПК. Дальнейшее измерение координат может проводиться с помощью программных средств, поставляемых разработчиком рассматриваемых радиомодулей (DecaWave), либо с помощью другого ПО, предусматривающего считывание и обработку данных в реальном времени.

Основные характеристики радионавигационной системы (в запросном режиме работы):

- Точность определения координат при работе в помещении: порядка 10 см.
- Общая точность системы: не менее 20 см.

- Область работы системы, при которой сохраняется указанная точность: порядка 300 м^2 .
- Максимальная скорость передачи данных: 6.8 Мбит/с.
- Наибольшая точность системы соответствует определенным режимам работы модулей (для скоростей передачи данных 110 кбит/с).

Глава 4: Постановка задачи фильтрации координат

4.1 Общая постановка и допущения

Цель данной работы состоит в уменьшении ошибки слежения за положением тела человека в пространстве по сравнению с ошибками в известных радиосистемах трекинга. Ранее были рассмотрены методы линейной и нелинейной фильтрации. Применим известный радиотехнический метод нелинейной фильтрации к рассматриваемой биотехнической задаче путём введения модели движения конечностей.

Маячки (маркеры) имеет смысл располагать на местах соединения некоторых костей, например, на локтях, коленях и т.д. – назовём их «маркерными точками». Зная, что длина руки или ноги не может изменяться, можно наложить дополнительные ограничения на область возможного нахождения точки. Такие ограничения позволят сделать систему слежения более точной. Например, руку можно представить в виде шарнирной системы, как показано на рис.4.1.

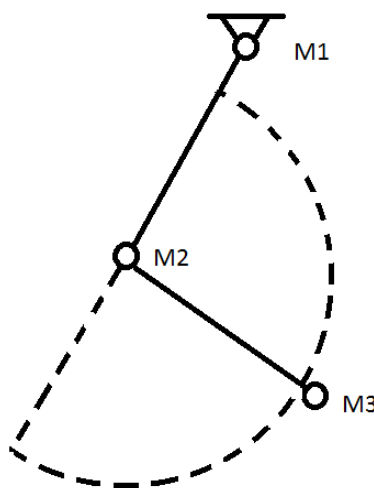


Рис.4.1 Шарнирная модель руки

На рис. 4.1 точка M1 – плечо, M2 – локоть, M3 – кисть. На начальном этапе, пренебрегая небольшим поднятием плеча относительно корпуса человека, можем считать эту точку зафиксированной. Рассматривая двухмерное

пространство, точка M_3 , относительно M_2 , может находиться на части пунктирной окружности и не может находить в любом другом месте. Стоит отметить, что при перемещении M_2 , окружность так же будет перемещаться.

Соответственно, как показано на рис.4.2, точка M_2 может находиться на пунктирной окружности относительно M_1 .

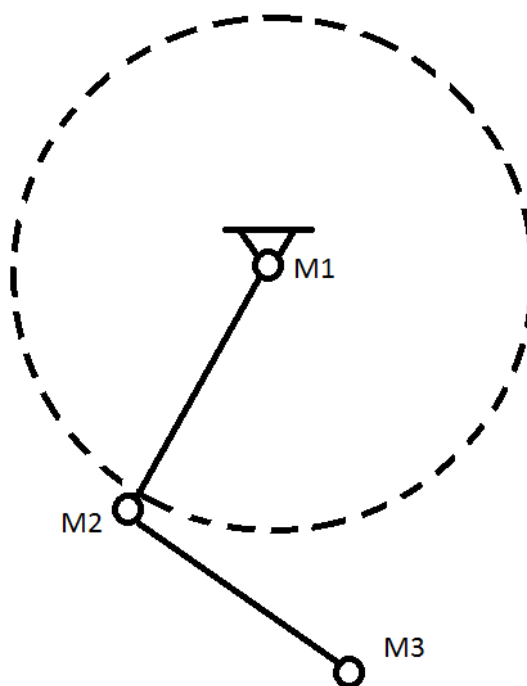


Рис.4.2 Положение M_2 относительно M_1

Накладывая такие ограничения, можно определить геометрическое место маркерных точек не только на плоскости, но и в пространстве.

4.2 Модель движения

Для синтеза системы оптимальной нелинейной фильтрации координат маркерной точки, нужно ввести модель её движения т.е. функциональную зависимость, определяющую положение точки в пространстве в любой момент времени.

Из изложенных ранее соображений о геометрическом месте точек, можно сделать предположение о характере такой функциональной зависимости. Большинство производимых человеком движений цикличны, например, ходьба.

