

ИНС
В. М. Терешков, ИУ2-93
Пр.: О. С. Салычев, ИУ2

Корректируемые (идентифицируемые) ИНС

Осн. положения теории оценивания

Понятие переменных состояний

Переменные состояния — вся совокупность параметров модели системы, позволяющая представить эту модель в виде n дифф. ур-ий 1-го порядка, где n — порядок модели с-мы.

Пример

Пусть модель с-мы имеет вид:

$$\begin{cases} \ddot{x} + ay = bw; \\ \dot{y} + x = 0 \end{cases}$$

Здесь x, y — выход с-мы, а $w = w(t)$ — входные возмущения. Эта модель имеет 3-й порядок: $n = 3$.

Введем переменные состояния:

$$x_1 = x; \quad x_2 = \dot{x}; \quad x_3 = y.$$

Получим:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2; \\ \dot{x}_2 = -ax_3 + bw; \\ \dot{x}_3 = -x_1 \end{cases}$$

В векторной форме ур-е примет вид:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix}}_{\dot{x}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -a \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_A \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}}_x + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ b \\ 0 \end{bmatrix}}_B \cdot w$$

Как эта, так и любая др. лнн. с-ма может быть замисана в виде

$$\dot{x} = Ax + Bw, \quad \text{где}$$

x - вектор состояния;
 $n \times 1$

A - матрица системы;
 $n \times n$

w - вектор входных возмущений
(у нас полагается белый шум);
 $r \times 1$

B - матрица входа.
 $n \times r$

Заметим, что для лнн. стационарной с-мы эти матрицы A и B не зависят от времени, для нестационарной - зависят.

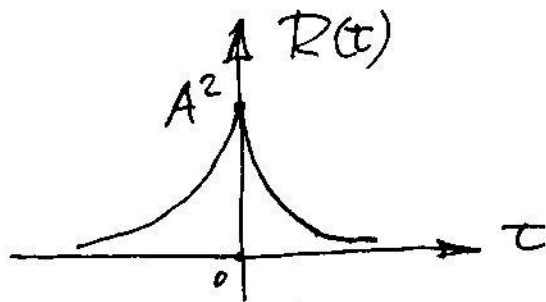
Белый шум - абсолютно случайный сигнал; его коррел. ф-ция есть δ -ф-ция, т.е. он никак не корр. в своих соседних значениях; включает все частоты бесконечного спектра с одинаковой амплитудой. Белый шум - матем. фикция, но он удобен для моделирования реальных случайных процессов шумом в выражении из спек-

тра белого шума спектра ре-
 ального процесса (цветного
 шума). Это осущ. с. н. фор-
 мирующим фильтром. Под этим
 фильтром понимается дифф. ур-е,
 на входе к-рого - белый шум,
 на выходе - требуемый цвет-
 ной шум с заданной корреляц.
 ф-цией $R(\tau)$.

Пример:

Пусть нужно смоделировать про-
 цесс $X = X(t)$ с корреляц. ф-цией

$$R(\tau) = A^2 e^{-\beta|\tau|}$$



Форм. фильтр имеет тогда вид

$$\dot{X} = -\beta X + A \sqrt{2\beta} \cdot w$$

Иными словами, форм. фильтр
 играет роль "окрашивателя" бе-
 лого шума в любой су-
 гайный процесс.

Пример: упрощенная модель ошибок ИНС.

$$\begin{cases} \delta \dot{V}_E = -g \Phi_N; \\ \dot{\Phi}_N = \frac{\delta V_E}{R} + \omega_N^{gp} \\ \dot{\omega}_N^{gp} = -\beta \omega_N^{gp} + A \sqrt{2\beta} \cdot w \end{cases}$$

Еще положить

$$x_1 = \delta V_E; \quad x_2 = \Phi_N; \quad x_3 = \omega_N^{gp},$$

то

$$\dot{x} = Ax + Bw, \text{ где}$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & -g & 0 \\ 1/R & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\beta \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ A\sqrt{2\beta} \end{bmatrix}$$

Точность модели будет определяться интенсивностью белого шума в правой части ур-й. Чем выше эта интенсивность, тем более неточна модель. При $w(t) \equiv 0$ модель становится детерминированной (абсолютно точной), а процесс — полностью предсказуемым.

Представление модели
в рекуррентной (дискретной) форме
Пусть дана с-ма ур-й

$$\dot{x} = Ax + Bw.$$

Для $t = t_k$

$$\dot{X}(t_k) = AX(t_k) + BW(t_k)$$

При малой величине $T = t_{k+1} - t_k$

$$\dot{X}(t_k) \approx \frac{X(t_{k+1}) - X(t_k)}{T};$$

$$X_{k+1} - X_k = ATX_k + BTW_k;$$

$$X_{k+1} = \underbrace{(I + AT)}_{\Phi} X_k + \underbrace{BT}_{G} W_k;$$

где Φ - матрица перехода;

G - дискретная матрица входа;

$$X_k = X(t_k);$$

$$X_{k+1} = X(t_{k+1});$$

$$W_k = W(t_k).$$

Т.о., любая лине. с-ма может быть представлена в дискретной форме в виде ур-я

$$(SS2) \quad X_{k+1} = \Phi X_k + G W_k.$$

Переменные состояния - те параметры, к-рые позволяют представить с-му в форме (SS1) или (SS2), в то время как реально подлежат измерению лишь некоторые из этих переменных. Поэтому ур-я

объекта дополняются уравнениями измерений

$$z_k = Hx_k + v_k, \text{ где}$$

z_k — вектор измеренных величин;

H — матрица измерений;

v_k — измерит. шум (у нас предполагаем белый шум)

Пример:

Пусть объект движется с постоянной скоростью вдоль оси x ; измеряется только его координата:

$$\begin{cases} \ddot{x} = 0; \\ z = x + v. \end{cases}$$

В переменных состоянии

$$x_1 = x; \quad x_2 = \dot{x}$$

имеем:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_A \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}}_x; \quad z = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}}_H \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + v$$

или, в дискр. форме,

$$\begin{bmatrix} x_{k+1}^1 \\ x_{k+1}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k^1 \\ x_k^2 \end{bmatrix}$$

Модель объекта — понятие субъективное, а модель измерений — объективное.

Фильтр Калмана

Постановка задачи фильтра Калмана такова, что на основе модели (SSG), а также статистической информации о входных w_k и измерительных v_k шумах, измерениях z_k оценить весь вектор состояния так, чтобы след. ф-ция была принята минимум:

$$J = \text{tr} \left[M \left[\underbrace{(x_k - \hat{x}_k)}_{\tilde{x}_k} \underbrace{(x_k - \hat{x}_k)^T}_{\tilde{x}_k^T} \right] \right] = \\ = M[\tilde{x}_k^1]^2 + M[\tilde{x}_k^2]^2 + \dots + M[\tilde{x}_k^{n^2}] \rightarrow \min$$

Здесь x_k — вектор состояния;
 \hat{x}_k — оценка вектора состояния;
 \tilde{x}_k — ошибка оценивания;
 tr — след матрицы, т.е. сумма диагональных эл-тов.

т.о., сумма дисперсий всех компонент x_k должна обращаться в минимум.

Под статистикой x -канал шумов
и помеховая величина

$$Q_k = M[w_k w_k^T]; \quad R_k = M[z_k z_k^T],$$

k -ые определяют интенсивности
шумов w_k, z_k .

Матрица фильтра будет вычитать
разность вектора состояния, описы-
ваемого след. ур-ем:

$$\hat{x}_k = \underbrace{\Phi \hat{x}_{k-1}}_{\hat{x}_{k/k-1}} + K_k (z_k - H \Phi \hat{x}_{k-1})$$

Ур-е оценивания (ССЧ) состоит из
2 слагаемых. Первое - априорная
оценка $\hat{x}_{k/k-1}$ - фактически моде-
лирует детерминированную
часть модели объекта (5.2).

Точность этой оценки невелика
по 2 причинам: во-первых,
неизвестны входные шумы;
во-вторых, неизвестно начальное
значение вектора состояния.

Чтобы подкорректировать $\hat{x}_{k/k-1}$,
добавим второе слагаемое -
разность между измерением
и их априорной оценкой

Эта формула содержит как ошибку оценивания, так и шумист. шум. Действительно,

$$\begin{aligned} z_k - \underbrace{H \Phi \hat{X}_{k-1}}_{\hat{X}_{k/k-1}} &= H X_k + v_k - H \hat{X}_{k/k-1} = \\ &= H (X_k - \hat{X}_{k/k-1}) + v_k = H \tilde{X}_{k/k-1} + v_k \end{aligned}$$

Второе слагаемое входит в оценку с весовым коэффициентом H . н. матрицей усиления K_k . Матрица K_k выбирается так, что если

$$\|H \tilde{X}_{k/k-1}\| \gg \|v_k\|,$$

то $\|K_k\|$ близко к 1; иначе $\|K_k\|$ близко к 0.

Для вычисления оптимального значения K_k исп. 3 рекуррентных ур-я:

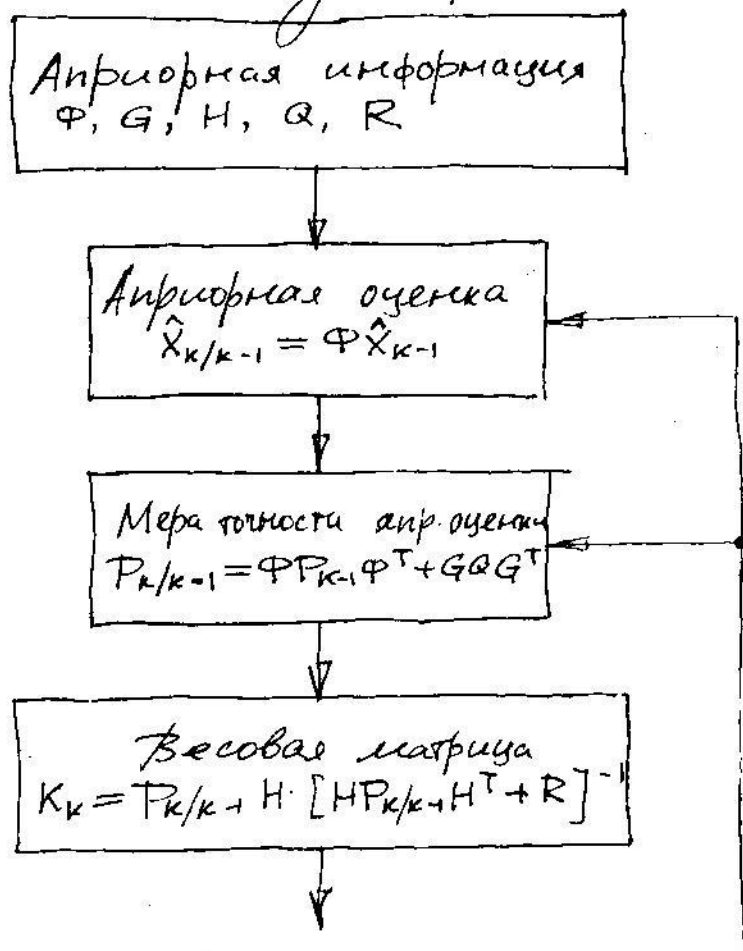
$$\begin{cases} (SS5) & P_{k/k-1} = \Phi P_{k-1} \Phi^T + G Q G^T; \\ (SS6) & K_k = P_{k/k-1} H^T (H P_{k/k-1} H^T + R)^{-1}; \\ (SS7) & P_k = (I - K_k H) \cdot P_{k/k-1}. \end{cases}$$

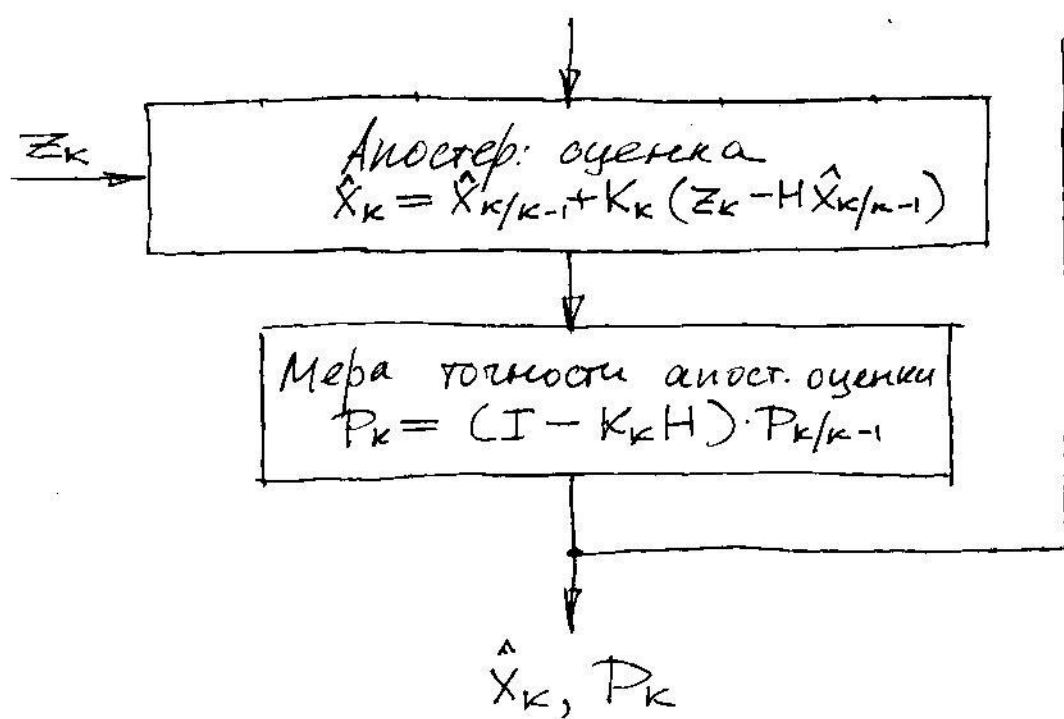
Здесь

$P_{k/k-1} = M[\tilde{X}_{k/k-1} \cdot \tilde{X}_{k/k-1}^T]$ - ковариационная матрица априорной ошибки оценивания.

$P_k = M[\tilde{X}_k \cdot \tilde{X}_k^T]$ - ковариационная матрица апостериорной (окончатальной) ошибки оценивания. X - это величина ошибки после использования корректирующего сигнала.

Возьмем блок-схема фильтра представлена диаграммой:





Из схемы следует, что алгоритм не только оценивает вектор состояния, но и определяет точность оценивания на всех этапах с/з матрицы $P_{k-1}; P_k$.

