

Оглавление

| | | |
|----------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------|
| 1 | Одновременное оценивание движения ВС и систематических ошибок. Алгоритмы параллельной фильтрации процессов, связанных через измерения | 2 |
| 1.1 | Описание задачи наблюдения за ВС | 3 |
| 1.2 | Уравнения оптимальной фильтрации | 6 |
| 1.2.1 | Полная система | 6 |
| 1.3 | Упрощенные алгоритмы оценивания по Henk Blom | 7 |
| 1.3.1 | Фильтр Калмана для фазового вектора, Макро фильтр для систематической ошибки | 7 |
| 1.3.2 | Разделённые фильтры для фазового вектора и для систематической ошибки | 8 |
| 2 | Алгоритм многогипотезного восстановления траектории | 9 |
| 2.1 | ??? Название ??? | 9 |
| 2.2 | Структура данных программы | 9 |
| 2.3 | Алгоритм оптимизации | 9 |
| 2.4 | Программа конвертации данных | 10 |

1 Одновременное оценивание движения ВС и систематических ошибок. Алгоритмы параллельной фильтрации процессов, связанных через измерения

В настоящее время в системах УВД для определения параметров движения воздушных судов (координаты, скорости, ускорения и т.д.) используются алгоритмы линейного рекуррентного оценивания, близкие по используемой математической технике к фильтру Калмана. В качестве основного метода применяется алгоритм ИММ. Главная особенность состоит в том, что задача оценки параметров движения для всех ВС, находящихся в зоне наблюдения, решается независимо для каждого ВС. Это полностью соответствует представлению о том, что движение каждого ВС никак не зависит от движения других ВС. Также это удобно с точки зрения архитектуры программы, реализующей систему мультитраекторной обработки — данные, описывающие каждое ВС, можно легко выделить в отдельный объект, который можно создавать, удалять и использовать, например, для сравнения со вновь поступающими не привязанными к конкретному ВС измерениями. С точки зрения математических алгоритмов, такое разделение также удобно, поскольку позволяет оставаться в рамках расчётов в пространстве достаточно низкой размерности (4–6 для фильтра Калмана, 15–30 для ИММ).

Наблюдение за движением ВС производится с помощью радиотехнических средств: как правило это система из нескольких радиолокаторов и система АЗН-В. Реальные измерительные средства, помимо случайных ошибок измерений, имеют систематические ошибки. Случайные ошибки измерения изначально предусмотрены архитектурой алгоритмов рекуррентного оценивания, как фильтра Калмана, так и ИММ. Систематические ошибки в случае не сложных вариантов их пространственной зависимости также легко могут быть включены в алгоритмы оценивания, но при их включении обнаруживается одно весьма существенное обстоятельство: систематические ошибки одного и того же измерительного средства присутствуют в уравнении наблюдения для разных воздушных судов. Так, в простом случае связи между неизвестными оцениваемыми состояниями и измерением РЛС возникает следующее линейное уравнение наблюдения:

$$z_{al}(t) = C^x(t)\chi_a(t) + C^s(t)\varsigma_l(t) + D(t)w_l(t). \quad (1.1)$$

Здесь t — момент времени; a — индекс, обозначающий номер воздушного судна (aircraft); l — индекс радиолокатора (locator); z_{al} — вектор измерения; χ_a — вектор параметров движения ВС; ς_l — вектор параметров, характеризующий состояние РЛС; $w_l(t)$ — текущая реализация случайной ошибки РЛС; $C^x(t)$, $C^s(t)$, $D(t)$ — матрицы, характеризующие вклад каждого параметра на измерение.

Из вида этого уравнения ясно, что систематическая ошибка локатора l может быть оценена только совместно с параметрами движения ВС a . Но этот радиолокатор наблюдает не только это движение, также верно и обратное — ВС a наблюдается не только радиолокатором l . Фазовые переменные для разных движений оказываются «сцепленными» между собой через параметры систематических ошибок. Таким образом, система всех движений и всех систематических ошибок нуждается в совместном

оценивании.