При моделировании таких движений можно легко выделить тренд и основную гармонику циклического процесса.

Для простоты, рассмотрим двумерный случай изменения координат движения. С помощью инерциальных измерителей были получены зависимости компонент ускорений (проекций ускорений на вертикальную и горизонтальную оси локальной системы координат) от времени при прямолинейной ходьбе, снятые с пятки. На рис.4.3 представлены проекции ускорений на ось x – горизонтальную и z – вертикальную, измеритель располагался на пятке.

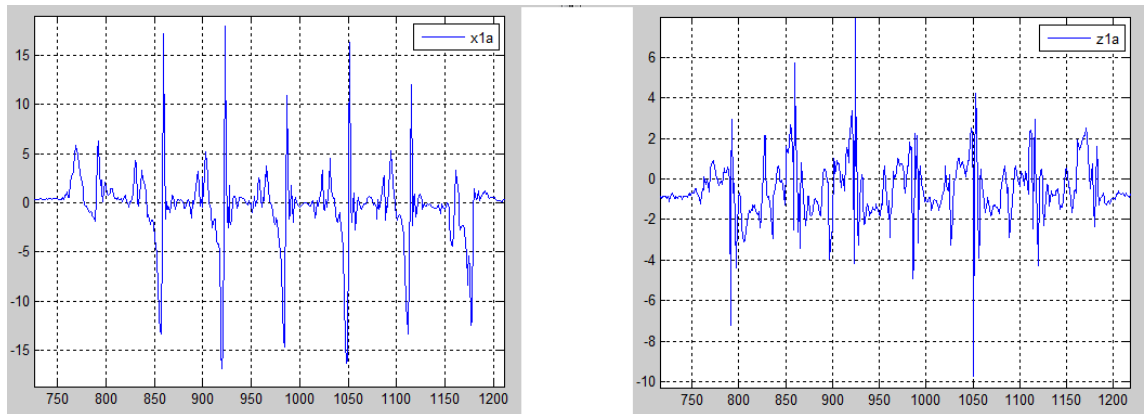


Рис.4.3 Зависимость компонент ускорения от времени (слева x , справа z)

По полученным реализациям можно предположить закон изменения компонент ускорения от времени.

Представим изменение каждой из координат маркерной точки как суммы двух составляющих: 1 – среднего значения за период наблюдения, 2 – гармонического колебания на частоте ходьбы. Такая простая модель позволяет оценить наиболее важные параметры реализации, при этом является довольно общей для любого типа ходьбы. Правильно подбирая параметры функций, можно создать модель движения маркерных точек разных конечностей для разных людей и разных типов ходьбы, например, бег или прогулочный шаг.

$$x(k) = c_x^0 kT + \Delta c_x(k)T + (A_x^0 + A_x(k)) \sin(\varphi_x + \Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T), \quad (4.1)$$

$$z(k) = c_z^0 + \Delta c_z(k) + (A_z^0 + \Delta A_z(k)) \sin(\varphi_z + \Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T). \quad (4.2)$$

Где x – путь, z – высота, k – тактовая переменная, c_x^0 , c_z^0 – номинальные значения постоянных составляющих модели, Δc_x , Δc_z – изменение постоянных

составляющих модели, T – период дискретизации, A_x^0, A_z^0 – номинальные значения амплитуды колебательных составляющих по соответствующим проекциям, $\Delta A_x, \Delta A_z$ – изменения амплитуды колебательных составляющих по соответствующим проекциям φ_x, φ_z – начальные фазы колебательных составляющих по соответствующим проекциям, Ω^0 – номинальное значение частоты колебательной составляющей, $\Delta\Omega$ – изменение частоты колебательной составляющей.

Взяв вторую производную от закона изменения координат, получим закон изменения ускорения (4.3) и (4.4):

$$a_x(k) = -(A_x^0 + A_x(k))(\Omega^0)^2 \sin(\varphi_x + \Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T), \quad (4.3)$$

$$a_z(k) = -(A_z^0 + \Delta A_z(k))(\Omega^0)^2 \sin(\varphi_z + \Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T). \quad (4.4)$$

На данном этапе получили приближенные формулы изменения компонент ускорения при прямолинейной ходьбе.

Параметры модели задаются индивидуально для каждого человека и для разных типов ходьбы одного и того же человека. Проводя предварительные измерения таких параметров, как длительность шага, можно сделать модель близкой к реальному процессу.

Для подбора параметров модели использовались реализации компонент ускорения от времени, снятые с помощью инерциальных датчиков (рис.4.3).