Для инициализации схемы необходимо нач. условие

$$\hat{X}_0 = M [x_0]; \quad P_0 = M [x_0 x_0^T]$$

Поскольку эти величины в действительности неизвестны, то полагают

$$\hat{X}_0 = 0 \quad ; \quad P_0 = \text{diag} (x_0^{1^2}, x_0^{2^2}, \dots, x_0^{n^2}),$$

где величины $x_0^{i^2}$ завышают.

Показатели наблюдаемости вектора состояния.

Возможность оценивания x_k зависит от его наблюдаемости — возможности определить его начальное значение по текущим измерениям z_k за конечное время.

Определим условие наблюдаемости.

Исп. модель

$$x_k = \Phi x_{k-1},$$

где нет входных шумов, но это не влияет на наблюдаемость;

$$z_k = H x_k.$$

Для неск. моментов времени запишем:

$$\begin{cases} z_1 = H x_1 = H \Phi x_0; \\ z_2 = H x_2 = H \Phi x_1 = H \Phi^2 x_0; \\ \vdots \\ z_n = H x_n = \dots = H \Phi^n x_0. \end{cases}$$

или, в матричной форме,

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H \\ H\Phi \\ \vdots \\ H\Phi^{n-1} \end{bmatrix} \cdot \Phi x_0.$$

Рассматривается матрица наблюдаемости

$$A_H = \begin{bmatrix} H \\ H\Phi \\ \vdots \\ H\Phi^{n-1} \end{bmatrix}.$$

Если существует A_H^{-1} , то ур-е (SSB) можно разрешить относительно x_0 и, т.о., вектор состояния наблюдаем. Заметим, что матрица Φ всегда имеет обр. матрицу Φ^{-1} .

Пример

Пусть объект движется с постоянной скоростью вдоль оси x ; измеряется только его координата:

$$\begin{cases} \ddot{x} = 0; \\ z = x + v; \end{cases}$$

В переменных состояния

$$x_1 = x, \quad x_2 = \dot{x}$$

имеем:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix};$$

$$\Phi = I + AT = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix};$$

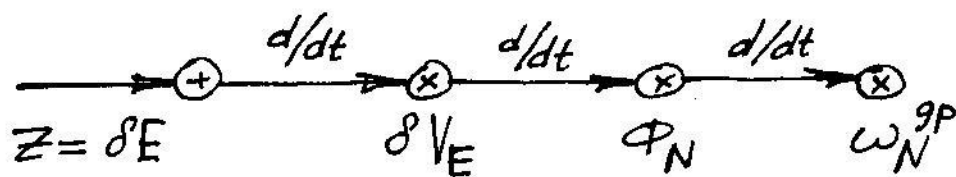
$$z = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}}_H \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + v.$$

требуются как. условия); та, к-рая получается дифференцированием, наблюдаема.

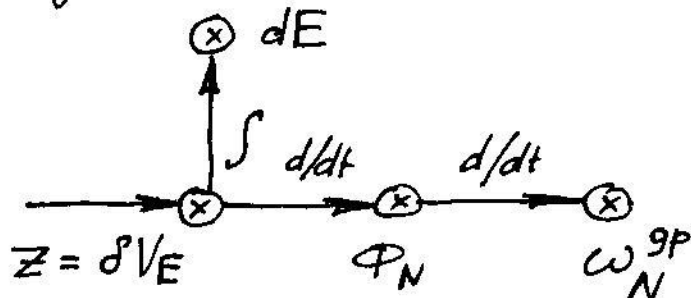
Пример. ур-е ошибок ИНС

$$\begin{cases} \delta \dot{E} = \delta V_E; \\ \delta \dot{V}_E = g \Phi_N; \\ \dot{\Phi}_N = \frac{\delta V_E}{R} + \omega_N^{gp}; \\ \dot{\omega}_N^{gp} = 0. \end{cases}$$

Построим диаграмму наблюдаемости из условия того, что непосредств. измерены подл. ошибка координат δE .



Пусть измеряется ошибка по скорости



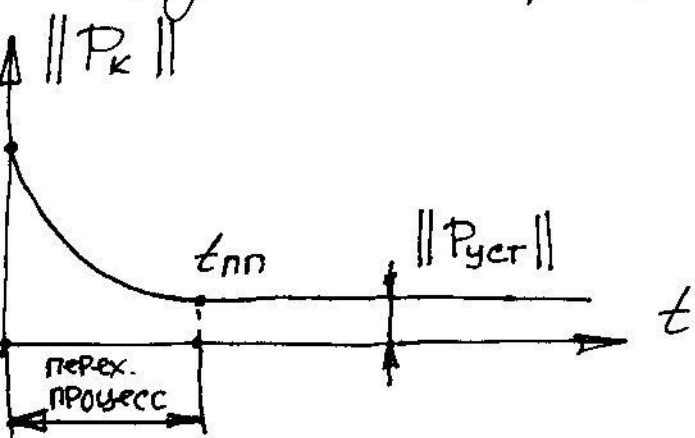
Величина dE во втором случае не наблюдаема.

Из схем следует, что фильтр Калмана явл. явным дифференцирующим устр-вом. Явным потому, что

не увеличивать уровень высокочастотных шумов.

Сходимость фильтра Калмана

Оценки фильтра Калмана с начала процедуры оценивания имеют время сходимости к их истинным значениям, что можно охарактеризовать след. квадратичной:



Время сходимости $t_{пп}$ будет определяться как размерностью модели (чем больше, тем дольше), так и уровнем шума (чем больше, тем дольше). Уст. значение ошибок оценивания

$\|P_{уст}\|$ приблизительно ограничено уровнем входных шумов. Так, при $Q=0$ $\|P_{уст}\|=0$.

Манера сходимости фильтра Калмана последовательная, т.е. те компоненты, к-рые находятся

Ближе других к измеряемой величине на диаграмме наблюдательности, сходится быстрее. Т.о., время $t_{пп}$ определяется схожимостью самой дальней компоненты.

Пример.

$$\ddot{x} = 0$$

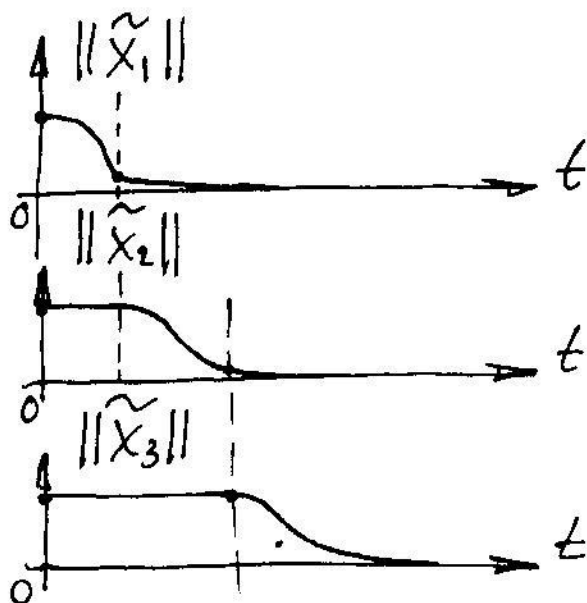
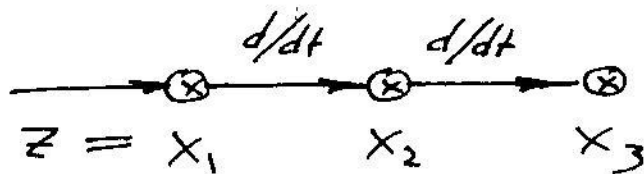
В переменных состоянии

$$x_1 = x; \quad x_2 = \dot{x}; \quad x_3 = \ddot{x}$$

имеем:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \dot{x}_3 = 0 \end{cases}$$

Положим $z = x_1$. Тогда диаграмма наблюдательности имеет вид:



Те компоненты, к-рые сходятся быстро, наз. хорошо (или сильно) наблюдаемыми; те, к-рые сходятся медленно, — слабо наблюдаемыми.

Сравним алгоритм фильтра Калмана с простым осреднением.

$$\dot{x} = 0;$$

$$z = x + v.$$

1) Осреднение

$$\hat{x}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k z_i$$

В рекуррентной форме

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + \frac{1}{k} (z_k - \hat{x}_{k-1}).$$

Точность осреднения, т. е. дисперсия ошибок, имеет вид

$$M[\tilde{x}_k^2] = \frac{M[v^2]}{k}.$$

Пусть $M[v^2] = \sigma^2$. Тогда

$$M[\tilde{x}_k^2] = \frac{\sigma^2}{k}.$$

2) Фильтр Калмана

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k-1} + K_k (z_k - \hat{X}_{k-1}) ;$$

$$K_k = \frac{P_0}{kP_0 + \Sigma} ;$$

$$M[\tilde{X}_k^2] = P_k = \frac{P_0 \Sigma}{kP_0 + \Sigma} = \frac{\Sigma}{k + \frac{\Sigma}{P_0}} .$$

Когда $P_0 \gg \Sigma$, т.е. уровень полезного сигнала много больше уровня шума, фильтр Калмана и осреднение дают почти одинаковую точность.

Когда $\Sigma \gg P_0$, фильтр Калмана обеспечивает намного большую точность, чем осреднение. Этот эффект обусловлен тем, что фильтр Калмана исп. априорную информацию о соотношении сигнал/шум при возмещении коэфф. усиления, тогда как осреднение — нет. Т.о., использование априорной информации позволяет существенно повысить точность.

Фильтр Калмана при наличии
детерминированного управления
Пусть

$$X_k = \Phi X_{k-1} + G W_{k-1} + C u_{k-1};$$

$$Z_k = H X_k + \delta_k.$$

Эквивалентное отличие от обычной модели состоит в наличии управл. сигнала $C u_{k-1}$. В этом случае алгоритм фильтра остается несущественным:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k (Z_k - H \hat{X}_{k/k-1}),$$

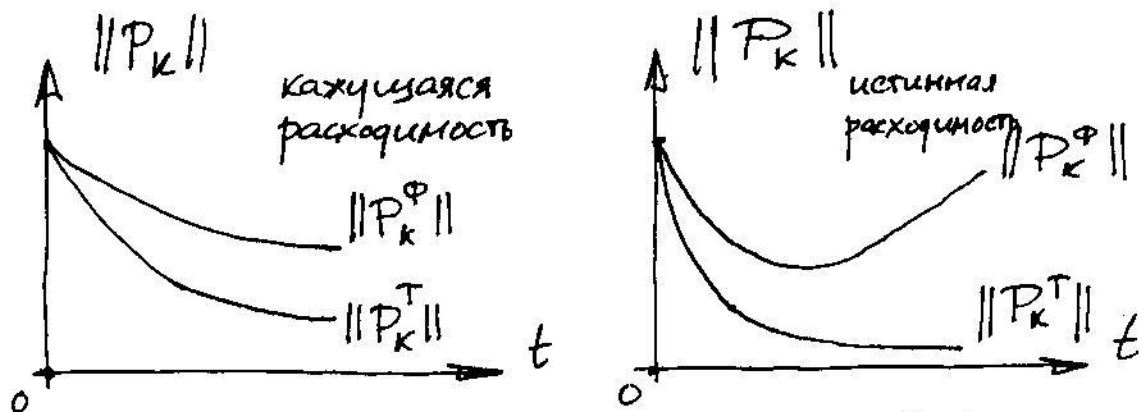
за искл. ф-лы для априорной оценки, k -рая теперь учитывает управление:

$$\hat{X}_{k/k-1} = \Phi \hat{X}_{k-1} + C u_{k-1}$$

Расходимость фильтра Калмана

Теоретически фильтр Калмана явл. устойчивым алгоритмом, т.е. его оценки сходятся с нек-рой точностью к ист. значениям переменных состояния. Однако это утверждение справедливо только в том случае, если априорная информация (модель системы и статистика шумов) выбра-

на правильно. В противном случае возможна расхожимость, существующая в двух измерениях: кажущаяся (аппарат) и истинная (time).



Здесь P_k^Φ - фактическая ковариация матрица ошибок; P_k^T - теоретич. матрица. При абсолютно правильно обратной априорной информации $P_k^\Phi \equiv P_k^T$

Кажущаяся расхожимость - случай, когда рассогласование между $\|P_k^\Phi\|$ и $\|P_k^T\|$ не растёт с течением времени. Если рассогласование растёт с течением времени, расхожимость истинная.

Кажущаяся расхожимость возникает тогда, когда допущенная в описании модели ошибка не явл. критической; т.е. расхождение между истинной моделью и используемой "не растёт с течением

время. Иначе расходимость ис-
тинная.

Пример

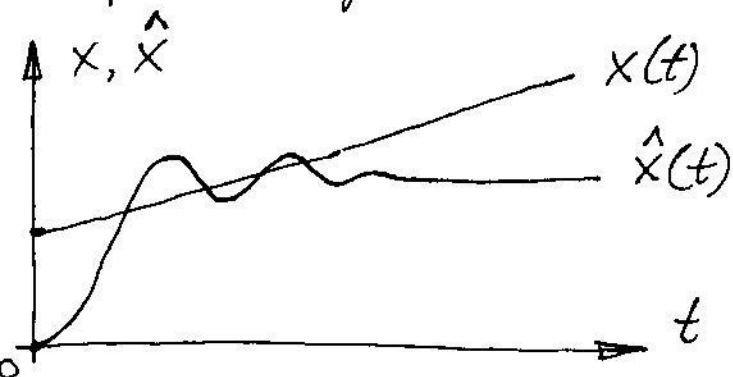
Пусть истинная модель

$$\begin{cases} \ddot{x} = 0 \\ z = x + v; \end{cases}$$

а используемая модель

$$\begin{cases} \dot{x} = 0; \\ z = x + v. \end{cases}$$

Тогда получим оценку:



Ошибка в описании модели крити-
ческая. Наблюдается истинная расхо-
димая. Чтобы с ней бороться, до-
статочно пессимистичного взгляда на
используемую модель, т.е. необхо-
димо добавить в неё входные
шумы.