Как будет показано далее, даже в простом случае неуправляемых движений, стандартные процедуры оптимального совместного оценивания — фильтр Калмана, оценка Гаусса–Маркова — приводят к соотношениям, в которых переменные, относящиеся к разным движениям и систематическим ошибкам, существенно связаны друг с другом. Это приводит к следующим неприятным последствиям:

- нет возможности задать в программе отдельные объекты для движений разных ВС;
- затруднено создание и удаление движений;
- в вычислениях необходимо поддерживать большую матрицу ковариации ошибок оценивания, (в которую входят все кросс-ковариации для ошибок оценивания между различными ВС, между каждым ВС и каждым РЛС и т.д.) это выливается в большие вычислительные затраты.

От требования, чтобы параметры оценивались оптимально, можно отказаться. При этом появляется возможность устранить нежелательные эффекты, указанные выше. Но в таком случае необходимо тщательно проектировать алгоритм оценивания, для того чтобы получаемые оценки были близки к неизвестным истинным параметрам.

Целью исследования, излагаемого ниже, является создание алгоритма лёгкого для параллельной реализации по отдельным воздушным судам, при этом обладающим низким уровнем погрешности оценивания. Исследование логически продолжает исследование, изложенное в отчёте [1].

1.1 Описание задачи наблюдения за ВС

Считаем, что каждое воздушное судно подчиняется независимому, но одному и тому же по структуре уравнению движения. Так движение ВС номер i имеет описание

$$d\chi_i(t) = f(t, \chi_i(t), u_i(t))dt + dv_i(t),$$

где χ_i — вектор параметров движения ВС; f — функция, задающая скорости движения; $u_i(t)$ — функция управления, специфичная для ВС i ; dv_i — приращение случайного возмущения для непрерывного варианта динамики. В силу того, что наблюдение за ВС ведётся «в большом масштабе», вектор χ_i может содержать не очень большое число параметров, а функция f может быть выбрана достаточно простой. Измерения при помощи РЛС производятся в дискретные моменты времени, поэтому дальше удобно иметь дело с дискретизированным вариантом системы. При этом разумно ограничиться динамикой, близкой к линейной

$$\chi_i(t_k) = A_i(t_k, \chi_i(t_{k-1}), u_i(t_k))\chi_i(t_{k-1}) + B_i(t_k)v_i(t_k). \quad (1.2)$$

Здесь v_i — случайное возмущение; B_i — матричная функция, формирующая влияние случайного возмущения на движение; A_i — матрица, формирующая вид движения системы, зависящая от текущего значения управления $u(t_k)$. Моменты времени t_k принадлежат некоторому дискретному множеству \mathcal{T} и, на самом деле, определяются по ходу развития движения, т.е. не являются заданными заранее.

В программе мультирадарной обработки для метода ИММ уравнения движения используются именно в виде (1.2). Далее, будем рассматривать более простую линейную динамику без управления

$$\chi_i(t_k) = A_i(\mathcal{T}_k)\chi_i(t_{k-1}) + B_i(t_k)v_i(t_k). \quad (1.3)$$

Здесь $\mathcal{T}_k = \{t_l \in \mathcal{T} : t_l \leq t_k\}$ — множество моментов времени до текущего включительно.

В качестве основного варианта при моделировании будем выбирать прямолинейное равномерное движение на плоскости

$$\chi_i(t_k) = \begin{bmatrix} x_i(t_k) \\ v_i(t_k) \end{bmatrix}, \quad x_i(t_k), v_i(t_k) \in \mathbb{R}^2, \quad A_i(\mathcal{T}_k) = \begin{bmatrix} I_{2 \times 2} & (t_k - t_{k-1})I_{2 \times 2} \end{bmatrix}, \quad (1.4)$$

где x_i, v_i обозначают векторы координат и скорости на плоскости \mathbb{R}^2 .