Согласно предложенной модели изменения проекции ускорения на ось x (4.3) и z (4.2), необходимо подобрать параметры: A_{1x}, A_{1z} – амплитуды колебательных составляющих, $\varphi_{1x}, \varphi_{1z}$ – начальные фазы (для простоты полагаем равными нулю), c_{1x}, c_{1z} – постоянные составляющие и Ω – частота колебательных составляющей.

Рассмотрим движение второй маркерной точки, закреплённой на той же конечности. Известно, что в процессе ходьбы расстояние между такими маркерными точками сохраняется постоянным, а линия, мысленно соединяющая обе маркерных точки, совершает «маятниковые» движения. То

есть координаты второй маркерной точки имеют ограниченное число степеней свободы и зависят от координат первой маркерной точки.

На рис.4.4 представлена шарнирная модель ноги от колена до пятки.

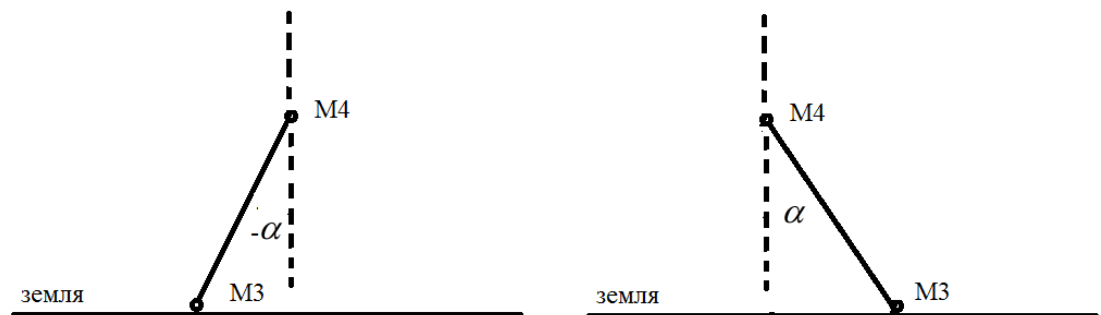


Рис.4.4 Шарнирная модель ноги

Где М3 – пятка, М4 – колено, α – угол отклонения части ноги от перпендикуляра.

Пусть, координаты пятки описываются уравнениями (4.3 – 4.4). Тогда координаты колена будут определяться координатами пятки и параметрами «маятникового» движения берцовой кости.

Угол отклонения α может принимать значения $[-\alpha_m, \alpha_m]$. Во время ходьбы угол плавно меняет значение от нижней границы до верхней и обратно, поэтому, в первом приближении, можно считать закон изменения угла гармоническим:

$$\alpha(k) = (A_{\alpha_0} + \Delta A_{\alpha_0}) \sin(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T), \quad (4.5)$$

где A_{α_0} – постоянная составляющая, ΔA_{α_0} – флуктуации угла.

Изменение проекций координат колена можно записать через изменение координаты пятки и изменение угла α :

$$x_2(k) = x_1(k) + M \sin(\alpha(k)), \quad (4.6)$$

$$z_2(k) = z_1(k) + M \cos(\alpha(k)), \quad (4.7)$$

где $x_1(k)$ – изменение координаты x пятки, $z_1(k)$ – изменение координаты z пятки, M – расстояние от коленки до пятки .

На основе инерционных измерений предположим $A_{1x}^0 = 0.4 \text{ м}$, $A_{1z}^0 = 0.1 \text{ м}$, $c_{1x}^0 = 3 \frac{\text{м}}{\text{с}}$, $c_{1z}^0 = 0.1 \text{ м}$, $A_{\alpha 0} = 0$, $\tau^0 = 0.7 \text{ с}$. Данные значения будем считать номинальными. Частота колебательной составляющей связана с длительностью шага выражением:

$$\Omega^0 = 2\pi \frac{1}{\tau^0}. \quad (4.8)$$

Получаем номинальную частоту $\Omega^0 = 8.976 \frac{\text{рад}}{\text{с}}$.

Расстояние от коленки до пятки $M = 0.5 \text{ м}$.

Параметры модели слабо меняются с течением времени. Начальную фазу для простоты считаем постоянной.