Влияние входных и шумов

на точность оценивания

Ошибка оценивания фильтром Калмана может быть описана ур-ем:

$$\begin{aligned} \tilde{X}_k &= X_k - \hat{X}_k = \Phi X_{k-1} + G W_{k-1} - \\ &\quad - \Phi \hat{X}_{k-1} - K_k (H \Phi X_{k-1} + H G W_{k-1} + \\ &\quad + v_k - H \Phi \hat{X}_{k-1}) = \\ (AEI) \quad &= \Phi \tilde{X}_{k-1} + G W_{k-1} - \\ &\quad - K_k (H \Phi \tilde{X}_{k-1} + H G W_{k-1} + v_k) = \\ &= (I - K_k H) \cdot \Phi \tilde{X}_{k-1} + \\ &\quad + (I - K_k H) \cdot G W_{k-1} - K_k v_k. \end{aligned}$$

Фильтр Калмана устойчив, поскольку $\|(I - K_k H) \cdot \Phi\| < 1$ и $|\tilde{X}_k|$ с течением времени убывает, стремясь к нулю.

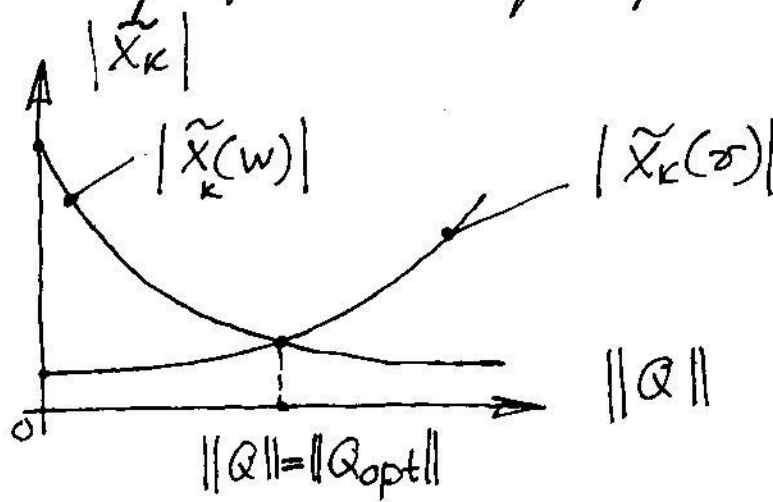
Подставляя в (AEI) само это ур-е k раз, получим:

$$\begin{aligned} \tilde{X}_k &= \left[\prod_{i=1}^k (I - K_{k+1-i} H) \Phi \right] \cdot \tilde{X}_0 + \\ &\quad + \sum_{j=0}^{k-2} \left[\prod_{i=1}^j (I - K_{k+1-i} H) \Phi \right] (I - K_{k-j} H) \cdot \\ &\quad \cdot G W_{k-j-1} - \sum_{j=0}^{k-1} \left[\prod_{i=1}^j (I - K_{k+j-i} H) \Phi \right] \cdot \\ &\quad \cdot K_{k-j} v_{k-j}. \end{aligned}$$

Здесь второе слагаемое — ошибка оценивания $\tilde{x}_k(w)$, обусловленная входным шумом w ; третье слагаемое — ошибка оценивания $\tilde{x}_k(v)$, обусловленная шумом v ; первое слагаемое — ошибка оценивания, обусловленная нач. ошибкой \tilde{x}_0 и затухающая со временем.

Фун. характеристика $\tilde{x}(v)$ — хаотичное поведение ошибок из-за неидентифицируемости шума. Влияние же входного шума вызвано временной задержкой оценки $\hat{x}(t)$ по сравнению с ист. процессом $x(t)$, причем задержка тем больше, тем меньше $\|Q\|$. Это можно объяснить тем, что входные шумные фильтр может погубствовать только по текущим измерениям, и при коэф. усиления, близком к единице, задержка минимальна (5.4, 5.6). При высоком $\|Q\|$ оценка мало задерживается, но шумные шумки будут свободно проходить v фильтр. При нулевом $\|Q\|$ $|\tilde{x}_k(w)|$ будет большим, тогда как $|\tilde{x}_k(v)|$ будет малым. Др.

словыми, оценка будет шагрка, но с большой задержкой. Т.о., процесс выбора Q можно проиллюстрировать диаграммой



Аналогично этот процесс можно было описать з/у коэфф. усиления $\|K_k\|$:

$$\lim_{\|Q\| \rightarrow 0} \|K_k\| = \|K_k^{\min}\|;$$

$$\lim_{\|Q\| \rightarrow \infty} \|K_k\| = \|K_k^{\max}\|.$$

Итеративный подход к выбору Q состоит в многократном "прогонке" фильтра при различных Q . При завышенных $\|Q\|$ задержка минимальна, но шумы велики. Верно и обратное. Варьированием Q находят

$$|\tilde{x}_k(w)| \approx |\tilde{x}_k(s)|.$$

Фильтр Калмана - Минимума

Пусть общая модель с-мы имеет вид:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} x_k \\ f_k \end{bmatrix}}_{x_k^t} = \underbrace{\begin{bmatrix} \Phi & U \\ 0 & \Psi \end{bmatrix}}_{\Phi^t} \cdot \underbrace{\begin{bmatrix} x_{k-1} \\ f_{k-1} \end{bmatrix}}_{x_{k-1}^t} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ \Gamma \end{bmatrix}}_{G^t} \cdot w_{k-1}$$

Здесь x_k^t - общий вектор состояния;
 Φ, U, Ψ - подматрицы, входящие в состав Φ^t ; x_k и f_k - подвекторы состояния, при этом x_k включает только хорошо наблюдаемые компоненты, а f_k - слабо наблюдаемые или вообще не наблюдаемые компоненты.

$$z_k = \begin{bmatrix} H & 0 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_k \\ f_k \end{bmatrix} + v_k.$$

Требуется оценить только x_k , а f_k не оценивать

Выполнив замену оптимального фильтра Калмана для полного вектора состояния x_k^t :

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_k \\ \hat{f}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi & U \\ 0 & \Psi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \hat{x}_{k-1} \\ \hat{f}_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K_k^1 \\ K_k^2 \end{bmatrix} \cdot \left(z_k - \begin{bmatrix} H & 0 \\ \vdots & \vdots \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Phi & U \\ 0 & \Psi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \hat{x}_{k-1} \\ \hat{f}_{k-1} \end{bmatrix} \right).$$

Для подвекторов \hat{x}_k и \hat{f}_k

$$(KS1) \hat{x}_k = \Phi \hat{x}_{k-1} + U \hat{f}_{k-1} + K_k^1 \cdot (z_k - H\Phi \hat{x}_{k-1} - HU \hat{f}_{k-1});$$

$$(KS2) \hat{f}_k = \Psi \hat{f}_{k-1} + K_k^2 \cdot (z_k - H\Phi \hat{x}_{k-1} - HU \hat{f}_{k-1})$$

По постановке задачи f_k не оценивается, поэтому

$$\hat{f}_{k-1} = 0;$$

$$(KS3) \hat{x}_k = \Phi \hat{x}_{k-1} + K_k^1 (z_k - H\Phi \hat{x}_{k-1}).$$

Запишем ур-е для K_k^1 , полученного из общих ур-й алгоритма фильтра Калмана для x_k^t .

$$(KS4) P_k^t = M \left\{ \begin{bmatrix} \tilde{x}_k \\ \tilde{z} \\ \tilde{f}_k \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{x}_k^T & | & \tilde{f}_k^T \end{bmatrix} \right\} =$$

$$= \begin{bmatrix} M[\tilde{x}_k \tilde{x}_k^T] & | & M[\tilde{x}_k \tilde{f}_k^T] \\ \hline M[\tilde{f}_k \tilde{x}_k^T] & | & M[\tilde{f}_k \tilde{f}_k^T] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_k & | & C_k \\ \hline C_k^T & | & D_k \end{bmatrix}$$

В случае отсутствия оценки \hat{f}_k ошибка

$$\tilde{f}_k = f_k - \hat{f}_k = f_k.$$

Ур-е (5.6.7) примет вид:

$$\begin{cases}
 P_{k/k-1}^t = \Phi^t P_{k-1}^t (\Phi^t)^T + G^t Q (G^t)^T; \\
 K_k^t = \begin{bmatrix} K_k^1 \\ -K_k^2 \end{bmatrix} = P_{k/k-1}^t \cdot \begin{bmatrix} H^T \\ 0 \end{bmatrix}; \\
 - \left\{ [H \mid 0] \cdot P_{k/k-1}^t \cdot \begin{bmatrix} H^T \\ 0 \end{bmatrix} + R \right\}^{-1}; \\
 P_k^t = \left(I - \begin{bmatrix} K_k^1 \\ -K_k^2 \end{bmatrix} \cdot [H \mid 0] \right) \cdot P_{k/k-1}^t
 \end{cases}$$

Подставляя в последние 3 ур-я
выражение (KS4) и предельно-
тая матрица, получим:

$$(KS6) \begin{cases}
 P_{k/k-1} = \Phi P_{k-1} \Phi^T + \Phi C_{k-1} U^T + \\
 + U C_{k-1}^T \Phi^T + U D_{k-1} U^T; \\
 C_{k/k-1} = \Phi C_{k-1} \Psi^T + U D_{k-1} \Psi^T; \\
 D_{k/k-1} = \Psi^T P_{k-1} \Psi^T + \Gamma Q \Gamma^T;
 \end{cases}$$

$$K_k^1 = P_{k/k-1} H^T \cdot (H P_{k/k-1} H^T + R)^{-1};$$

$$(KS7) \begin{cases}
 P_k = (I - K_k^1 H) \cdot P_{k/k-1}; \\
 C_k = (I - K_k^1 H) \cdot C_{k/k-1}; \\
 D_k = D_{k/k-1}
 \end{cases}$$

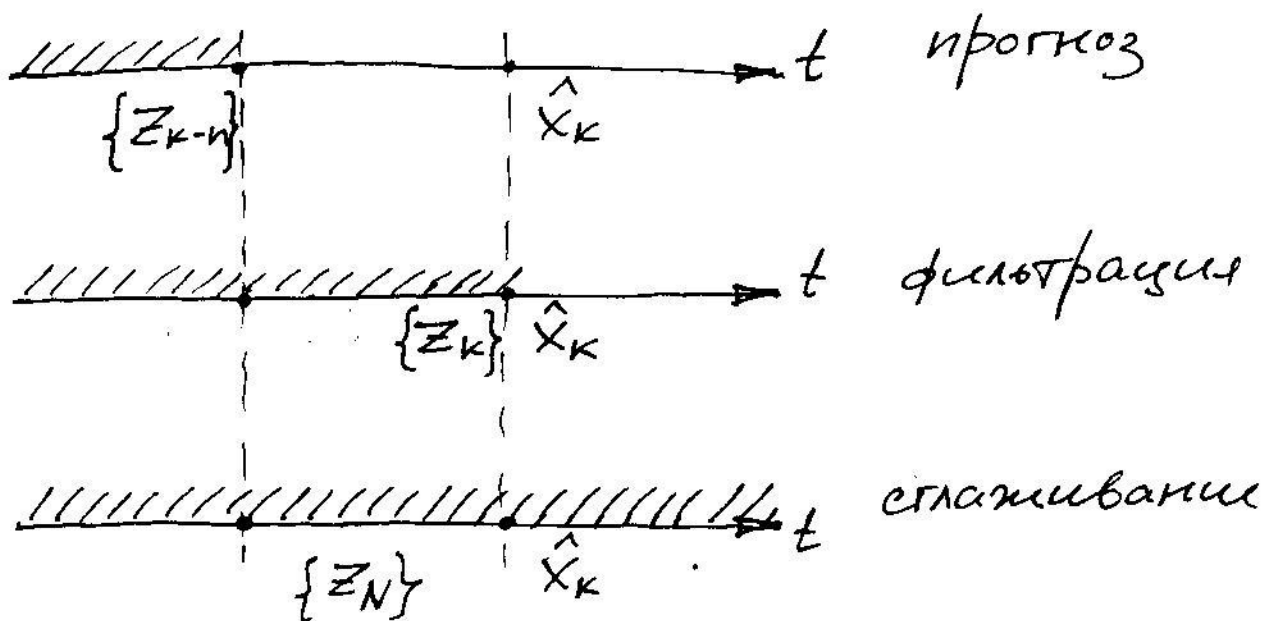
Обозначим

$$Q^* = \Phi C_{k-1} U^T + U C_{k-1}^T \Phi^T + U D_{k-1} U^T.$$

Отказ от оценивания подвектора f_k приводит к тому, что этот подвектор относится к входному шуму. Тем самым, оценка вектора состояния остаётся только для подвектора x_k , а внешние подвектора f_k учитываются в расчёте коэфф. K_k^1 как приведённый вх. шум с матрицей Q^* .

Результаты оценивания

Сум. 3 результата:



Зафиксирован интервал, для k -го измерения $\{z_i\}$.

Задача фильтрации была рассмотрена выше (традиционный фильтр Калмана).

Задачей прогноза явл. оценка вектора состояния на n шагов вперёд в отсутствие шумов.

Задачей сглаживания (только в постобработке) явл. восстановление вектора состояния внутри некоторого отрезка времени с полной совокупностью шумов.

Рассмотрим задачу прогноза.

$$\hat{X}_k = \Phi \hat{X}_{k-1} + K_k (z_k - H \Phi \hat{X}_{k-1});$$

$$\begin{cases} P_{k/k-1} = \Phi P_{k-1} \Phi^T + G Q G^T; \\ K_k = P_{k/k-1} H^T (H P_{k/k-1} H^T + R)^{-1}; \\ P_k = (I - K_k H) P_{k/k-1}. \end{cases}$$

Пусть в момент $k+1$ шумовые функции пропадают. Нужно оценить X_k на n шагов вперёд.

Ур-я для прогноза получаются при бесконечном шумовом

мерит. шум:

$$R = \infty; \quad K_k = 0.$$

Имеем:

$$(Pr1) \hat{X}_{k+1} = \Phi \hat{X}_k;$$

$$(Pr2) P_{k+1/k} = \Phi P_{k/k-1} \Phi^T + G Q G^T.$$

Тогда

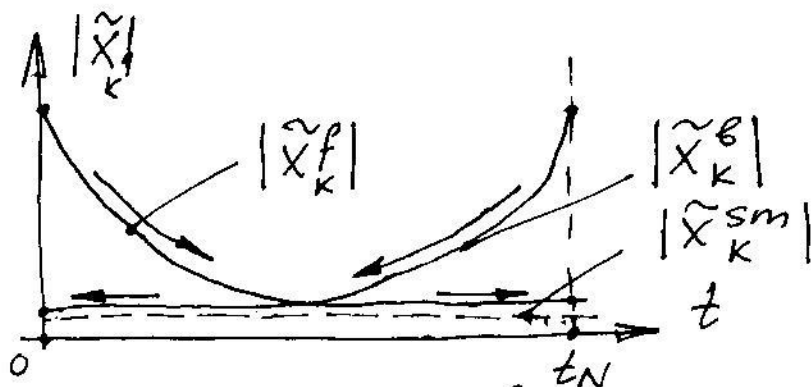
$$\hat{X}_{k+n} = \Phi^n \hat{X}_k.$$

Для определения точности прогноза подставим (Pr2) само в себе n раз:

$$P_{k+n/k} = \Phi^n P_k (\Phi^n)^T + \sum_{i=1}^{n-1} \Phi^i G Q G^T (\Phi^i)^T.$$

Отсюда следует, что точность прогноза зависит от точности последней оценки, т.е. от $\|P_k\|$, и от уровня вх. шумов в модели, т.е. от $\|Q\|$.