Формирование наблюдений z_{ij} будем описывать следующим уравнением наблюдения, несколько более сложным, чем уравнение (1.1):

$$z_{ij}(t) = C^x(t_k)\chi_i(t_k) + C_j^s(t_k, \chi_i(t_k))\varsigma_j(t_k) + D_j(t_k, \chi_i(t_k))w_j(t_k). \quad (1.5)$$

Матрицы C_j^s, D_j для всех имеющих смысл случаев зависят от положения ВС, поэтому явно указывается зависимость от χ_i . В качестве параметров ς_j могут выступать постоянная систематическая ошибка по дальности и азимуту, коэффициент линейной зависимости для систематической ошибки по дальности и т.д. Матрица C_j^s описывает влияние этих неизвестных параметров на измерения.

Для параметров ς_j , характеризующих систематические ошибки РЛС, также введём динамику

$$\varsigma_j(t_k) = A_j^s(t_k)\varsigma_j(t_{k-1}) + B_j^s(t_k)v_j^s(t_k). \quad (1.6)$$

Матрица B_i^s характеризует дрейф систематических ошибок со временем. Для моделирования будем принимать:

$$\varsigma_j = \begin{bmatrix} \Delta_j^r \\ \Delta_j^\alpha \end{bmatrix}, \quad A_j^s(t_k) \equiv I_{2 \times 2}, \quad B_i^s(t_k) \equiv 0_{2 \times 2}. \quad (1.7)$$

Здесь $\Delta_j^r, \Delta_j^\alpha \in \mathbb{R}$ — значения постоянных систематических ошибок по дальности и азимуту, соответственно. Подробно понятия систематических ошибок по дальности и азимуту введены в отчёте ???.

Рассмотрим общий фазовый вектор

$$\xi(t) = \begin{bmatrix} \chi_1(t) \\ \chi_2(t) \\ \vdots \\ \chi_n(t) \\ \varsigma_1(t) \\ \varsigma_2(t) \\ \vdots \\ \varsigma_m(t) \end{bmatrix}. \quad (1.8)$$

Здесь n и m — количества наблюдаемых ВС и наблюдающих радиолокаторов. Урав-

нения (1.3), (1.6) можно переписать как

$$\begin{aligned} \xi(t_k) &= A(\mathcal{T}_k)\xi(t_{k-1}) + B(t_k)v(t_k) = \\ &= \begin{bmatrix} A_1(\mathcal{T}_k) & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & A_n(\mathcal{T}_k) & \\ & & & A_1^\varsigma(t_k) & & \\ & & & & \ddots & \\ 0 & & & & & A_m^\varsigma(t_k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \chi_1(t_{k-1}) \\ \vdots \\ \chi_n(t_{k-1}) \\ \varsigma_1(t_{k-1}) \\ \vdots \\ \varsigma_m(t_{k-1}) \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} B_1(t_k) & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & B_n(t_k) & \\ & & & B_1^\varsigma(t_k) & & \\ & & & & \ddots & \\ 0 & & & & & B_m^\varsigma(t_k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1(t_k) \\ \vdots \\ v_n(t_k) \\ v_1^\varsigma(t_k) \\ \vdots \\ v_m^\varsigma(t_k) \end{bmatrix}, \quad (1.9) \end{aligned}$$

где матрицы A и B представляют собой блочно-диагональные матрицы, объединяющие все A_i , A_i^ς и B_i , B_i^ς .

Каждый момент времени $t_k \in \mathcal{T}$ свяжем с некоторым измерением $z_{ij}(t_k)$ положения ВС с номером i при помощи радиолокатора j . Одновременное наблюдение одного ВС несколькими радиолокаторами (как и одновременное наблюдение одним радиолокатором нескольких самолётов) будем считать пренебрежимо редким событием и не будем вводить его в модель наблюдения. Запишем уравнение наблюдения в том виде, как оно должно применяться ко всему большому фазовому вектору.

$$\begin{aligned} z(t_k) &= z_{ij}(t_k) = C(t_k, \xi(t_k))\xi(t_k) + D(t_k, \xi(t_k))w(t_k), \quad (1.10) \\ C(t_k, \xi(t_k)) &= \begin{pmatrix} 0 & \dots & 0 & C^x(t_k) & 0 & \dots & 0 & C_j^\varsigma(t_k, \chi_i(t_k)) & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}, \\ D(t_k, \xi(t_k)) &= D_j(t_k, \chi_i(t_k)), \quad w(t_k) = w_j(t_k). \end{aligned}$$