Введем вектор состояния, содержащий изменяющиеся параметры модели движения (4.9):

$$\mathbf{L}(k) = (\Delta A_{1x} \quad \Delta A_{1z} \quad \Delta c_{1x} \quad \Delta c_{1z} \quad \Delta \Omega \quad \Delta A_{\alpha})^T, \quad (4.9)$$

где индексом 1 обозначены параметры модели изменения координаты пятки; $\Delta A_{1x}, \Delta A_{1z}$ – проекции изменения амплитуды колебательных составляющих модели для соответствующих маркерных точек по соответствующим осям; ΔA_{α} – изменение угла отклонения; $\Delta c_{1x}, \Delta c_{1z}$ – проекции изменения постоянной составляющей модели для соответствующих маркерных точек на соответствующие оси; $\Delta \Omega$ – изменение частоты колебательной составляющей модели.

Модель изменения координат системы пятка-колени:

$$\begin{aligned} x_1(k) &= \Delta c_{1x}(k)T + c_{1x}^0 kT + (\Delta A_{1x}(k) + A_{1x}^0(k)) \sin(\Delta \Omega(k)T + \Omega^0 kT), \\ z_1(k) &= \Delta c_{1z}(k) + c_{1z}^0 + (\Delta A_{1z} + A_{1z}^0) \sin(\Delta \Omega(k)T + \Omega^0 kT), \\ x_2(k) &= x_1(k) + M \sin((A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \sin(\Omega^0 kT + \Delta \Omega(k)T)), \\ z_2(k) &= z_1(k) + M \cos((A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \sin(\Omega^0 kT + \Delta \Omega(k)T)), \end{aligned} \quad (4.10)$$

где A_{1x}^0, A_{1z}^0 – номинальные значения проекций колебательных составляющих параметров модели для пятки на соответствующие оси, c_{1x}^0, c_{1z}^0 – номинальные значения проекций постоянных составляющих параметров

модели для пятки на соответствующие оси, M – расстояние от колена до пятки, $\alpha(k)$ – изменение угла отклонения ног от перпендикуляра, Ω^0 – номинальное значение частоты колебательной составляющей, kT – дискретное время.

Модель изменения вектора состояния описывается выражением (4.11):

$$\mathbf{L}(k) = \mathbf{F}\mathbf{L}(k-1) + \mathbf{G}\mathbf{\kappa}(k), \quad (4.11)$$

где \mathbf{F} – матрица описывающая собственную динамику системы, \mathbf{G} – матрица описывающая влияние шума на компоненты вектора состояния, $\mathbf{\kappa}(k)$ – вектор независимых белых гауссовых шумов с нулевыми средними значениями матожиданиями и матрицей дисперсий \mathbf{Q} .

В данной задаче наблюдается пятимерный процесс, состоящий из двух координат для каждой маркерной точки и расстояния между этими точками.

Модель наблюдения (4.12):

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{L}(k)) + \mathbf{n}(k), \quad (4.12)$$

где \mathbf{h} – векторная нелинейная функция, связывающая вектор состояния и вектор наблюдений, $\mathbf{n}(k)$ – вектор независимых белых гауссовых шумов с нулевыми средними значениями матожиданиями и матрицей дисперсий \mathbf{R} .

Глава 5: Решение задачи фильтрации координат

Параметры квазиоптимального фильтра

Модель изменения вектора состояния описывается выражением (4.11). Компонент вектора состояния задаем независимыми случайными экспоненциально-коррелированными процессами. В таком случае матрицы \mathbf{F} и \mathbf{G} имеют вид:

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} d_{1ax} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & d_{1az} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & d_{1cx} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & d_{1cz} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & d_w & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & d_\alpha \end{pmatrix}, \quad (5.1)$$

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} (1-d_{1ax}) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & (1-d_{1az}) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & (1-d_{1cx}) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (1-d_{1cz}) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & (1-d_w) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & (1-d_\alpha) \end{pmatrix}, \quad (5.2)$$

где $d_{1ax}, d_{1az}, d_{1cx}, d_{1cz}, d_w, d_\alpha$ – параметры инерционности соответствующих параметров.

Согласно принятой модели наблюдения, функция \mathbf{h} имеет четыре составляющих, которые связывают компоненты вектора состояния с наблюдениями. Связь наблюдений с компонентами вектора состояния описывается формулами (4.10).

