1. Фильтр Калмана для RSSI

Применение фильтра Калмана для «сырых» RSSI предполагает решение двух задач:

- сглаживание флуктуирующих значений RSSI;
- восстановление «пропущеных» пакетов показаниями модели фильтра Калмана.

В результате применения фильтра ожидается более эффективное сглаживание (шумоподавление) принятых значений RSSI и восстановление пропущенных пакетов на основе модели фильтра Калмана.

В основу фильтра положена модель равномерного изменения RSSI от времени, которая записывается в следующем виде:

$$\begin{cases} RSSI_{i} = RSSI_{i-1} + \Delta t \cdot \Delta RSSI_{i-1} \\ \Delta RSSI_{i} = \Delta RSSI_{i-1} \end{cases}$$

где $\Delta RSSI_i$ – скорость изменения RSSI.

2. Основные уравнения

Под реализацией фильтра Калмана будем понимать формирование всех матриц, необходимых для его использования (рисунок ниже).

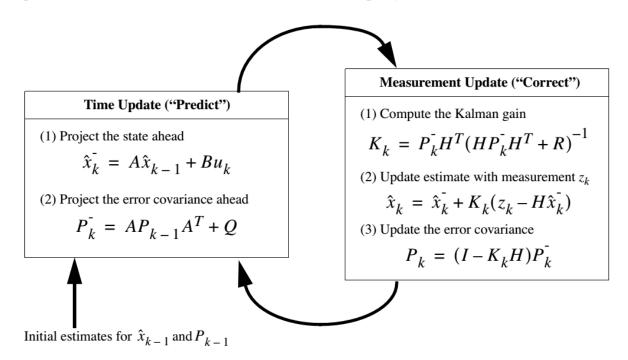


Рисунок 1 – Общая схема работы фильтра Калмана

Фильтрация осуществляется в несколько этапов:

- 1) *Предсказание* ("Predict" на рис. выше). Этап заключается: **a)** в предсказании значений $RSSI_k$ и $\Delta RSSI_k$ для текущего момента времени k (вектор X_k^-) по модели фильтра с использованием значения RSSI за предыдущий момент времени k-1 (вектор X_{k-1}); **б)** в предсказании значения матрицы ковариации ошибок модели (P_k^-) с использованием значения матрицы за предыдущий момент времени k-1 (P_{k-1}) и матрицы шума модели фильтра (Q).
 - 2) *Коррекция* ("Correct" на рис. выше). Этап заключается:
- **а)** в вычислении коэффициента Калмана K_k (по сути, он показывает, в какой пропорции доверять предсказанным значениям RSSI_k и $\Delta\mathrm{RSSI}_k$ по модели (X_k^-) и измеренному значению $\mathrm{RSSI}(Z_k)$);
- **б)** в вычислении значений $RSSI_k$ и $\Delta RSSI_k$ для текущего момента времени k (X_k) с учетом предсказанных значений по модели фильтра (X_k^-) , измеренного значения $RSSI(Z_k)$ и коэффициента Калмана K_k (другими словами, в коррекции предсказанных значений (X_k^-) по измерению $RSSI(Z_k)$, где степень коррекции определяется коэффициентом Калмана (K_k));
- **в**) в вычислении значения матрицы ковариации ошибок модели для текущего момента времени (P_k) по ее предсказанному значению (P_k^-) и коэффициенту Калмана K_k (другими словами, в коррекции предсказанных значений (P_k^-) , где степень коррекции определяется коэффициентом Калмана (K_k)).

3. Основные уравнения

Уравнение 1:

$$X_k^- = A_k \cdot X_{k-1} + B \cdot U_k,$$

где

$$X_{k-1} = \begin{bmatrix} RSSI_{k-1} \\ \Delta RSSI_{k-1} \end{bmatrix};$$

$$\Delta RSSI_{k-1} = RSSI_{k-1} - RSSI_{k-2};$$

$$A_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B}=\mathbf{U}_{K}=0;$$

 $\Delta t_{\rm k}$ — интервал времени между приходом двух пакетов (k-го и (k-1)-го) от маячка:

Уравнение 2:

$$P_k^- = A_k \cdot P_{k-1} \cdot A_k^T + Q,$$

где $P_k = \begin{bmatrix} p_{11}(k) & p_{12}(k) \\ p_{21}(k) & p_{22}(k) \end{bmatrix}$ — ковариационная матрица, пересчитывается на каждой итерации; для инициализации используются следующие ее значения $P_0 = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}$, которые взяты из рекомендаций в научной статье.

 $P_0 = \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 100 \end{bmatrix}$, которые взяты из рекомендаций в научной статье. $Q = \begin{bmatrix} 0.001 & 0 \\ 0 & 0.001 \end{bmatrix}$ — матрица шума модели процесса; показывает, насколько точна наша модель; считаем, что модель достаточно точна; значение "0" установить нельзя, так как в этом случае фильтр выродится;

"-" – операция матричного умножения.