Как указывалось выше, для моделирования будем применять предположение постоянных систематических ошибок по дальности и азимуту. При этом будем использовать линеаризованную модель воздействия таких ошибок на измерения. Соответствующие матрицы $C^x(t_k)$, $C^\varsigma(t_k, \chi_i(t_k))$, $D(t_k, \chi_i(t_k))$ имеют вид:

$$\begin{aligned} C^x(t_k) &\equiv I_{2 \times 2}, \quad C_j^\varsigma(t_k, \chi_i(t_k)) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\|x_i(t_k) - x_j^R\|} (x_i(t_k) - x_j^R) & \Omega_{2 \times 2} (x_i(t_k) - x_j^R) \end{bmatrix}, \\ D(t_k, \chi_i(t_k)) &= C_j^\varsigma(t_k, \chi_i(t_k)), \quad \Omega_{2 \times 2}^{\frac{\pi}{2}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Здесь x_j^R — координаты точки стояния радиолокатора j ; $\Omega_{2 \times 2}^{\frac{\pi}{2}}$ — матрица поворота на угол $\frac{\pi}{2}$ против часовой стрелки на плоскости \mathbb{R}^2 с учётом северо-восточной системы координат. Случайные ошибки

$$w_j^\varsigma(t_k) = \begin{bmatrix} w_j^r(t_k) \\ w_j^\alpha(t_k) \end{bmatrix}$$

разделяются на случайные ошибки, действующие по дальности и азимуту.

Для всех случайных ошибок считаем справедливыми свойства

$$\mathbb{E}\{v_i(t_k)\} = \mathbb{E}\{v_i^s(t_k)\} = \mathbb{E}\{w_j(t_k)\} = \mathbb{E}\{w_j^s(t_k)\} = 0, \quad (1.11)$$

$$\mathbf{Cov}\{v_{i_1}(t_k), v_{i_2}(t_l)\} = \delta_{kl}\delta_{i_1 i_2} V, \quad \mathbf{Cov}\{w_{j_1}(t_k), w_{j_2}(t_l)\} = \delta_{kl}\delta_{j_1 j_2} W_{j_1}, \quad (1.12)$$

где δ_{pq} — символ Кронекера; V — постоянная матрица дисперсии случайных возмущений уравнений движения; W_j — постоянная матрица дисперсии случайных ошибок наблюдения для радиолокатора j .

Для моделирования будем применять W_j вида:

$$W_j = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\alpha^2 \end{bmatrix}, \quad (1.13)$$

где σ_r , σ_α — заданные среднеквадратичные отклонения для случайных ошибок наблюдения по дальности и азимуту, соответственно.

1.2 Уравнения оптимальной фильтрации

1.2.1 Полная система

Фильтр для фазового вектора.

Этап предсказания:

$$\begin{aligned} \bar{x}_t &= A_x \hat{x}_{t-1} \\ \bar{P}_{x,t} &= A_x \hat{P}_{x,t-1} A_x^T + B_x B_x^T \end{aligned}$$

Этап коррекции:

$$\begin{aligned} \hat{x}_t &= \bar{x}_t + K_x \Lambda (z_t - C_x \bar{x}_t - C_s \bar{s}_t) \\ \hat{P}_{x,t} &= \bar{P}_{x,t} - K_x \Lambda K_x^T \\ K_x &= \bar{P}_{x,t} C_x^T + \bar{P}_{xs,t} C_s^T \end{aligned}$$

Фильтр для систематической ошибки.

