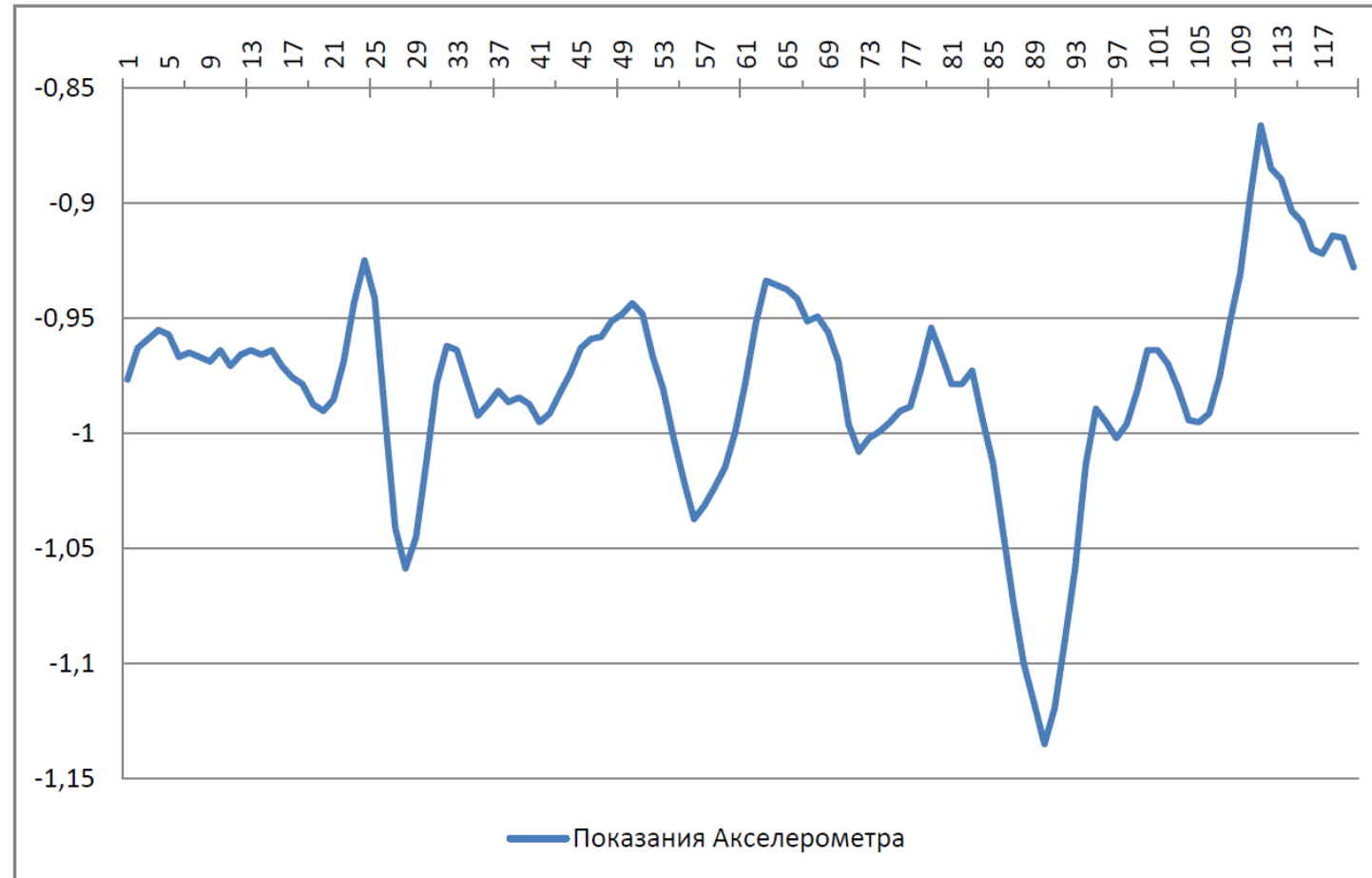
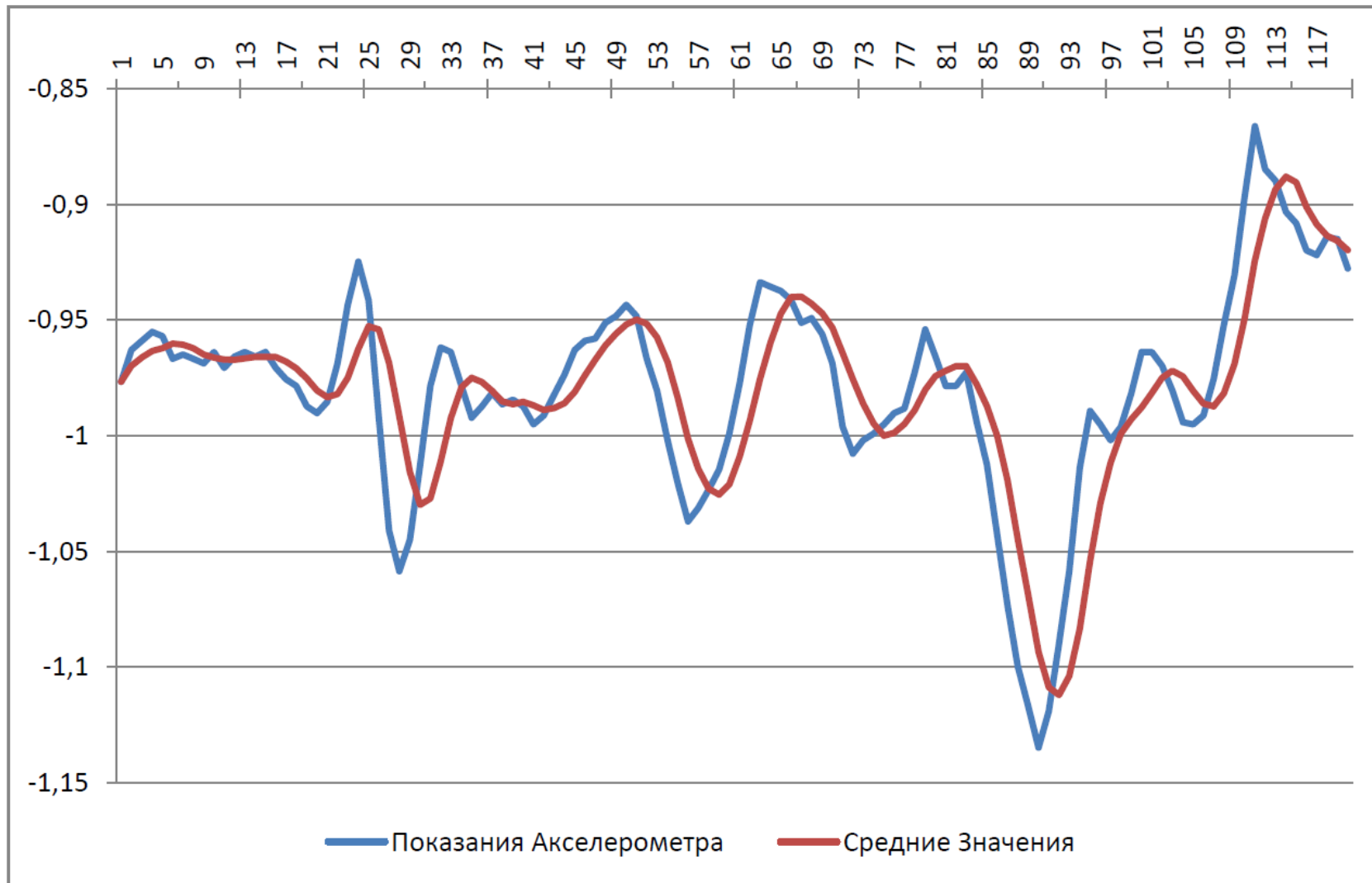