Рассмотрим задачу сглаживания.
 осуществим 2 прохода: в прямом ("f") и обратном ("v") времени.



Идея сглаживания основана на том, что оценка сглаживания является линейной комбинацией оценок в прямом и обр. времени:

$$(sm) \hat{x}_k^{sm} = A_k \hat{x}_k^f + (I - A_k) \cdot \hat{x}_k^v$$

Здесь A_k - матричный весовой коэфф., k -ый находится из условия

$$J = tr M \left[\underbrace{(x_k - \hat{x}_k^{sm})}_{\tilde{x}_k^{sm}} (x_k - \hat{x}_k^{sm})^T \right] \rightarrow \min.$$

Именно,

$$A_k = P_k^v (P_k^v + P_k^f)^{-1}, \text{ где}$$

P_k^f, P_k^v - ковариационные матрицы ошибок оценивания

в прямом и обр. времени.
 Для реализуемого алгоритма не-
 обходимы 3 этапа:

- фильтр прямого времени
 с затопленным \hat{X}_k^f и P_k^f ;
- фильтр обратного времени
 с затопленным \hat{X}_k^b и P_k^b ;
- собственно сглаживание
 по ф-ле (5m1)

В реальности исп. идентичная
 процедура, но с меньшим
 объемом вычислений:

$$(5m2) \hat{X}_k^{sm} = \hat{X}_k^f + K_k^{sm} (\hat{X}_{k+1}^{sm} - \Phi \hat{X}_k^f);$$

$$(5m3) K_k^{sm} = P_k^f \Phi^T (\Phi P_k^f \Phi^T + Q)^{-1}$$

с нач. условиями

$$\hat{X}_N^{sm} = \hat{X}_N^f.$$

Ф-ла (5m2) совмещает 2 и 3
 этапа традиционного алгоритма.

Сравним ф-лы (556) и (5m2)

Фильтрация	Сглаживание
H	Φ
$P_{k/k-1}$	P_k^f
R	Q

Из таблицы следует, что если
 фильтр Калмана сглаживает
 шумовый шум, то сглажи-
 вающее устр-во исключает
 внешние вх. шумов. Это
 происходит оттого, что внеш-
 ние вх. шумов — задер-
 жка оценки во времени.
 При этом оценки \hat{x}_k^f и \hat{x}_k^v
 имеют одинаковые задер-
 жки, но в разн. направле-
 ниях, так что их совме-
 щения не имеют задержки.

Адаптивный фильтр Калмана 1 и 2 рода

Под адаптацией понимается св-во
 алгоритма функционировать при
 отсутствии к.-л. априорной
 статистич. информации. Адапт.
 фильтр исп. обр. связь по ошиб-
 ке оценивания к процедуре
 вычисления K_k . Реальную
 ошибку оценивания можно
 получить ч/з обновленную
 послед-ть

$$v_k = z_k - H \hat{x}_{k/k-1} =$$

$$= H X_k + v_k - H \hat{X}_{k/k-1} = H \tilde{X}_{k/k-1} + v_k.$$

Этот процесс обладает след. св. ваими

$$M[v_k] = 0;$$

$$C_k = M[v_k v_k^T] = H P_{k/k-1} H^T + R.$$

Использование $\{v_k\}$ позволяет "почувствовать" влияние реальных ошибок оценивания и соотв. образом откорректировать K_k .

Рассмотрим адант. фильтр 1 рода (отсутствует информация о матрице R). В этом случае оценка R вычисляется на основе послед-ти $\{v_k\}$:

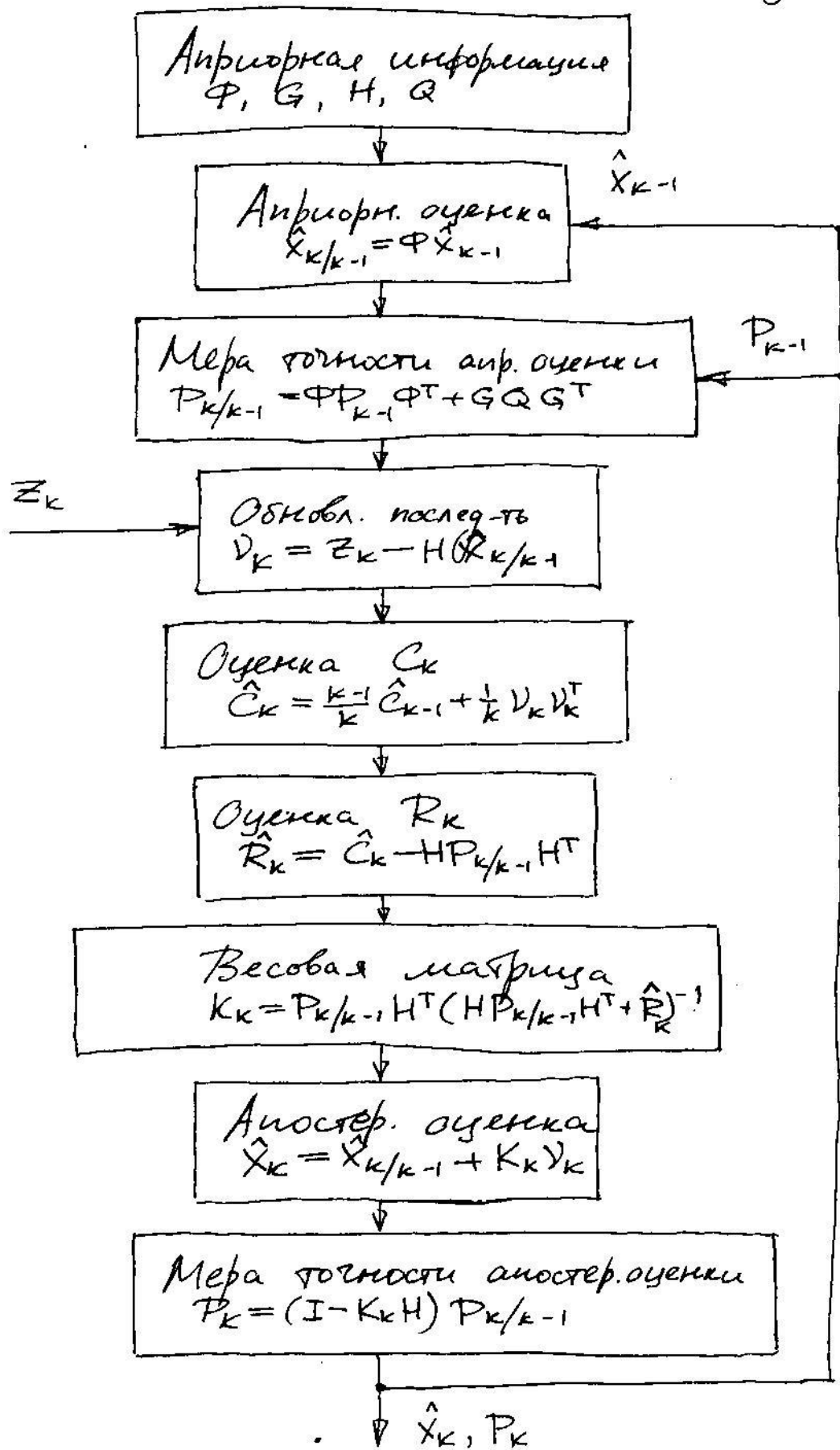
$$(AF1) \hat{R}_k = \hat{C}_k - H P_{k/k-1} H^T;$$

$$(AF2) \hat{C}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k v_i v_i^T.$$

Для реализации (AF2) в рекуррентной форме можно исп. ф-лу

$$\hat{C}_k = \frac{k-1}{k} \hat{C}_{k-1} + \frac{1}{k} v_k v_k^T.$$

В этом случае вычислит. схема агалт. фйлтра примет вид:



Предлагаемая схема в случае скачков уровня шума увеличивает $\|\hat{\Sigma}_k\|$, $\|\hat{R}_k\|$, снижает $\|K_k\|$, так что аномальные измерения не закрываются в фильтре Калмана.

Рассмотрим адант. фильтр 2 рода (отсутствует информация о матрице Q).

Запишем ур-е модели:

$$X_k = \Phi X_{k-1} + G W_{k-1}$$

Перепишем его относительно оценок:

$$(AF3) \hat{X}_k - \Phi \hat{X}_{k-1} = G \hat{W}_{k-1}$$

Кроме того,

$$\hat{X}_k = \Phi \hat{X}_{k-1} + K_k \nu_k$$

или

$$(AF4) \hat{X}_k - \Phi \hat{X}_{k-1} = K_k \nu_k$$

Приравнявая правые части (AF3) и (AF4), получим:

$$G \hat{W}_{k-1} = K_k \nu_k$$

или, где коварианс. матрица,

$$\hat{G}\hat{Q}\hat{G}^T = K_k C_k K_k^T$$

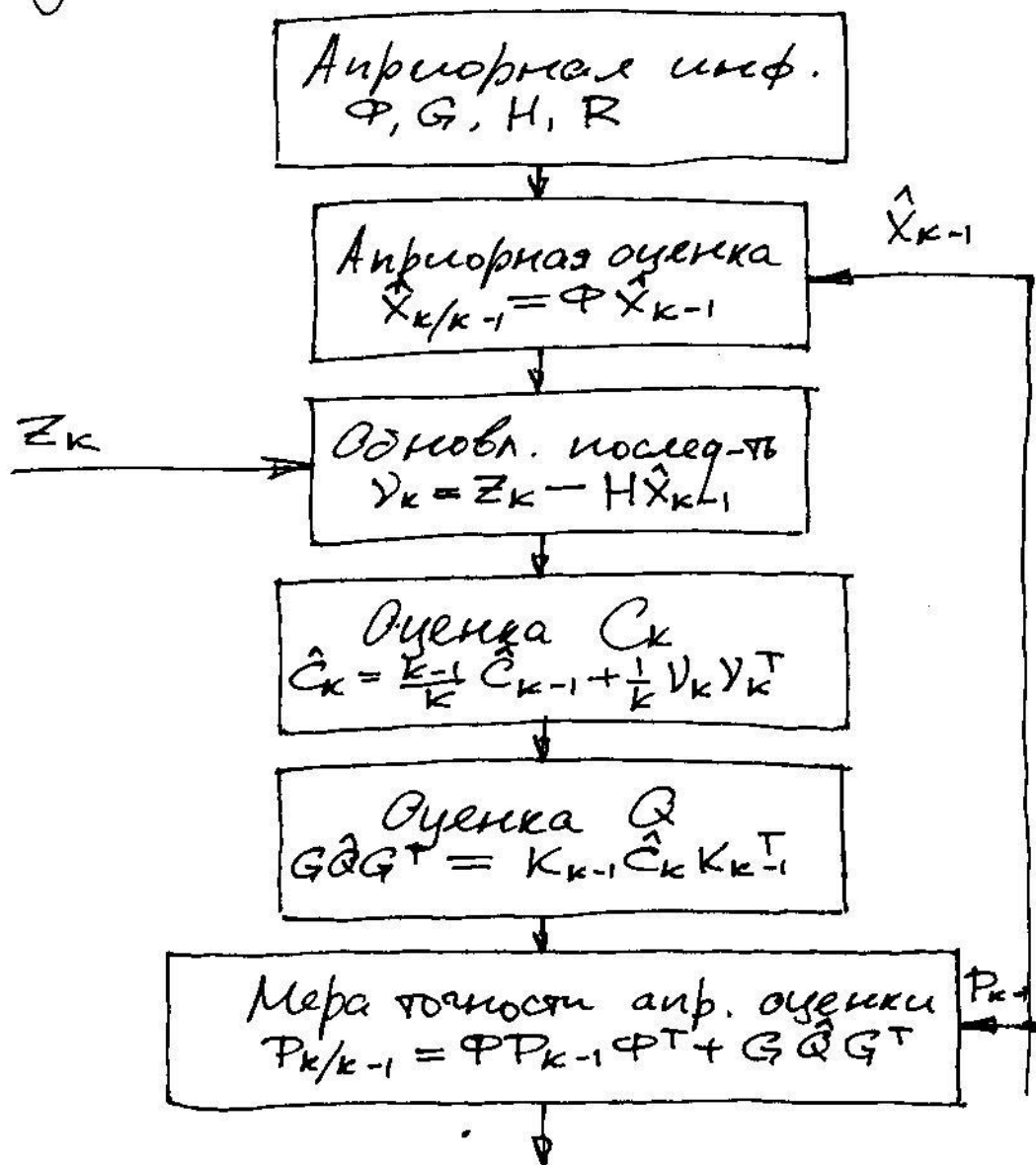
Заметим, что для соседних тактов можно считать

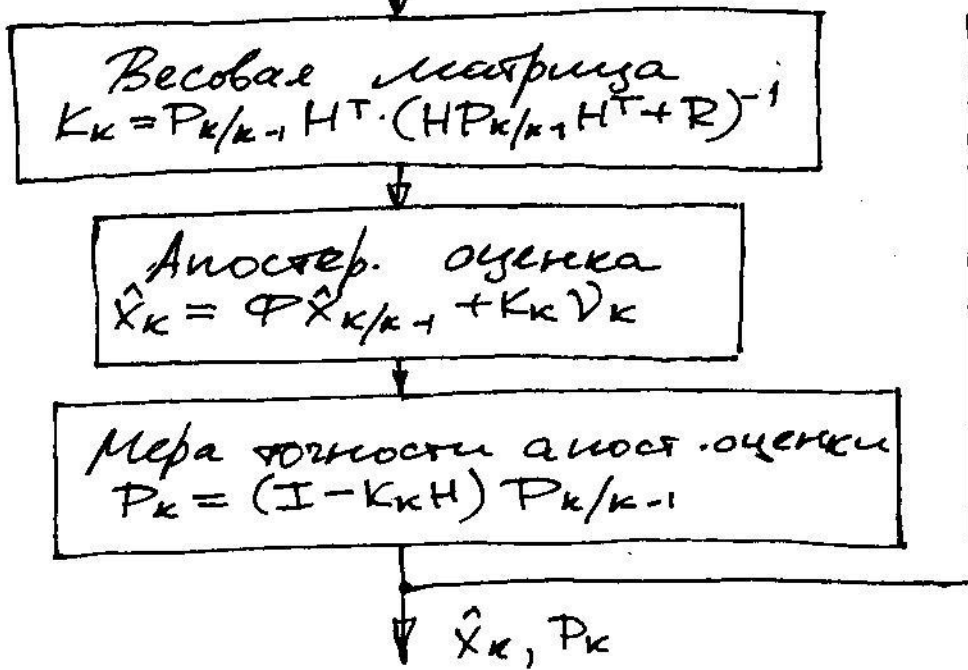
$$K_k = K_{k-1}.$$

Поэтому

$$(AF5) \hat{G}\hat{Q}\hat{G}^T = K_{k-1} C_k K_{k-1}^T.$$

С учетом (AF5) вычислит. схема адант. фильтра примет вид:

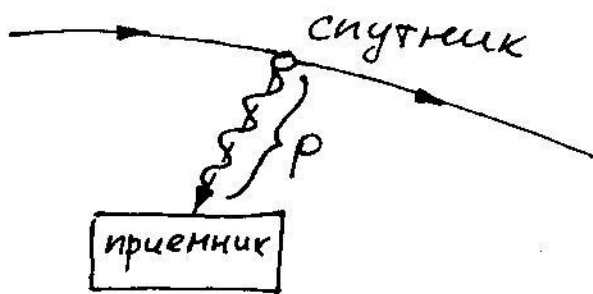




При неадекватности модели реальному процессу возрастают $\|S_k\|$, $\|Q\|$, $\|K_k\|$, т.е. фильтр мгновенно учитывает текущие измерения с большим весом.