Этап предсказания:

$$\begin{aligned} \bar{s}_t &= A_s \hat{s}_{t-1} \\ \bar{P}_{s,t} &= A_s \hat{P}_{s,t-1} A_s^T + B_s B_s^T \end{aligned}$$

Этап коррекции:

$$\begin{aligned} \hat{s}_t &= \bar{s}_t + K_s \Lambda (z_t - C_x \bar{x}_t - C_s \bar{s}_t) \\ \hat{P}_{s,t} &= \bar{P}_{s,t} - K_s \Lambda K_s^T \\ K_s &= \bar{P}_{s,t} C_s^T + \bar{P}_{xs,t}^T C_x^T \end{aligned}$$

Обновление блока кросс-ковариации:

$$\begin{aligned} \bar{P}_{xs,t} &= A_x \hat{P}_{xs,t-1} A_s^T \\ \hat{P}_{xs,t} &= \bar{P}_{xs,t} - K_x \Lambda K_s^T \end{aligned}$$

В данном случае для обоих фильтров используется одна матрица Λ :

$$\Lambda = C_x \bar{P}_{x,t} C_x^T + C_s \bar{P}_{s,t} C_s^T + C_x \bar{P}_{xs,t} C_s^T + C_s \bar{P}_{xs,t}^T C_x^T + D D^T$$

Уравнение наблюдения:

$$z_t = C_x x_t + C_s s_t + D w$$

1.3 Упрощенные алгоритмы оценивания по Henk Blom

В статье [2] рассматривается точно такая же задача одновременного оценивания движения многих ВС и определения систематических ошибок. Приводятся варианты упрощения алгоритма фильтрации Калмана, показавшие хорошую работу на практике.

1.3.1 Фильтр Калмана для фазового вектора, Макро фильтр для систематической ошибки

Фильтр для фазового вектора.

Этап предсказания:

$$\bar{x}_t = A_x \hat{x}_{t-1}$$

$$\bar{P}_{x,t} = A_x \hat{P}_{x,t-1} A_x^T + B_x B_x^T$$

Этап коррекции:

$$\hat{x}_t = \bar{x}_t + K_x \Lambda_x (z_t - C_x \bar{x}_t - C_s \bar{s}_t)$$

$$\hat{P}_{x,t} = \bar{P}_{x,t} - K_x \Lambda_x K_x^T$$

Аппроксимация:

$$K_x = \bar{P}_{x,t} C_x^T$$

$$\Lambda_x = C_x \bar{P}_{x,t} C_x^T + D D^T$$

Фильтр для систематической ошибки.

Этап предсказания:

$$\bar{s}_t = A_s \hat{s}_{t-1}$$

$$\bar{P}_{s,t} = A_s \hat{P}_{s,t-1} A_s^T + B_s B_s^T$$

Этап коррекции:

$$\hat{s}_t = \bar{s}_t + K_s \Lambda_s (z_t - C_x \bar{x}_t - C_s \bar{s}_t)$$

$$\hat{P}_{s,t} = \bar{P}_{s,t} - K_s \Lambda_s K_s^T$$

В вычислении матриц K_s и Λ_s используются аппроксимация члена $C_x \bar{P}_{xs,t}$:

$$K_s = \bar{P}_{s,t} C_s^T + H^T$$

$$\Lambda = C_x \bar{P}_{x,t} C_x^T + C_s \bar{P}_{s,t} C_s^T + H C_s^T + C_s H^T + D D^T$$

Где H :

$$F_x = \sum_{i=1}^M (D_i D_i^T)^{-1}$$

$$F_s = \sum_{i=1}^M (D_i D_i^T)^{-1} C_{s,i}$$

$$H = -(F_x^T F_x)^{-1} F_x^T F_s \bar{P}_{s,t}$$

Где M - количество радиолокаторов.

Уравнение наблюдения:

$$z_t = C_x x_t + C_s s_t + D w$$

1.3.2 Разделённые фильтры для фазового вектора и для систематической ошибки

Фильтр для фазового вектора.