Матрица Якоби \mathbf{H} , определяемая по (1.19), имеет вид:

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} H_{11} & 0 & H_{13} & 0 & H_{15} & 0 \\ 0 & H_{22} & 0 & H_{24} & H_{25} & 0 \\ H_{31} & 0 & H_{33} & 0 & H_{35} & H_{36} \\ 0 & H_{42} & 0 & H_{44} & H_{45} & H_{46} \end{pmatrix}, \quad (5.3)$$

где

$$\begin{aligned}
H_{11} &= H_{22} = H_{31} = H_{42} = \sin(\Delta\Omega(k)T + \Omega^0 kT), \\
H_{13} &= H_{33} = T, \\
H_{15} &= (\Delta A_{1x}(k) + A_{1x}^0) \cos(\Delta\Omega(k)T + \Omega^0 kT)T, \\
H_{24} &= H_{44} = 1, \\
H_{25} &= (\Delta A_{1z}(k) + A_{1z}^0) \cos(\Delta\Omega(k)T + \Omega^0 kT)T, \\
H_{35} &= H_{15} + M \cos((A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \sin(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T))(A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \cos(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T)T, \\
H_{36} &= M \cos((A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \sin(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T)) \sin(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T), \\
H_{45} &= H_{25} - M \sin((A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \sin(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T))(A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \cos(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T)T, \\
H_{46} &= -M \sin((A_{\alpha 0} + \Delta A_{\alpha 0}) \sin(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T)) \sin(\Omega^0 kT + \Delta\Omega(k)T).
\end{aligned}$$

Матрица дисперсий формирующих шумов принимает вид:

$$\mathbf{Q} = \frac{1+d}{1-d} \begin{pmatrix} (0.03^2 (A_{1x}^0)^2) 0 0 0 0 0 \\ 0 (0.03^2 (A_{1z}^0)^2) 0 0 0 0 \\ 0 0 (0.03^2 (c_{1x}^0)^2) 0 0 0 \\ 0 0 0 (0.03^2 (c_{1z}^0)^2) 0 0 \\ 0 0 0 0 (0.03^2 (\Omega^0)^2) 0 \\ 0 0 0 0 0 (0.03^2 (A_{0\alpha})^2) \end{pmatrix}. \quad (5.4)$$

Среднеквадратическое отклонение ошибки измерения координат с помощью системы DecaWave – 0.1 м, тогда матрица дисперсий шумов наблюдения имеет вид:

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} (0.01) 0 0 0 \\ 0 (0.01) 0 0 \\ 0 0 (0.01) 0 \\ 0 0 0 (0.01) \end{pmatrix}. \quad (5.5)$$

Начальные значения вектора состояния задаем равным номинальным значениям:

$$\mathbf{L} = (0.4 \ 0.13 \ 0.18 \ 9760)^T. \quad (5.6)$$

Начальную оценку вектора состояния задаем нулевым:

$$\mathbf{L}^1 = (0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0)^T. \quad (5.7)$$

Если все компоненты вектора состояния имеют одинаковое время автокорреляции, то их параметры инерционности равны между собой и равны d , тогда начальное приближение матрицы дисперсий ошибок слежения зададим следующим образом:

$$\mathbf{M} = \frac{1+d}{1-d} \mathbf{Q}. \quad (5.8)$$

Таким образом, синтезирован нелинейный фильтр «сырых» радиоизмерений координат двух связанных маркерных точек.

Глава 6: Результаты

Для оценки эффективности фильтрации сгладим «сырые» измерения радиосистемы DecaWave (полученные моделированием) с помощью простейшего ФНЧ и сравним их с результатами нелинейной фильтрации.

На рис.6.1 представлены проекции изменения координат маркерной точки, расположенной на пятке.