Спутниковые навигационные с-мы (GPS, Glonass)

Спутниковая навигационная с-ма включает 24 спутника, к-рые размещены на таких орбитах, что в любой момент времени из любой точки пов-сти Земли наблюдается не менее 4 спутников.



$$\tilde{\rho} = c [\tilde{t}_B - t_A], \text{ где}$$

$\tilde{\rho}$ - псевдорасстояние от спутника до приёмника;

c - скорость света;

t_A - момент испускания сигнала по часам спутника;

\tilde{t}_B - момент приёма сигнала по часам приёмника.

$$\tilde{\rho} = \underbrace{c [t_B - t_A]}_p + c \Delta T, \text{ где}$$

p - истинное расстояние;

ΔT - ошибка синхронизации часов.

Пусть одновременно приёмник получает сигналы от N спутников, т.е. измераются N псевдорасстояния $\tilde{\rho}_1, \dots, \tilde{\rho}_N, N=4$

$$\tilde{\rho}_i = \sqrt{(x^{si} - x^p)^2 + (y^{si} - y^p)^2 + (z^{si} - z^p)^2} + c \Delta T$$

Величины $x^{si}, y^{si}, z^{si}, t_A$ содержатся в сообщении от спутника.

Расчитав $\tilde{\rho}_i$, и полученной с-ме 4 ур-й можно найти 4 неизвестных $x^2, y^2, z^2, \Delta T$. Для решения этой с-ме необходима линеаризация:

$$\begin{aligned} \tilde{\rho} - \tilde{\rho}_0 = \delta\tilde{\rho} = & \left. \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial x} \right|_{x^{20}} \cdot \delta x + \\ & + \left. \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial y} \right|_{y^{20}} \cdot \delta y + \\ & + \left. \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial z} \right|_{z^{20}} \cdot \delta z + \\ & + c \Delta T ; \end{aligned}$$

$$\left. \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial x} \right|_{x^{20}} = - \frac{x^s - x^{20}}{\tilde{\rho}_0} ;$$

$$\left. \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial y} \right|_{y^{20}} = - \frac{y^s - y^{20}}{\tilde{\rho}_0} ;$$

$$\left. \frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial z} \right|_{z^{20}} = - \frac{z^s - z^{20}}{\tilde{\rho}_0} ;$$

$$\delta x = x^2 - x^{20} ;$$

$$\delta y = y^2 - y^{20} ;$$

$$\delta z = z^2 - z^{20} .$$

В матричной форме

$$\begin{bmatrix} \delta \rho_1 \\ \delta \rho_2 \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \tilde{\rho}_1}{\partial x} & \frac{\partial \tilde{\rho}_1}{\partial y} & \frac{\partial \tilde{\rho}_1}{\partial z} & c \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x \\ \delta y \\ \delta z \\ \Delta T \end{bmatrix};$$

$$Z = HX.$$

Здесь Z - текущие измерения приращений расстояний;
 H - матрица измерений;
 X - вектор неизвестных приращений координат.

В соотв. с методом наименьших квадратов

$$\hat{X} = H^{\#} Z, \quad \text{где}$$

$H^{\#} = (H^T H)^{-1} H^T$ - псевдообратная матрица измерений.

Так определяются координаты приемника и рассинхронизация часов.

X -кой геометрии созвездия спутников явл. т.н. DOP (Dilation of precision - распределение точности).

Пусть есть измерит. шум:

$$\tilde{z} = z_{\text{ист}} + \tilde{\nu};$$

$$\begin{aligned}\hat{x} &= H^{\#} \tilde{z} = H^{\#} z_{\text{ист}} + H^{\#} \tilde{\nu} = \\ &= H^{\#} z_{\text{ист}} + \underbrace{(H^T H^{-1}) \cdot H^T}_{\tilde{x}} \tilde{\nu}.\end{aligned}$$

Из последнего ур-я следует, что ошибка \tilde{x} определения координат зависит как от точности измерения псевдорасстояний (шума $\tilde{\nu}$), так и от матрицы $H^{\#}$, т.е. от геометрии наблюдаемых спутников. Численной x -кой последней зависит и шум \tilde{x} .

$$\text{DOP} = \text{tr}[(H^T H)^{-1}].$$

При $\text{DOP} < 12$ показаниям с-мы можно доверять.

Ошибки измерения псевдорасстояний складываются из след. величин:

$$\delta \tilde{\rho} = \text{OE} + \text{AD} + \text{Mp} + \text{RE} + \text{TD}_2 + \text{TE}, \text{ где}$$

OE - орбитальные ошибки, обусловленные неточностью знания координат спутника на орбите;

RE - шум приемника;

TE - ошибки, обусловленные погрешностью времени;

TD_г - ошибка дрейфа часов;

AD - атмосферная задержка сигнала, зависящая от скорости распространения сигнала.

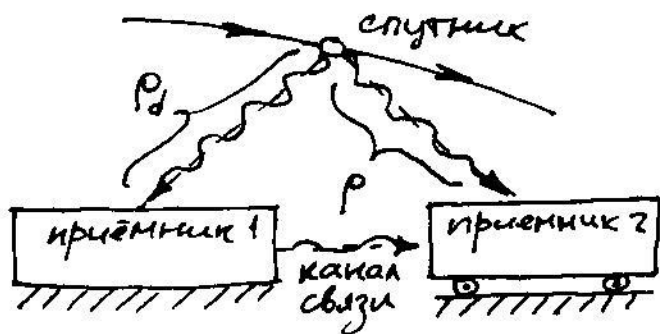
Mp - ошибки, обусловленные влиянием отраженных от препятствий сигналов.

Величина $\delta \tilde{r} = (2 \div 3)$ м, так что общая ошибка определения координат при шумом DOP составляет $(5 \div 6)$ м.

Приемники имеют конечную полосу пропускания, поэтому возникает задержка ок. 0,1 с по координатам и ок. 0,3 с по скорости.

Дифф. метод измерения координат

Пусть в неподв. точке уст. приемник 1 (базовая станция); на движущемся объекте - приемник 2.



Для баровой станции координаты $x_{ист}$ известны, поэтому известна и величина

$$\delta x = x_{ист} - \hat{x},$$

называемая дифф. поправкой. Эта поправка передается по каналу связи на подвижный объект, и вычитается из показаний приемника 2. При этом почти все широкополосные погрешности δ -лов будут скомпенсированы, так что итоговая среднеквадратич. погрешность составляет ок. 1 м, но она принципиально зависит от расстояния между приемниками 1 и 2. После (20-30) км точность повышается очень существенно.

Дифф. метод обычно исп. при вышележащих посадках летя. аппаратов.

Кол-во каналов приемника — это кол-во независимых связей для получения сигналов от спутников. Совр. приемники имеют (8 ÷ 12) каналов.

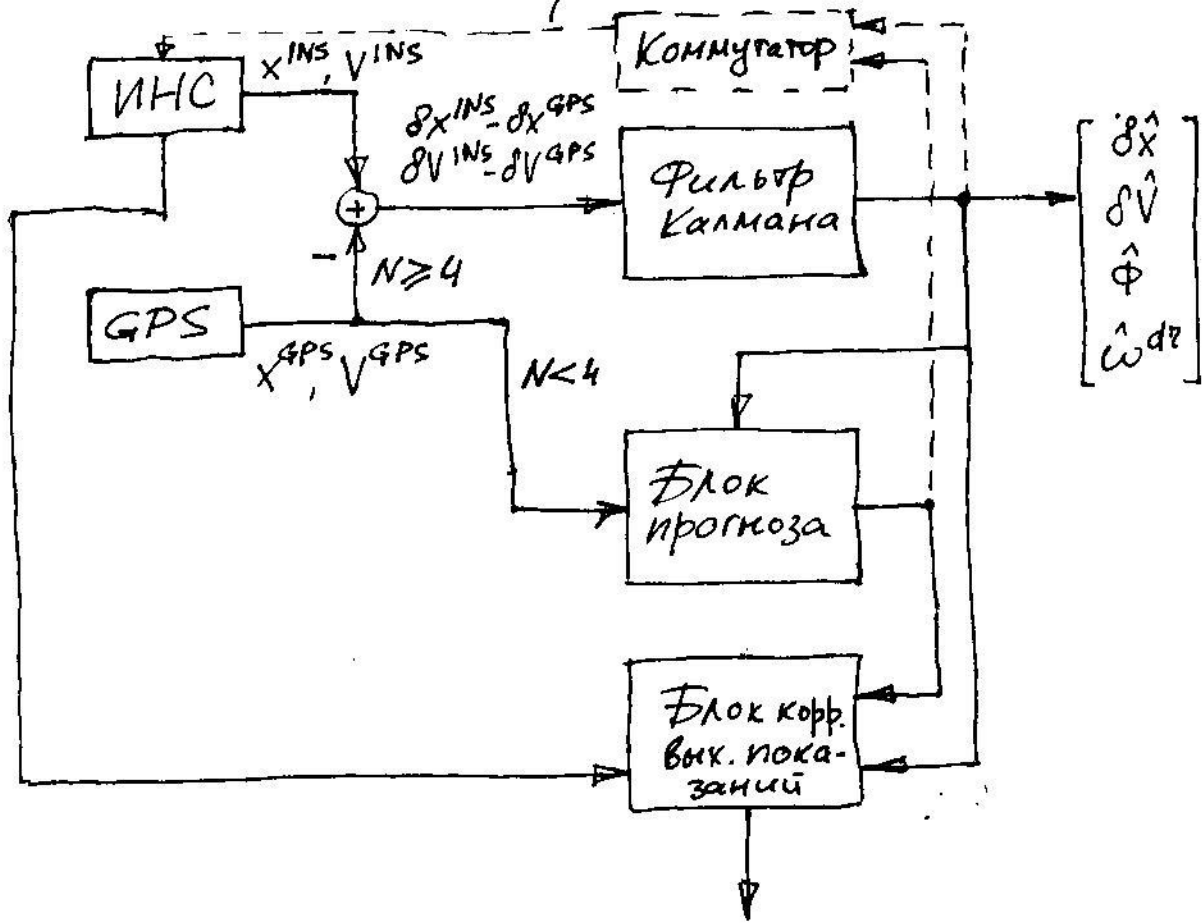
Обычно принимают в расчёт только сигналы тех спутников, к-рые находятся не ниже 10° над горизонтом.

Методы создания идентифицированных ИМС / GPS - систем

Свойства	ИМС	GPS
Автоматичность	да	нет
Частота вых. сигн.	(50 ÷ 100) Гц	(1 ÷ 10) Гц
Определение ориентации	да	нет
Долговрем. точность	низкая	высокая
Кратковрем. точность	высокая	высокая
Х-р ошибок	низкочастотные	высокочастотные

Из сравнит. таблицы следует, что обе с-мы явл. взаимно дополняющимися, так что их комбинация обеспечивает выработку навигационной информации в оптимальном виде.

Каскадная схема



Здесь разности показаний ИНС и GPS по координатам и скоростям поступают в фильтр Калмана в качестве измерений. При этом ошибки ИНС играют роль непосредственно измеренных компонент вектора состояния, а ошибки GPS — шум. В фильтре в качестве модели исп. ср-я ошибок ИНС, так что фильтр оцени-

бает все наблюдаемые
ошибки ИНС, это может
быть использовано для кор-
рекции поправок (как вы-
ходи ИНС (Эйфрихова линия),
так и на выходе. При
отсутствии сигналов с 4
спутников фильтр переходит в
режим прогноза.