Этап предсказания:

$$\begin{aligned}\bar{x}_t &= A_x \hat{x}_{t-1} \\ \bar{P}_{x,t} &= A_x \hat{P}_{x,t-1} A_x^T + B_x B_x^T\end{aligned}$$

Этап коррекции:

$$\begin{aligned}\hat{x}_t &= \bar{x}_t + K_x \Lambda_x (z_t - C_x \bar{x}_t - C_s \bar{s}_t) \\ \hat{P}_{x,t} &= \bar{P}_{x,t} - K_x \Lambda_x K_x^T\end{aligned}$$

Аппроксимация:

$$\begin{aligned}K_x &= \bar{P}_{x,t} C_x^T \\ \Lambda_x &= C_x \bar{P}_{x,t} C_x^T + D D^T\end{aligned}$$

Фильтр для систематической ошибки.

Этап предсказания:

$$\begin{aligned}\bar{s}_t &= A_s \hat{s}_{t-1} \\ \bar{P}_{s,t} &= A_s \hat{P}_{s,t-1} A_s^T + B_s B_s^T\end{aligned}$$

Этап коррекции:

$$\begin{aligned}\hat{s}_t &= \bar{s}_t + K_s \Lambda_s (z_t - C_x \bar{x}_t - C_s \bar{s}_t) \\ \hat{P}_{s,t} &= \bar{P}_{s,t} - K_s \Lambda_s K_s^T\end{aligned}$$

Аппроксимация:

$$\begin{aligned}K_s &= \bar{P}_{s,t} C_s^T \\ \Lambda_s &= C_s \bar{P}_{s,t} C_s^T + D D^T\end{aligned}$$

Уравнение наблюдения:

$$z_t = C_x x_t + C_s s_t + D w$$

2 Алгоритм многогипотезного восстановления траектории

2.1 ??? Название ???

2.2 Структура данных программы

2.3 Алгоритм оптимизации

Алгоритм оптимизации основывается на методе Хука – Дживса [??].

В качестве входной информации алгоритм получает ссылку на трек управления (последовательность участков постоянного управления).

Алгоритм варьирует: значения продольного управления, значения нормального управления, время переключения между участками постоянного управления. При этом учитываются ограничения: на абсолютные значения управления, на минимальную продолжительность постоянного управления. Целью варьирования является построение последовательности управлений, которые бы определяли геометрический трек с минимальным весом.

Для вычисления веса трека алгоритм формирует временный трек управления. В процессе формирования временного трека происходит проверка нарушения ограничений на управление, если ограничения нарушаются, то происходит возврат в основной алгоритм Хука – Дживса, при этом в качестве значения минимизируемой функции возвращается штраф пропорциональный величине нарушения ограничения. Для построения геометрического трека по сформированному треку управления используется обращение к процедуре `PostrTrekaSTekUchUprPrymo()` (которая производит интегрирование), затем вес трека вычисляется обращением к функции `RaschetVesaTreka()` и происходит возврат в основной алгоритм алгоритм Хука – Дживса с возвратом веса трека в качестве значения минимизируемой функции.

Варьирование прекращается когда текущие шаги варьирования оказываются меньше заданных финальных шагов варьирования.

Алгоритм возвращает ссылку на новый трек управления, получившийся в результате варьирования. В свою очередь трек управления содержит ссылки на соответствующий геометрический трек.

Константы-параметры алгоритма оптимизации

Приводится список констант (и их значения), которые по смыслу являются параметрами алгоритма:

`Du1` = 0.5 – начальный шаг варьирования поперечного управления;

`Dw1` = 0.25 – начальный шаг варьирования продольного управления;

`Dt1` = 32.0 – начальный шаг варьирования разбивки времени;

`DuFin` = 0.01 – финальный шаг варьирования поперечного управления;

$DwFin = 0.01$ – финальный шаг варьирования продольного управления;
 $DtFin = 0.02$ – финальный шаг варьирования разбивки времени;
 $MAXu = 9.5$ – максимальное значение поперечного управления;
 $MAXw = 9.5$ – максимальное значение продольного управления;
 $dtmin = 10.0$ – минимальный промежуток времени постоянного управления;
 $dh = 0.5$ – множитель уменьшения шага при неудаче при поиске по образцу метода Хука – Дживса.