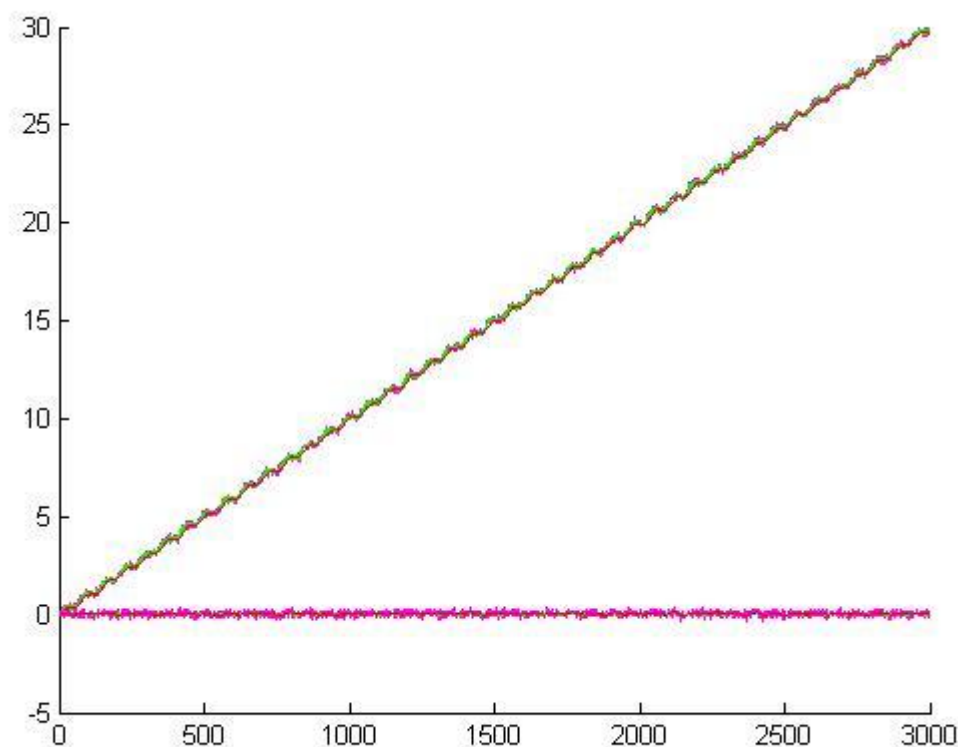


Рис.6.1 Вертикальная и продольная координаты пятки

На рисунке 6.1 представлены:

- истинные координаты (синие кривые);
- «сырые» измерения (салатовые кривые);
- оценки на выходе синтезированного нелинейного фильтра (фиолетовые кривые);
- сглаженные оценки ФНЧ (красные кривые).

Для наглядности приведем увеличенный фрагмент диаграмм

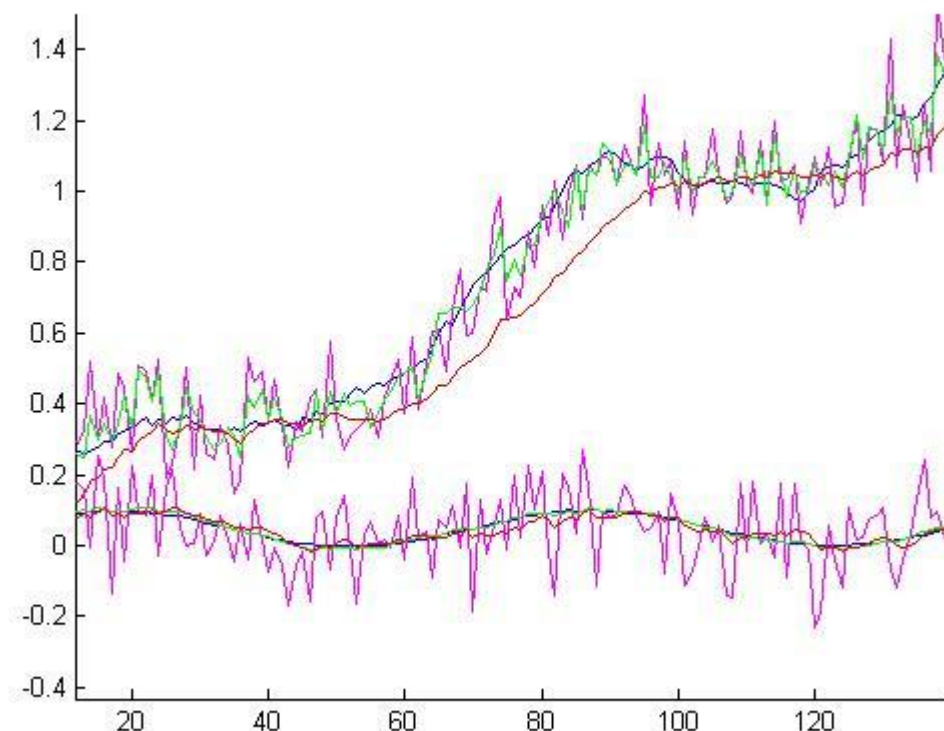


Рис.6.2 Изменение истинных и скорректированных координат, наблюдаемого процесса и выхода ФНЧ

На рисунке 6.2 представлены:

- истинные координаты (синие кривые);
- «сырые» измерения (салатовые кривые);
- оценки на выходе синтезированного нелинейного фильтра (фиолетовые кривые);
- сглаженные оценки ФНЧ (красные кривые).

На рис.6.3 представлены проекции изменения координат маркерной точки расположенной на колене.