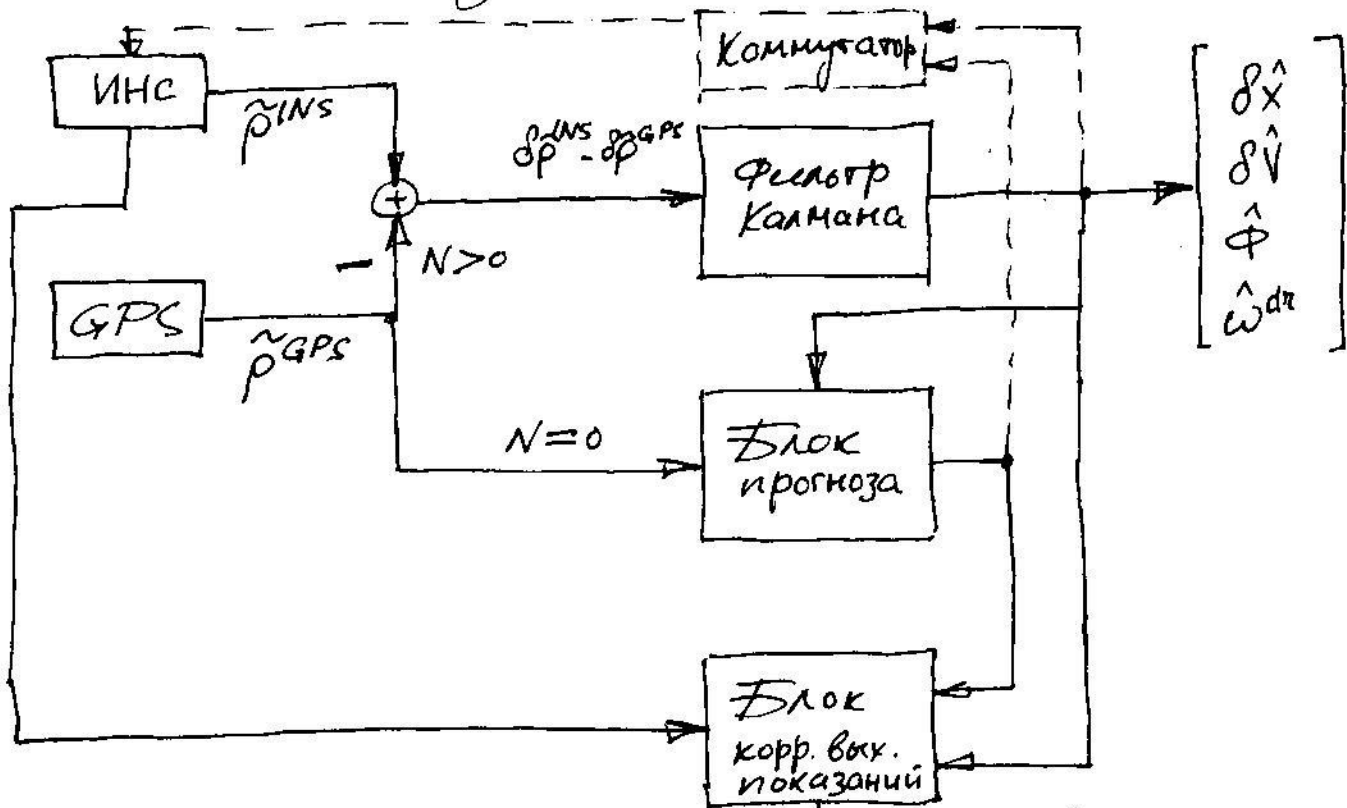
Достоинства:

- схема гарантирует раздле-
ние погрешностей ИНС
и GPS.

Недостатки:

- в случае наличия сигналов
меньше чем от (3+4) спутни-
ков коррекции от GPS нет.

Слабо связанная схема



Отличие данной схемы от ранее рассмотренной только в том, что здесь исл. разности псевдорасстояний. В этом случае ур-я для измерений примут вид:

$$z_i = \rho_i^{INS} - \rho_i^{GPS} = \underbrace{\frac{x_i^s - x^z}{\rho_i}}_{a_{xi}} \cdot \delta x^{INS} - \underbrace{\frac{y_i^s - y^z}{\rho_i}}_{a_{yi}} \cdot \delta y^{INS} - \underbrace{\frac{z_i^s - z^z}{\rho_i}}_{a_{zi}} \cdot \delta z^{INS} + c \Delta T$$

(IGI)

Ур-я связи м/у земной с-мой координат и географ. координатами имеют вид:

$$(IG2) \begin{cases} x = (N+h) \cos \varphi \cos \lambda; \\ y = (N+h) \cos \varphi \sin \lambda; \\ z = [N(1-e^2) + h] \sin \varphi; \end{cases} \text{ где}$$

N - радиус Земли в данной точке,
 φ, λ, h - географич. координаты;
 x, y, z - координаты в земной с.м.

Чтобы связать ошибки по x, y, z
с ошибками φ, λ, h , нужно
продифференцировать ур-е (IG2):

$$(IG3) \begin{cases} \delta x = -(N+h) \sin \varphi \cos \lambda \delta \varphi - \\ \quad -(N+h) \cos \varphi \sin \lambda \delta \lambda + \\ \quad + \cos \varphi \cos \lambda \delta h; \\ \delta y = -(N+h) \sin \varphi \sin \lambda \delta \varphi + \\ \quad + (N+h) \cos \varphi \cos \lambda \delta \lambda + \\ \quad + \cos \varphi \sin \lambda \delta h; \\ \delta z = [N(1-e^2) + h] \cdot \cos \varphi \delta \varphi + \\ \quad + \sin \varphi \delta h. \end{cases}$$

Подставляем (IG3) в (IG1), получим:

$$(IG4) z_i = \begin{bmatrix} -a_{xi} (N+h) \sin \varphi \cos \lambda - \\ -a_{yi} (N+h) \sin \varphi \sin \lambda + \\ + a_{zi} [N(1-e^2) + h] \end{bmatrix} \delta \varphi +$$

$$\begin{aligned}
 & + \left[-a_{xi}(N+h) \cos\varphi \sin\lambda + \right. \\
 & \quad \left. + a_{yi}(N+h) \cos\varphi \cos\lambda \right] \cdot \delta\lambda + \\
 & + \left[a_{xi} \cos\varphi \cos\lambda + \right. \\
 & \quad \left. + a_{yi} \cos\varphi \sin\lambda + \right. \\
 & \quad \left. + a_{zi} \sin\varphi \right] \cdot \delta h + c \Delta T - \sigma_{GPS}.
 \end{aligned}$$

Цифрыя адновременно нескількіх
 павярсацэфуній да спутнікоў,
 ур-е цыфрыя пераўмяні
 ў вядзе:

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} v_{x1} & v_{y1} & \dots & c \\ v_{x2} & v_{y2} & \dots & c \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}}_H = \begin{bmatrix} \delta\varphi \\ \delta\lambda \\ \delta h \\ \Delta T \end{bmatrix}$$

Фільтр исп. матрыцу H , раз-
 мер к-рой цыфрыя ў за-
 вяс-тлі ад кал-ва аднакамент-
 но абзрэваельных спутнікоў.

В кат-ве мадэлі цыфрыя
 исп. ур-я ошыбок ИИС

Дастойнства:

— исп. вая інфармацыя ад GPS.

Недостаткі:

— трядно. раздэліць ошыбок ИИС
 ад GPS.

Сильно сверхраная схема

В схеме ИСП., кроме коррекции ИНС, управление полосой пропускания приемника GPS, т.е. ширина зависит от текущих параметров движения носителя (чем "быстрее" маневр, тем шире полоса).

Недостатки:

- вмешательство в аппаратуру приемника GPS.

Анализ наблюдаемости

ошибок ИНС по измерениям от GPS

Запишем упрощенные ур-я ошибок для стационарных их составляющих:

$$\begin{cases} \delta \dot{E} = \delta V_E; \\ \delta \dot{V}_E = -g \Phi_N + B_E; \\ \dot{\Phi}_N = \frac{\delta V_E}{R} + \omega_N^{GP} \end{cases} \quad \begin{cases} \delta \dot{N} = \delta V_N; \\ \delta \dot{V}_N = g \Phi_E + B_N; \\ \dot{\Phi}_E = \frac{\delta V_N}{R} + \omega_E^{GP} \end{cases}$$

Здесь $\delta E, \delta N$ - ошибки определены пути в вост. и сев. направлениях; $\delta V_E, \delta V_N$ - ошибки по скорости; Φ_E, Φ_N - ошибки "перекоса" маят. формы.

Из вида ур-й следует, что по

показаниями GPS (смеряются
 объемы пути и скоростей) вы-
 делить величину $\pm g \Phi_{E,N}$ и
 $\Phi_{E,N}$ не удастся. Т.е., оценки
 углов "перекоса" не будет отде-
 лена от смещения нуля ак-
 селерометров. Однако оценки
 подлежат только углы Φ_E, Φ_N ,
 но при этом нужно пом-
 нять, что оценка этих углов
 будет получена с точностью
 до $\frac{B_N}{g}$ и $\frac{B_E}{g}$.

Трансформируем наблюдае-
 мость по вост. каналу
 при $B_E = 0$; $\dot{\omega}_N^{GP} = 0$. Пусть

$$Z = \delta V_E = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_H \begin{bmatrix} \delta V_E \\ \Phi_N \\ \omega_N^{GP} \end{bmatrix};$$

$$x_1 = \delta V_E; \quad x_2 = \Phi_N; \quad x_3 = \omega_N^{GP}.$$

Тогда

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & -g & 0 \\ 1/R & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix};$$

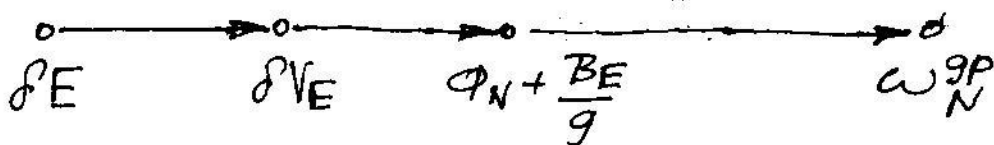
$$\Phi = I + AT = \begin{bmatrix} 1 & -g^T & 0 \\ T/R & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$A_H = \begin{bmatrix} H \\ H\Phi \\ H\Phi^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & -g^T & 0 \\ 1 - \frac{g^T^2}{R} & -2g^T - g^T^2 & \end{bmatrix};$$

$$\det A_H = g^2 T^3 \neq 0.$$

Т.о., все рассматриваемые компоненты вектора состояния наблюдаемы.

Составим диаграмму наблюдаемости:



наблюдаемость
снижается.

Для ФЛНС погрешности, акселерометров и гироскопов в сев. и вост. направлениях связаны с собой погрешностями n/z матрицу C_z^N :

$$\begin{bmatrix} \omega^{gp} \\ \text{---} \\ \mathcal{B} \end{bmatrix}_N = \begin{bmatrix} C_6^N & 0 \\ 0 & C_6^N \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega^{gp} \\ \text{---} \\ \mathcal{B} \end{bmatrix}_6$$

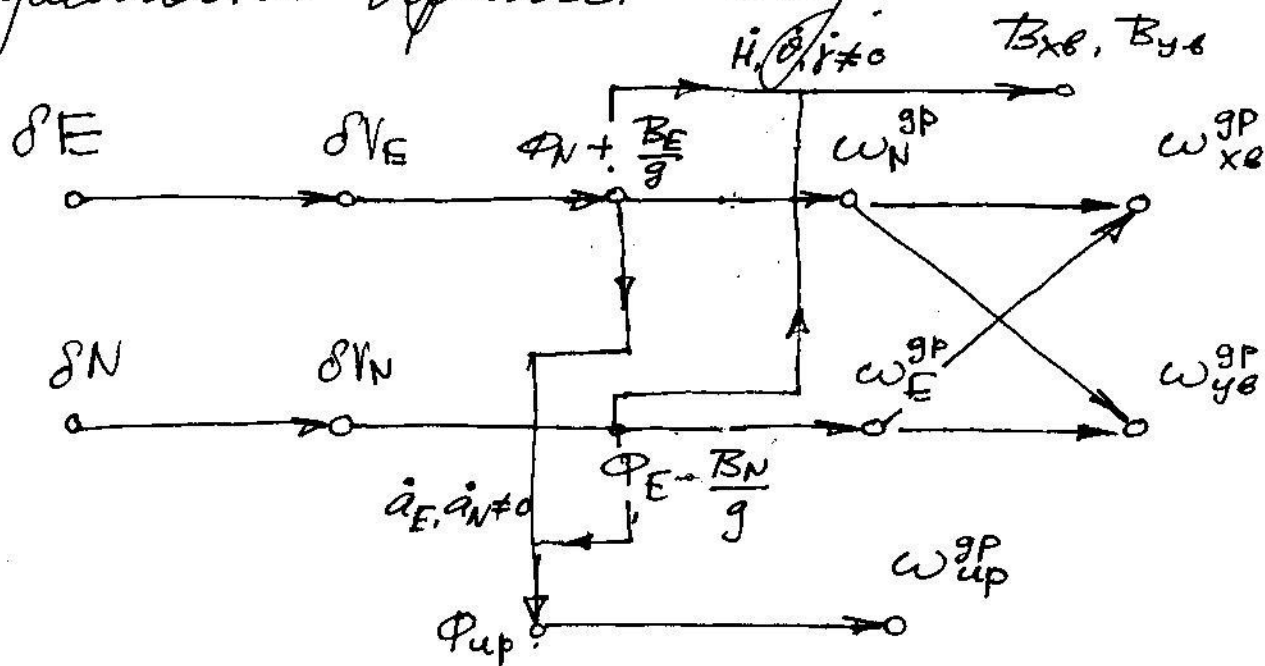
Принципиально разделить смещение нуля акселерометров в связанной трёхграннике и погрешности ориентации возможно, если компоненты матрицы C_6^N имеют достаточно долгие и интенсивные вариации. Однако это условие зависит от параметров движения носителя и не всегда выполняется.

Приведённый анализ относится только к стационарным ошибкам ИНС. Рассмотрим наблюдательность нестационарных составляющих, напр., "переход" в думпте Φ_{up} :

$$\begin{cases} \delta \dot{V}_E = -g \Phi_N + \frac{a_N \Phi_{up}}{R} + \mathcal{B}_E; \\ \dot{\Phi}_N = \frac{\delta V_E}{R} + \omega_N^{gp}. \end{cases}$$

Из 1-го ур-я следует, что для выделения Φ_{up} необходимо, чтобы носитель имел смещение.