2.4 Программа конвертации данных

Программа `tracks_plots_00` предназначена для фильтрации и конвертации данных (РЛС, АЗН-В, монорадарная обработка, мультирадарная обработка) из текстовых файлов `tracks.txt`, `plots.txt`, `plots_ads.txt`, получаемых при помощи программы `vidparser.exe` из файлов `.vid`. Цель конвертации — получить небольшие по объёму текстовые файлы данных для использования в программе многогипотезного восстановления траектории.

В связи с тем, что исходные файлы имеют очень большой объём (гигабайты), полная загрузка информации из файлов в оперативную память (при использовании 32-битной ОС и 32-битного компилятора) не представляется возможной. Используются неоднократное чтение файлов и приближённая оценка сверху количества замеров в РЛС-треках.

Алгоритм

- Первое чтение файла `tracks.txt`, сбор общей статистики по источникам, глобальным идентификаторам трека и т.п.
- Выделение памяти для АЗН-треков.
- Чтение файла `plots_ads.txt`. Заполнение массивов замеров АЗН.
- Упорядочение замеров внутри АЗН-треков по времени, запись треков в файлы `ads.new4` и `ads.plt`.
- Освобождение памяти для АЗН-треков.
- Выделение памяти (на основе приближённой оценки) для монорадарных треков (моно-треков), треков мультирадарной обработки (мульти-треков), РЛС-треков.
- Второе чтение файла `tracks.txt`. Заполнение массивов моно-треков и мульти-треков, заполнение номеров замеров в РЛС-треках.
- Упорядочение замеров внутри моно-треков и мульти-треков по времени, запись треков в файлы `*_mr.new4` и `*_mr.plt`.
- Чтение файла `plots.txt`. Заполнение массивов замеров РЛС-треков.
- Упорядочение замеров внутри РЛС-треков по времени, запись треков в файлы `*_r.new4` и `*_r.plt`.

Особенности текущей версии, параметры программы

Воздушные суда идентифицируются по параметру `global` (глобальный номер трека), при этом в обработку идёт не более `AZN_TRACKS_MAX` воздушных судов, АЗН-треки которых имеют не менее `AZN_TRACKS_MIN_MEASUR` замеров (при этом из подходящих выбираются АЗН-треки с наибольшим числом замеров).

Из файлов `tracks.txt`, `plots.txt` учитываются РЛС-замеры и моно-замеры, параметр `sensor` которых равен параметру `RADAR_SENSOR_ONLY`.

Если после всех фильтраций трек содержит меньше `TRACKS_MIN_MEASUR` замеров, то он не записывается.

Выходные файлы записываются в поддиректорию `new`, которая не должна существовать до запуска программы. В директории `new` создаются поддиректории, соответствующие с параметром `global` записываемых ВС. Записываются файлы `ads.new4` и `ads.plt` (АЗН-треки), `240_mr.new4` и `240_mr.plt` (мульти-треки), `*_mr.new4` и `*_mr.plt` (моно-треки), `*_r.new4` и `*_r.plt` (РЛС-треки). Здесь `*` — номер РЛС.

Файлы `*.plt` имеют формат треков программы Ozi Explorer и используются для визуализации треков при помощи программы GPSTMapEdit.

Формат файлов `.new4`

Текстовые файлы, в которых построчно записаны замеры. Столбцы: время замера, широта замера, долгота замера, высота замера. Столбцы разделяются символом табуляции.

Для РЛС-треков в качестве координат замеров используются поля `lat` и `lon` файла `plots.txt`, т.е. широта и долгота, сформированные из «сырых» РЛС-замеров в виде дальности и азимута с учётом текущей оценки систематических ошибок.

Литература

- [1] Бедин, . . ., Денисов, . . ., Иванов, . . ., Федотов, . . ., В., . . ., А., . . ., and В., . . ., “Одно-временное определение координат движущегося ВС и коррекция систематических ошибок РЛС при помощи фильтра Калмана,” Tech. rep., ИММ УрО РАН, 2015.
- [2] Blom, H. A. P. and Van Doorn, B. A., “Systematic Error Estimation in Multisensor Fusion Systems,” *Proceedings of SPIE — The International Society for Optical Engineering*, Vol. 1954, Oct. 1993, pp. 450–461.