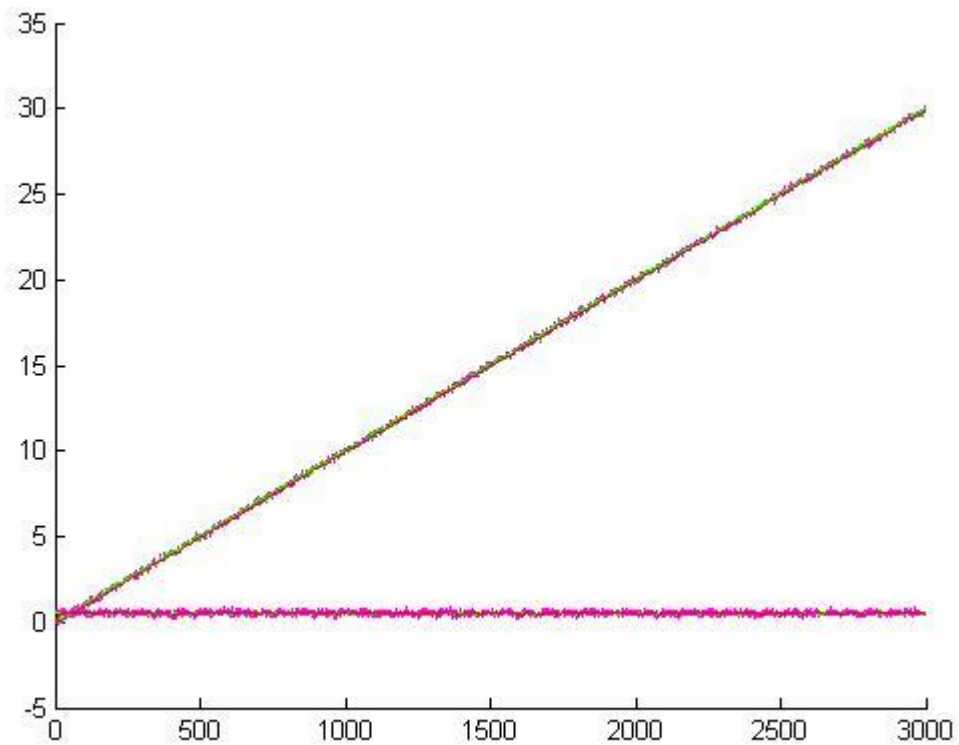


Рис.6.3 Изменение истинных и скорректированных координат, наблюдаемого процесса и выхода ФНЧ

На рисунке 6.3 представлены:

- истинные координаты (синие кривые);
- «сырые» измерения (салатовые кривые);
- оценки на выходе синтезированного нелинейного фильтра (фиолетовые кривые);
- сглаженные оценки ФНЧ (красные кривые).

Для наглядности приведем фрагмент диаграмм на рис.6.4

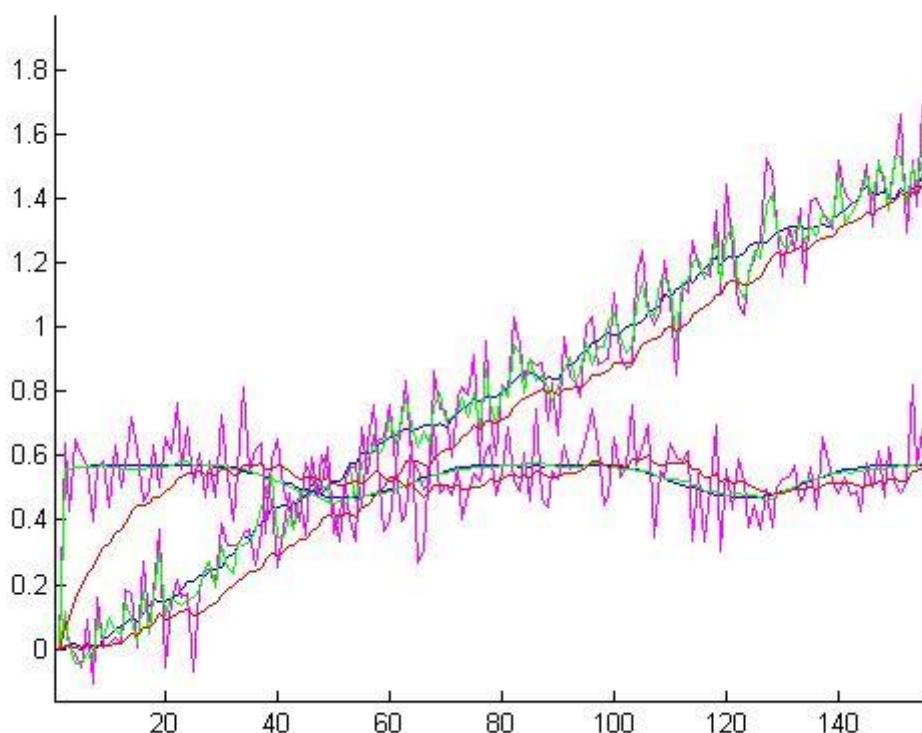


Рис.6.4 Изменение истинных и скорректированных координат, наблюдаемого процесса и выхода ФНЧ

На рисунке 6.4 представлены:

- истинные координаты (синие кривые);
- «сырые» измерения (салатовые кривые);
- оценки на выходе синтезированного нелинейного фильтра (фиолетовые кривые);
- сглаженные оценки ФНЧ (красные кривые).