вариациями ускорений a_E, a_N .
 Т.о., общая диаграмма надежности имеет вид:



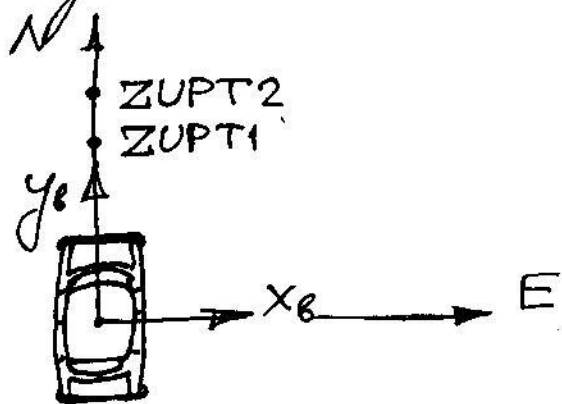
Полевая калибровка
масшт. коэфф. и нелинейности
акселерометров

Напомним, что нестационарная составляющая ошибок по скорости имеет вид:

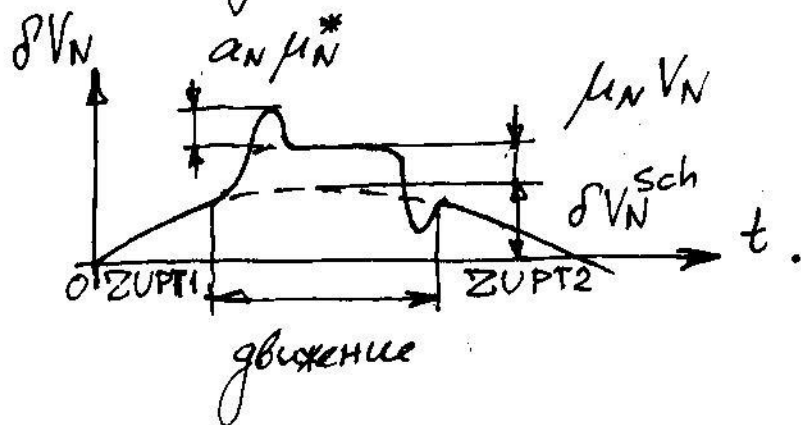
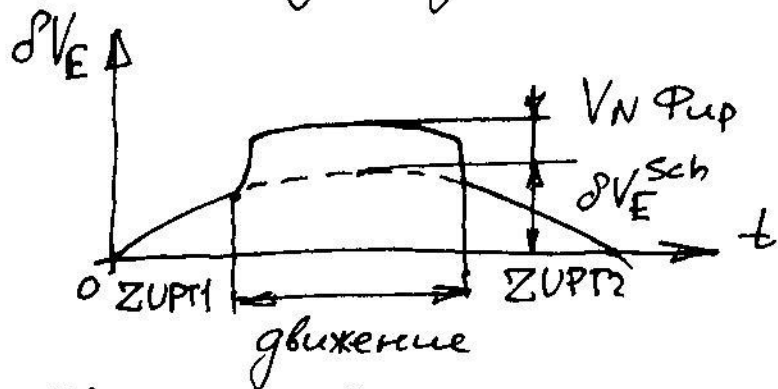
$$\begin{cases} \delta V_E^{NST} = V_N \Phi_{up} + V_E \mu_E + a_E \mu_E^* \\ \delta V_N^{NST} = -V_E \Phi_{up} + V_N \mu_N + a_N \mu_N^* \end{cases}$$

Здесь $\delta V_{E,N}^{NST}$ - нестационарная составляющая ошибок по скорости, Φ_{up} - ошибка невосстановления в архиве, μ_E, μ_N - ошибки масштаб. коэфф. акселерометров, μ_E^*, μ_N^* - ошибки нелинейности.

Для нахождения $\mu_{E,N}$, $\mu_{E,N}^*$ ИНС уст. на автомобиль, к-рый периодически останавливается:



ZUPT (Zero Velocity Updates) — точки остановки, в (к-рых ИНС имеет нулевую скорость.



Заметим, что суц. принципиальная возможность определения μ_N и μ_N^* , если урета скаммен-сировать нулевую составляющую

Используя показания по скорости
в точках ZURT в качестве измере-
ний, возможно оцну. интер-
поляцию шумово́й ошибки
на ретивь движения, т.е. оценить
и устранить δV_N^{Sch} , δV_E^{Sch} .

Для оценки μ_N , μ_N^* возмож-
но сформировать измеренные
величины

$$\begin{aligned} z &= \hat{V}_N^{INS} - V_N^{GPS} - \delta \hat{V}_N^{Sch} = \\ &= \delta V_N - \delta \hat{V}_N^{Sch} - \delta V_N^{GPS} = \\ &= \mu_N V_N + \mu_N^* a_N - \delta V_N^{GPS} \end{aligned}$$

Используя модель

$$\begin{cases} \dot{\mu}_N = 0; \\ \dot{\mu}_N^* = 0 \end{cases}$$

и вышеприведенные измерения
 z , можно оценить μ_N , μ_N^*
фильтром Калмана.

В рассматриваемом движении

$$\mu_N^* = \mu_{y\psi}^*; \quad \mu_N = \mu_{y\psi}$$

Чтобы откалибровать акселерометр
по оси x_ψ , необходимо переуста-
новить с-му так, чтобы x_ψ
совпадала с продольной осью.

Интегрированная ИНС / GPS-

с-ма на грубых микро-
хании. мроскопах

Motion Pak

ДУС:

- дрейф от запуска к запуску : $500^{\circ}/\tau$;
- дрейф в запуске : $50^{\circ}/\tau$.

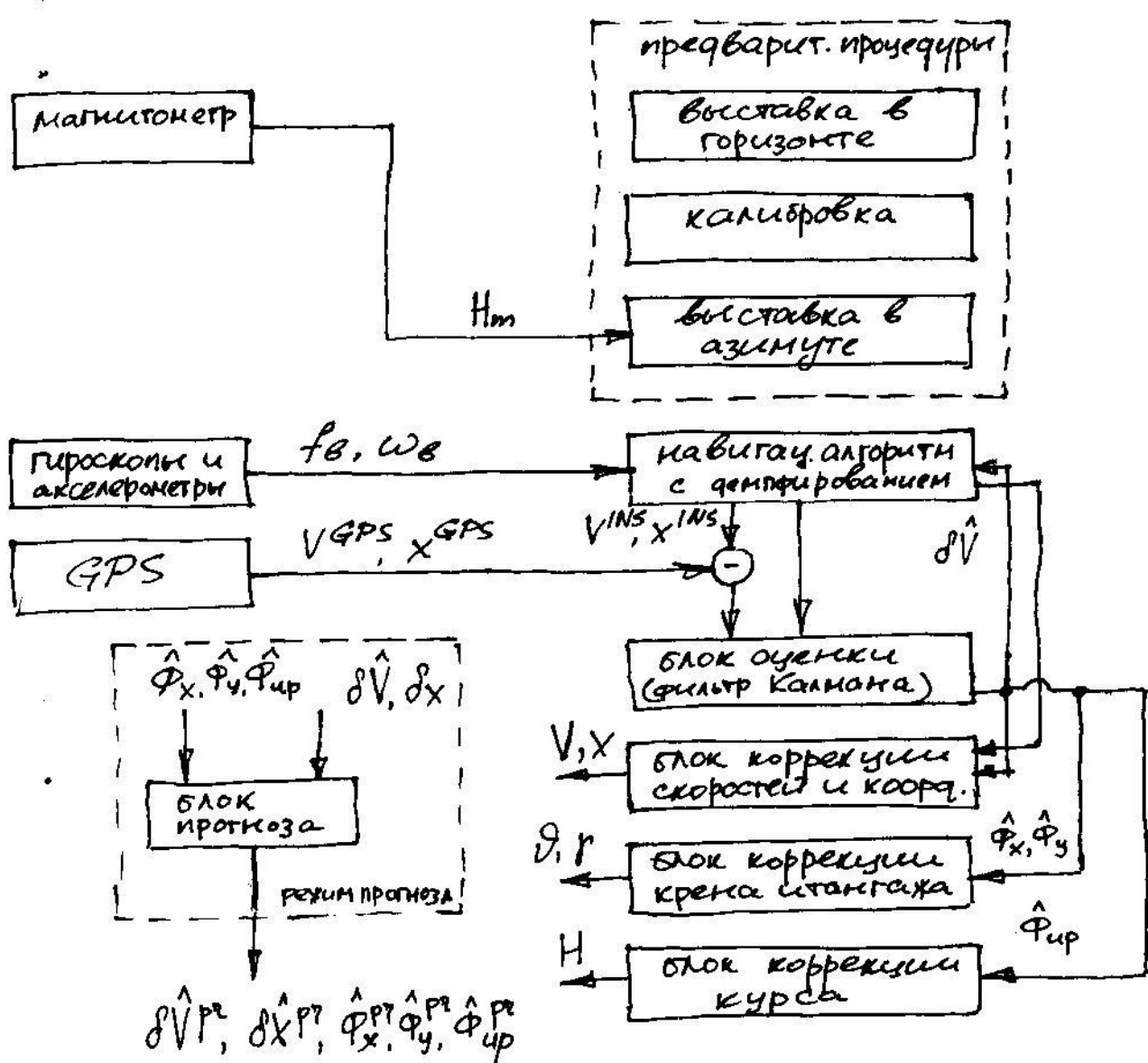
Акселерометры:

- смещение нуля от
запуска к запуску : $5 \cdot 10^{-4} g$.

Цу. приведенной х-ки. чувствит.

Эт-тов следует, что их иссле-
зование позволяет автономно
выставляться в горизонте,
однако для выставки в ази-
муте необходимы внешние
источники информации, напр.,
магнитометр.

Функциональная схема ФИНС
имеет след. вид:



Из приведенной схемы следует, что E-ма исп. след. предварит. процедуры:

- традиционная выставка в горизонт;
- калибровка ДУС (осреднение всех показаний $\omega_{xb}, \omega_{yb}, \omega_{zb}$); исключается дрейф от запуска к запуску;
- выставка по заданному курсу с исп. ввем. магнито-метра.

Схема соотв. с-ме ур-й

$$\begin{cases} \delta \dot{V}_E = -g\Phi_N + \dot{V}_E - K_1 \delta V_E; \\ \dot{\Phi}_N = \frac{\delta V_E}{R} + \omega_N^{gp} + K_2 \delta V_E \end{cases}$$

Продифференцируем 1-е ур-е и подставим в него 2-е:

$$\delta \ddot{V}_E + K_1 \delta \dot{V}_E + (V^2 + K_2 g) \delta V_E = -g\omega_N^{gp} + \dot{V}_E.$$

Из ф-лы следует, что с-ма стала апериодичной (была нейтральной) за счёт поправки сигнала ошибки на вход 1-го интегратора. Подача же сигнала ошибки на "датчик момента" необходима для увеличения собствен. частоты, что обеспечит быстрое затухание переходного процесса. Выбор высоких коэфф. K_1, K_2 приводит к малой статич. ошибке и быстрому переходному процессу, однако в этом случае пропускаться высокочастотные шумы за счёт расширения полосы пропускания. Наоборот, при малых K_1, K_2 шумы сглаживаются, но возникают большие статич. ошибки.

и должен переходной процесс.
Необходим контроль.

Для оценивания ошибок ИНС исп. фильтр Калмана, где в качестве модели применяются ур-я ошибок ИНС, а в качестве измерений факность показаний по скорости и координатам ИНС и GPS.
Упрощенная модель ошибок ИНС имеет вид:

$$\left\{ \begin{array}{l} \delta \dot{E} = \delta V_E; \\ \delta \dot{N} = \delta V_N; \\ \delta \dot{V}_E = -g \Phi_N + a_N \Phi_{up} + u_{E1}^1; \\ \delta \dot{V}_N = g \Phi_E - a_E \Phi_{up} + u_{N1}^1; \\ \dot{\Phi}_E = -\frac{\delta V_N}{R} + \omega_E^{gp} + u_{E2}^2; \\ \dot{\Phi}_N = \frac{\delta V_E}{R} + \omega_N^{gp} + u_{N2}^2; \\ \dot{\Phi}_{up} = \omega_{up}^{gp}, \end{array} \right.$$

$$u_{E1}^1 = -K_1 \delta V_{E1}^1; \quad u_{E2}^2 = -K_2 \delta V_N^1; \\ u_{N1}^1 = -K_1 \delta V_N^1; \quad u_{N2}^2 = K_2 \delta V_E^1;$$

u_i^j - управл. сигналы демпфирования ошибок ИНС.

Здесь в качестве измерений исп. факность показаний ИНС и GPS по скорости и координатам, т.е. непосредственно у-

меряются ошибки ИНС:

$$\begin{cases} z_1 = \delta E + v_1; \\ z_2 = \delta N + v_2; \\ z_3 = \delta VE + v_3; \\ z_4 = \delta VN + v_4, \end{cases}$$

где v_i — погрешности GPS, играющие роль шумов. шума.

Ур-е фильтра Калмана при наличии управл. сигнала имеет вид

$$\hat{x}_k = \Phi \hat{x}_{k-1} + L u_{k-1} + K_k (z_k - H \Phi \hat{x}_{k-1} - H L u_{k-1}).$$

Т.о., фильтр Калмана оценивает компоненты вектора состояния, при этом ошибки по скорости поступают в обр. связи для демпфирования ошибок ИНС.

Блок коррекции тангажа и крена реализует след. ф-лу:

$$C_v^N = C_{PE}^N \cdot C_v$$

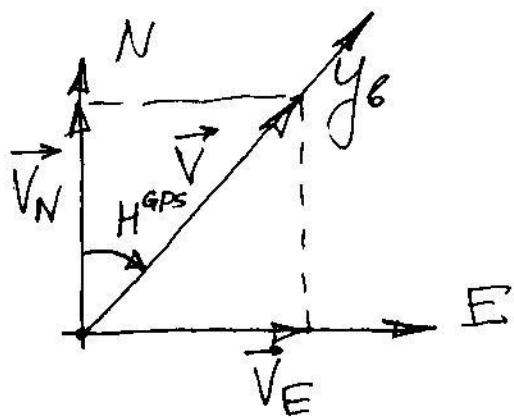
Здесь

$$C_{PE}^N = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \varphi_N \\ 0 & 1 & -\varphi_E \\ -\varphi_N & \varphi_E & 1 \end{bmatrix};$$

$\hat{\Phi}_E, \hat{\Phi}_N$ - оценки фильтра Калмана.

После расчёта C^N по эл-там этой матрицы определяются откорректированные значения тангента и крена.

Блок коррекции курса исп. показаний GPS. Величина



$$H^{GPS} = \arctg \frac{V_E}{V_N}$$

при совпадении \vec{V} с осью y_6 эвл. угол курса H . β - противном смысле (напр., при бо-

ковом ветре) возникает т.н. угол сноса $\beta = (\vec{V}, \hat{y}_6)$; следовательно, GPS измеряет не курс, а путевой угол $H_{п}$, отличающийся от H на величину угла сноса.

Чтобы корректировать курс по курсу, необходимо выбирать такие моменты времени, когда поперечное ускорение $a_{хв}$ мало, так что β будет также малым.