Уравнение 3:

$$K_k = P_k^- \cdot H^T \cdot (H \cdot P_k^- \cdot H^T + R)^{-1},$$

R = [0.1] — матрица шума измерения RSSI; $H = [1 \ 0]$ — матрица соответствия (идентичности).

Уравнение 4:

$$X_k = X_k^- + K_k \cdot (Z_k - H \cdot X_k^-),$$

где Z_k – текущее измеренное значение RSSI.

Уравнение 5:

$$P_i = (I - K_i \cdot H) \cdot P_i^-,$$

где $\mathbf{I} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ — единичная матрица.

4. Блок-схема реализации фильтра (с учетом всех маячков)

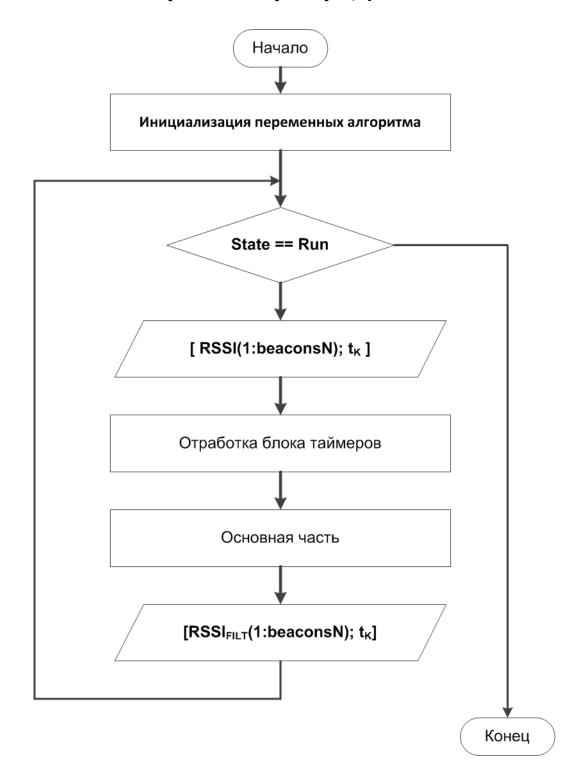


Рисунок 2 - Общий поток этапов алгоритма

Инициализация переменных алгоритма

В алгоритме используются следующие глобальные переменные:

beaconsN - Количество маячков

X_many — массив (размером 2 строки х **beaconsN** столбцов), который в столбце для каждого маячка хранит параметры (RSSI(t); Δ RSSI(t)); инициализируется нулями; используется для хранения значений матрицы **X** для каждого маячка;

P_many – массив (размером 4 строки х **beaconsN** столбцов) состояний ковариационной матрицы; инициализируется нулями; используется для хранения значений матрицы **P** для каждого маячка;

timer – массив (размером 1 строка х beaconsN столбцов) счетчиков; хранит информацию о том, как давно было получено последнее измерение для определенного маячка.

В алгоритме используются следующие константы и параметры:

P_init — массив (матрица 2 x 2) начальных значений ковариационной матрицы; значения: (1я строка) (100, 0) и (2я строка) (0, 100);

Q — массив (матрица 2 x 2) значений дисперсии шума модели процесса; значения: (1я строка) (0.001, 0) и (2я строка) (0, 0.001);

R – значение дисперсии шума измерений; равно 0.1;

timeout – время, в течении которого потерянные пакеты восстанавливаются при помощи модели; если новых пакетов от маячка за данное время не пришло, то далее используется последнее сохраненное значение на выходе фильтра; равно 1.5 сек.

H - матрица идентичности (матрица-строка на 2 элемента); значения равны (1,0);

A — матрица преобразования (матрица 2 х 2); значения равны: (1я строка) (1, Δ t) и (2я строка) (0, 1); значение Δ t (интервал времени между предыдущим и текущим пакетами) меняется в процессе работы алгоритма;

I — единичная матрица (матрица 2×2) с единицами на главной диагонали, т.е. значения равны: (1я строка) (1, 0) и (2я строка) (0, 1);

В алгоритме используются следующие локальные переменные:

X — массив (размером 2 ячейки), который для текущего маячка хранит параметры (RSSI(t); Δ RSSI(t)); инициализируется нулями;

Р – массив (размером 2 строки x 2 столбца) текущих значений ковариационной матрицы для рассматриваемого маячка