Где нижнему графику соответствует изменение координаты z , верхнему – x .

Для оценки работы системы, сравним среднеквадратическое отклонение оценки изменения каждой координаты со среднеквадратическим отклонением наблюдаемого процесса, пропущенного через ФНЧ.

Среднеквадратические ошибки оценивания координат колена и пятки на выходе синтезированного нелинейного фильтра:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0.0575м \\ 0.0072м \\ 0.0572м \\ 0.0078м \end{pmatrix} \text{ для } \begin{pmatrix} x_1 \\ z_1 \\ x_2 \\ z_2 \end{pmatrix}$$

Среднеквадратические ошибки оценивания координат колена и пятки на выходе сглаживающего ФНЧ:

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0.0701м \\ 0.0324м \\ 0.0308м \\ 0.0400м \end{pmatrix} \text{ для } \begin{pmatrix} x_1 \\ z_1 \\ x_2 \\ z_2 \end{pmatrix}$$

где x_1 – продольная координата пятки, z_1 – поперечная координата пятки, x_2 – продольная координата колена, z_2 – поперечная координата колена.

Видно, что оба фильтра обеспечивают снижение ошибки по сравнению с «сырыми» наблюдениями. Однако синтезированный фильтр, использующий априорное знание нелинейной модели движения и связанности маркерных точек, обеспечивает большую точность, чем простой сглаживающий ФНЧ, а именно в 1.5 раза.

Ценой повышения точности является повышение сложности. Тем не менее, возрастающая сложность фильтра несравнима с вычислительной сложностью формирования видеоизображения в системах виртуальной реальности. В то же время любой выигрыш в точности трекинга является существенным.

Выводы

В работе рассмотрена актуальность выбранной темы, обоснован выбор радиосистемы.

Рассмотрены радиотехнические подходы к решению задачи. Проанализированы возможности реализации.

В работе предложена подходящая для решения модель изменения координат маркерных точек, учитывающая особенности равномерной прямолинейно ходьбы.

Выбрана аппаратная часть системы и рассмотрены ее особенности.

Основываясь на предложенной модели изменения координат синтезирован расширенный фильтр Калмана, сглаживающий "сырые" измерения радиосистемы.

Для анализа полученных результатов рассмотрено прохождение "сырых" результатов через ФНЧ. Проведено сравнение результатов синтезированного фильтра и результатов прохождения через ФНЧ.

Оба фильтра позволяют повысить точность измерений, однако синтезированный фильтр позволяет получить значительно лучшие результаты.

Снижение погрешности определения координат позволяет существенно повысить точность отображения реальных процессов.

Список литературы

1. Oculus Rift. Виртуальная реальность и девайсы [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://oculus-rift.ru/virtual-reality-and-devices/>
2. VE Group Виртуальная реальность. Продукты и решения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ve-group.ru/>
3. Перов А.И., Радиоавтоматика. Учебник для вузов. / В.Н. Замолотчиков, В.М. Чиликин. – М.: Радиотехника, 2014. – 320 с.
4. Р.С. Куликов. Радиоавтоматика. Общие понятия об оптимальных системах фильтрации, Электронный учебно-методический комплекс (ЭУМК), ФГБОУ ВО НИУ "МЭИ", 2013
5. Р.С. Куликов. Радиоавтоматика. Оптимальная нелинейная фильтрация, Электронный учебно-методический комплекс (ЭУМК), ФГБОУ ВО НИУ "МЭИ", 2013
6. Основы теории радионавигационных систем и комплексов. Общие сведения о навигации и радионавигации. Методы определения текущего местоположения объекта [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.srns.ru/>
7. Бакулев П.А., Радионавигационные системы. Учебник для вузов. Езд-е 2, испр. и доп. / П.А. Бакулев, А.А. Сосновский. – М.: Радиотехника, 2011. – 272с.
8. Основы теории радионавигационных систем и комплексов. Позиционные методы определения местоположения. Дальномерный метод. Геометрический фактор [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.srns.ru/>