Определим погрешность курса:

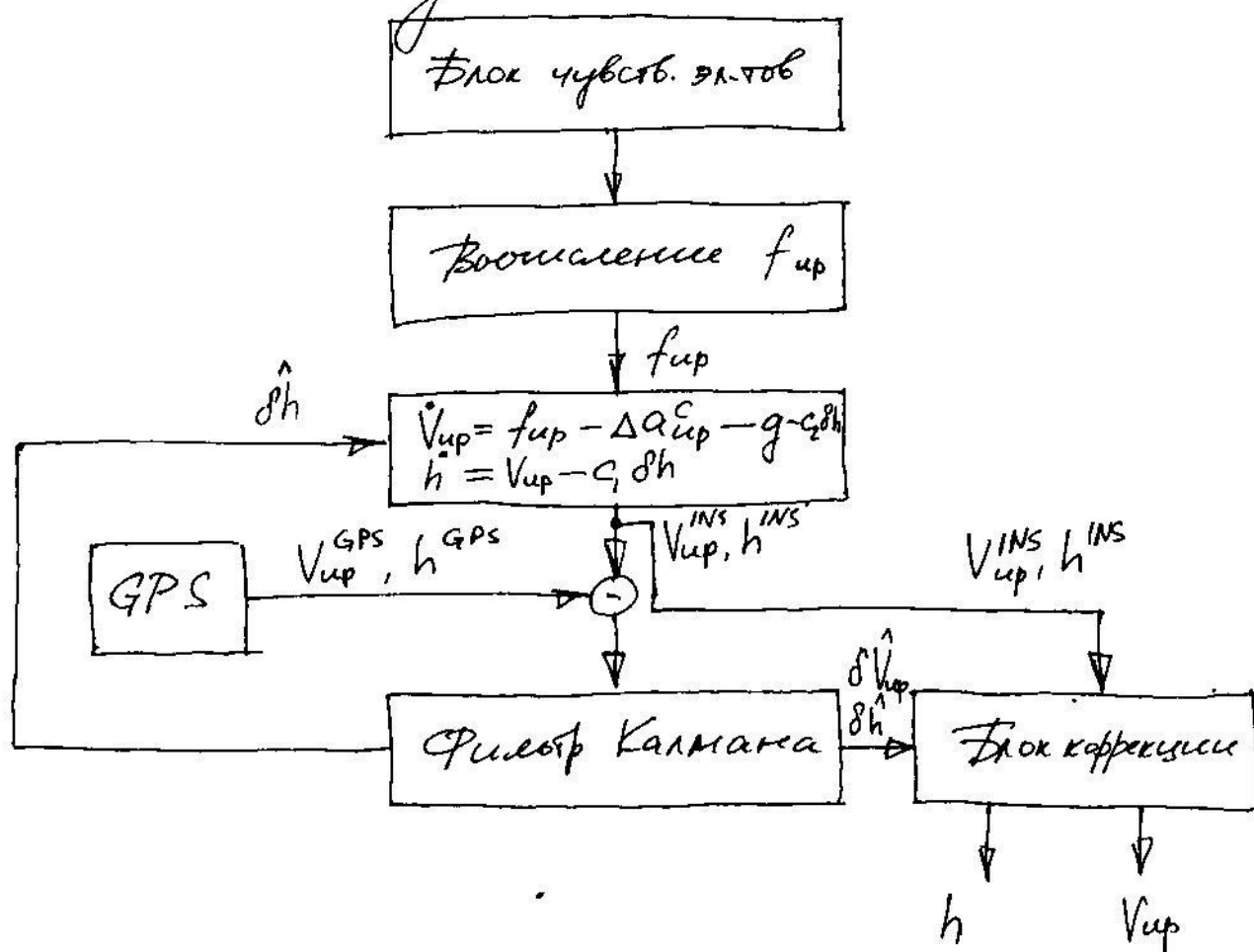
$$\sigma[\delta H^{GPS}] = \frac{\sigma[\delta V]}{\sqrt{V_E^2 + V_N^2}}$$

Из ф-лы следует, что использовать GPS для определения курса возможно лишь тогда, когда $|V_E|, |V_N| > 10 \text{ м/с}$.

В блоке коррекции координат и скоростей производится компенсация погрешностей ИНС по оценкам фильтра Калмана.

Вертикальный канал
интегрированный ИНС/GPS
с-мме

Функциональная схема верт. канала имеет вид:

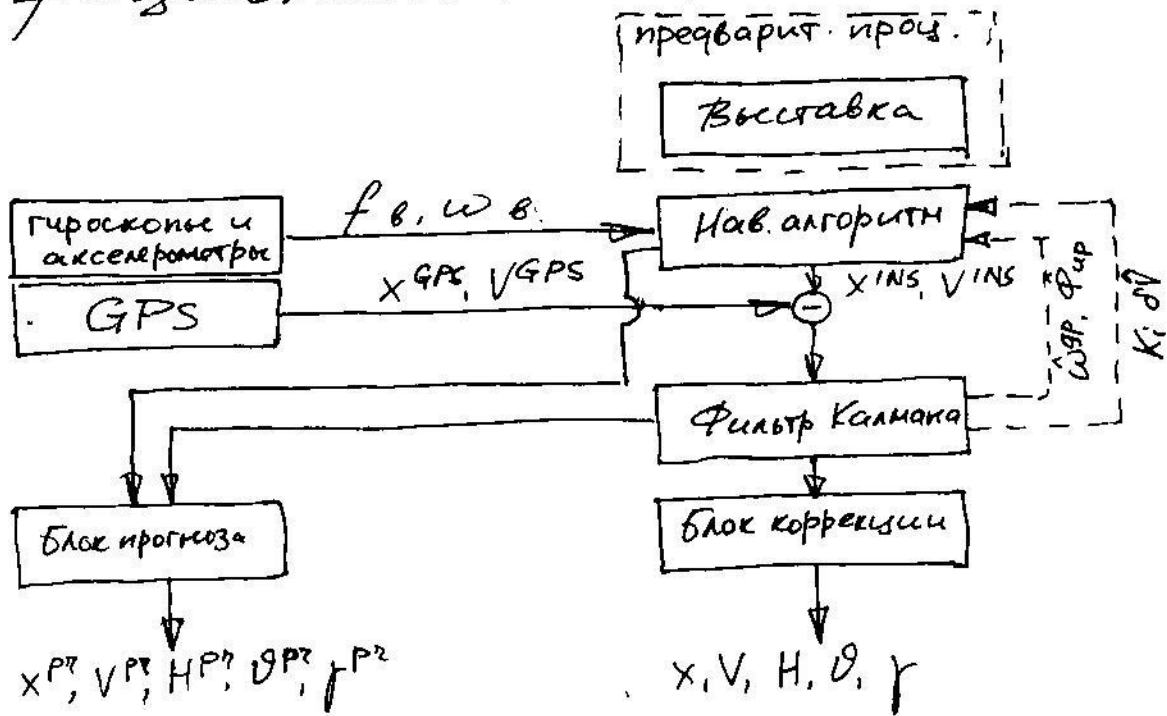


Поскольку верт. канал ИНС неустойчив, здесь вел. демпфированные ошибки по высоте. Остаточные (после демпфирования) ошибки устраняются в блоке коррекции по показаниям фильтра Калмана.

Интегрированная ИНС средней точности Honeywell HG1700

Исп. ДУС с дрейфом $(1 \div 0,1)^\circ/\text{ч}$, акселерометры со сбивом нуля $10^{-4}g$.

f-функциональная схема имеет вид:



Здесь можно осущ. автономно как вы-ставку в горизонте, так и выстак-ку в азимуте, а также реализовать автономное нав. решение (гра-фич. схема). При этом по рау-

ности показаний ИНС и GPS. Можно реализовать фильтр Калмана, который оценивает все наблюдаемые ошибки ИНС. Эти ошибки подаются в блоки коррекции и прогноза вых. показателей. Опционально можно осуществить компенсацию дрейфов и демпфирование ошибок ИНС.

В принципе, интегрированные схемы для низко- и средне-точной ИНС совпадают! Отличит. особенность - структура фильтра Калмана, где совпадает модель с-мы, но в случае среднеточной ИНС оценке подлетит ошибка Фир, к-рая потом подается на одном такте на обрат датчика момента:

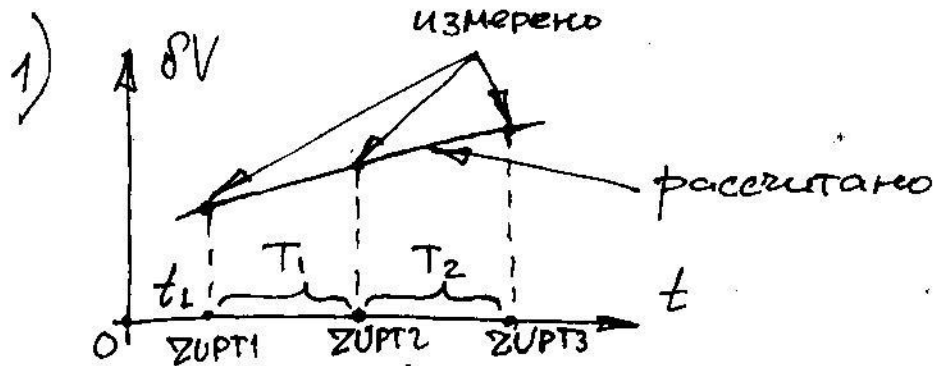
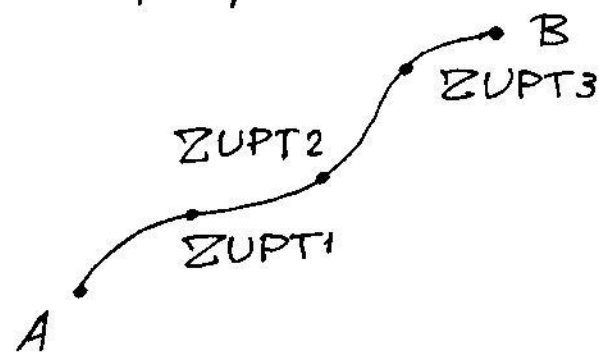
$$\omega_{\text{Фир}}^c = - \frac{\hat{\Phi}_{\text{Фир}}}{h_{\text{ИЗ}}}$$

При этом оценка Фир д. б. предвременно смещена. Блоки коррекции тангажа и крена, координат и скоростей совпадают. При этом блок коррекции курса от GPS в среднеточной ИНС

отсутствует.

Обзорные геодезические с-мы

По обзорным геодез. с-мам помпнаются высокоточные ИНС, уст. на автомобиле. Для их коррекции осущ. периодич. остановки автомобиля; при этом показание ИНС по скорости сущ. её ошибки (ZUPT). Проф. бесшумные обзорных с-м поз-воляет восстановить поведение ошибок мжу ZUPT'ами. Интегрирование полурегулярных ошибок позволяет скампенсировать ошибки ИНС по координатам. Рассмотрим 2 осн. ти-па программы:



Запишем измерения для
3 ЗУРТ'ов:

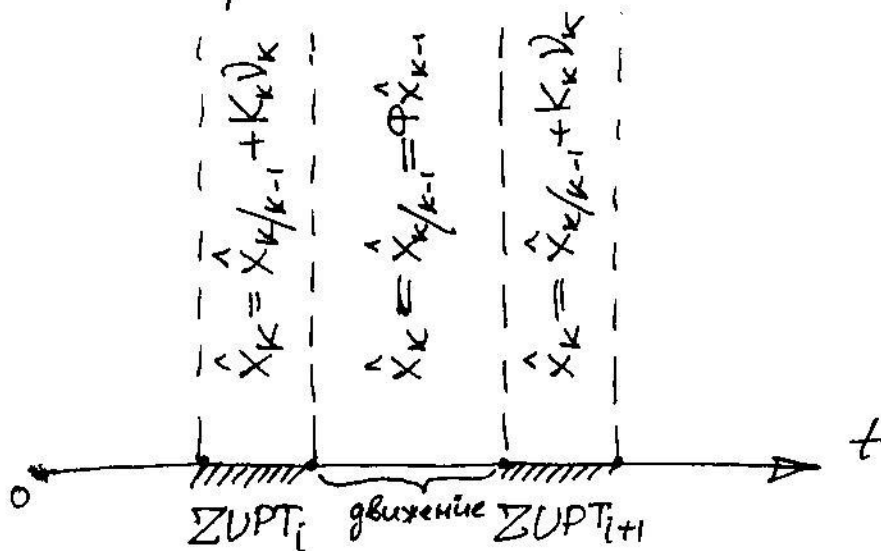
$$\begin{cases} z_1 = \delta V(t_1); \\ z_2 = \delta V(t_1 + T_1); \\ z_3 = \delta V(t_1 + T_1 + T_2). \end{cases}$$

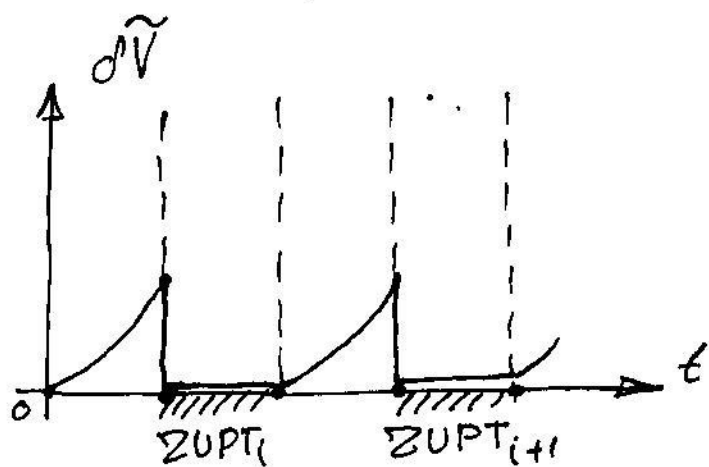
Упрощенная модель ошибок по скорости имеет вид

$$\delta V(t) = a_0 + a_1 \sin \gamma t + a_2 \cos \gamma t,$$

где a_0, a_1, a_2 зависит от погрешностей гироскопов и акселерометров и явл. неизвестными. Для их определения исп. 3 измерения z_1, z_2, z_3 . Достоинство метода — простота; недостаток — предположение о постоянстве a_0, a_1, a_2 в течение времени $T_1 + T_2$.

2). Фильтр Калмана.





Здесь во время остановок работает трагич. фильтр Калмана, поскольку присутствуют измерения. При движении измерения пропадают, фильтр Калмана переходит в режим прогноза. Во время след. остановки фильтр индифицируется по последним прогнозированным значениям $\hat{x}_{k/k-1}$, $\hat{P}_{k/k-1}$. Достоинство - предположение о постоянстве координат присутствует, это только м/у соседними ΣUPT или. Недостаток - наличие режима прогноза.