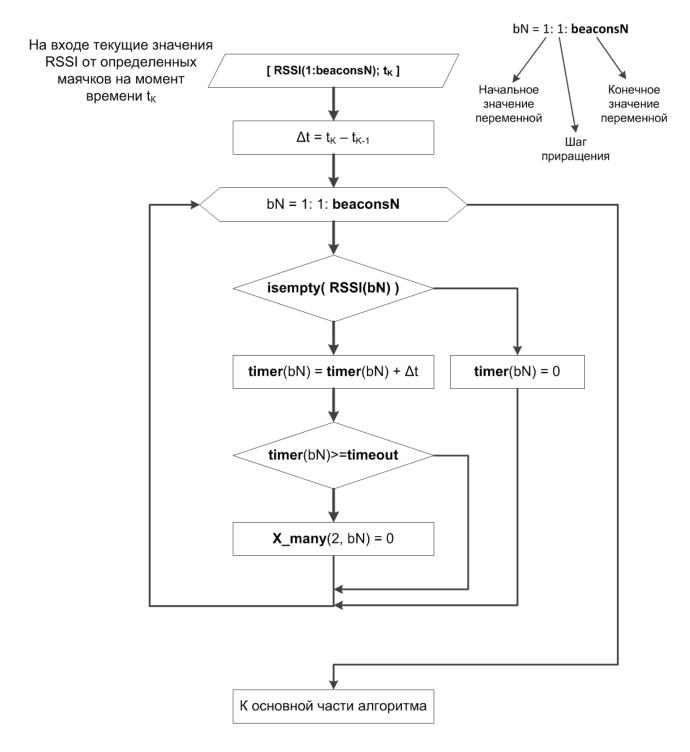


Рисунок 4 – Блок таймеров

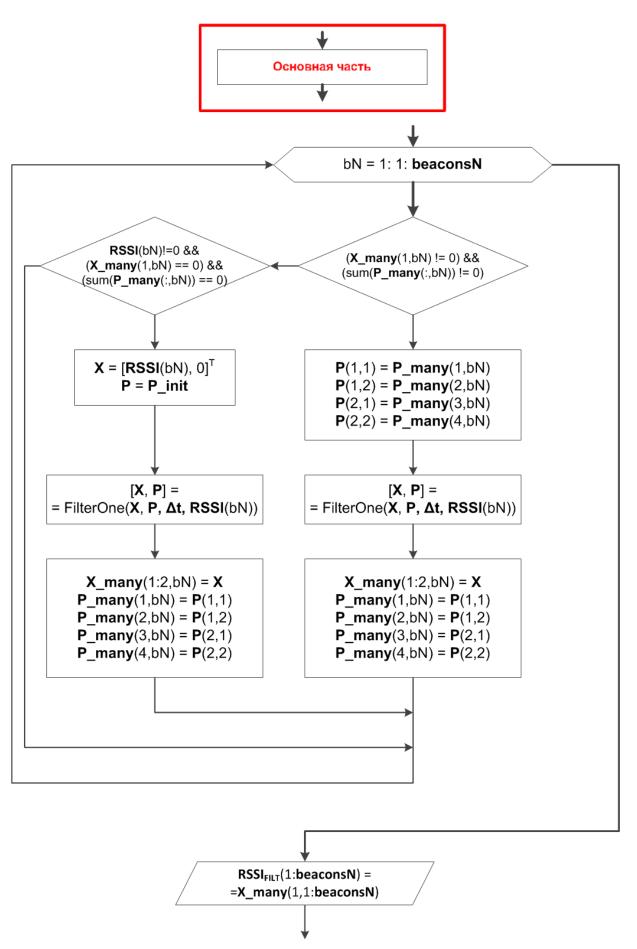


Рисунок 5 – Основная часть

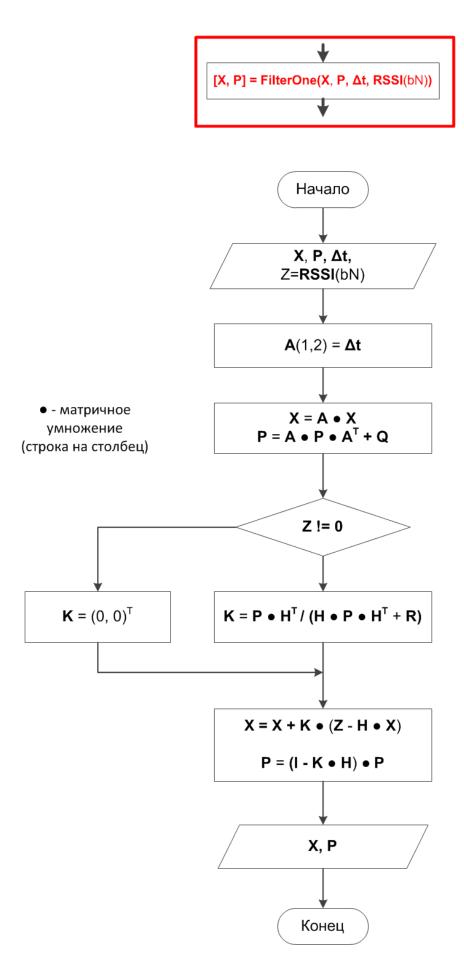


Рисунок 6 – Функция FilterOne

Поскольку фильтр Калмана довольно распространен в задачах трекинга и управления, и в Indoor, скорее всего, будет использовано две его реализации (фильтр для RSSI — текущий, и для координат — в будущем), возможно имеет смысл создать виртуальный класс, от которого затем наследовать конкретные реализации. Это будет достаточно удобно и эффективно, поскольку уравнения в фильтре в любом случае остаются неизменными.