# Фильтрация данных

# Пример: показания акселерометра

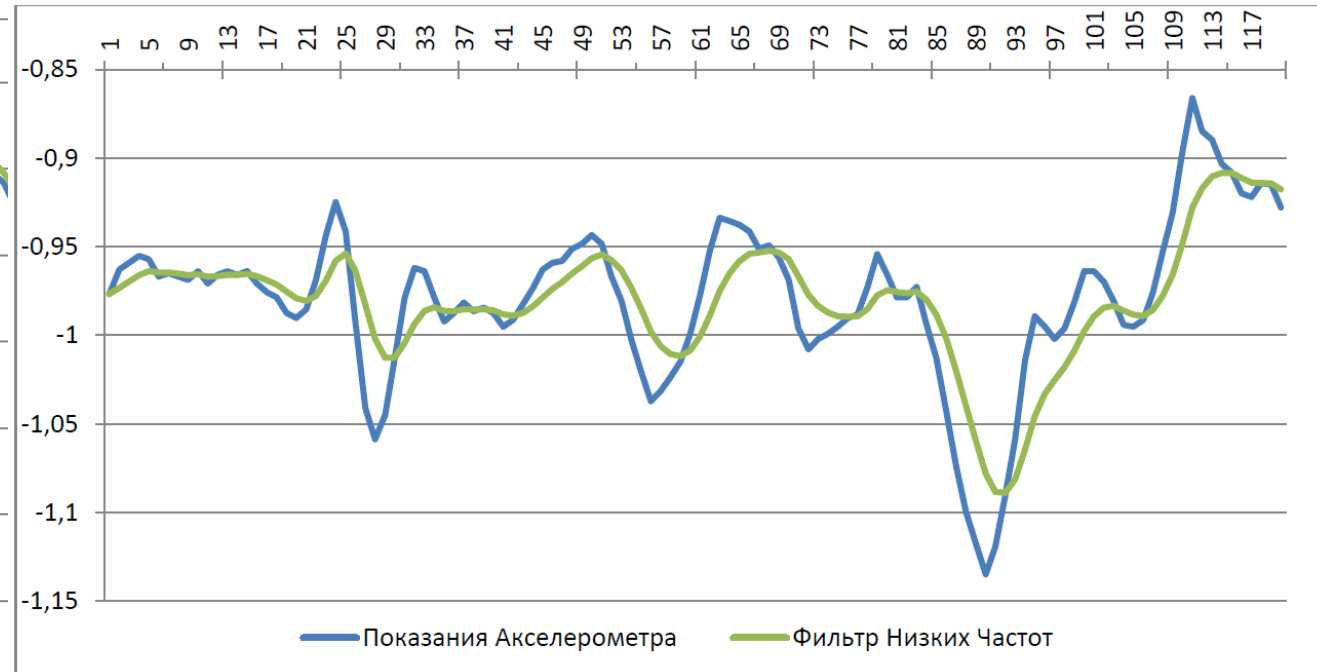
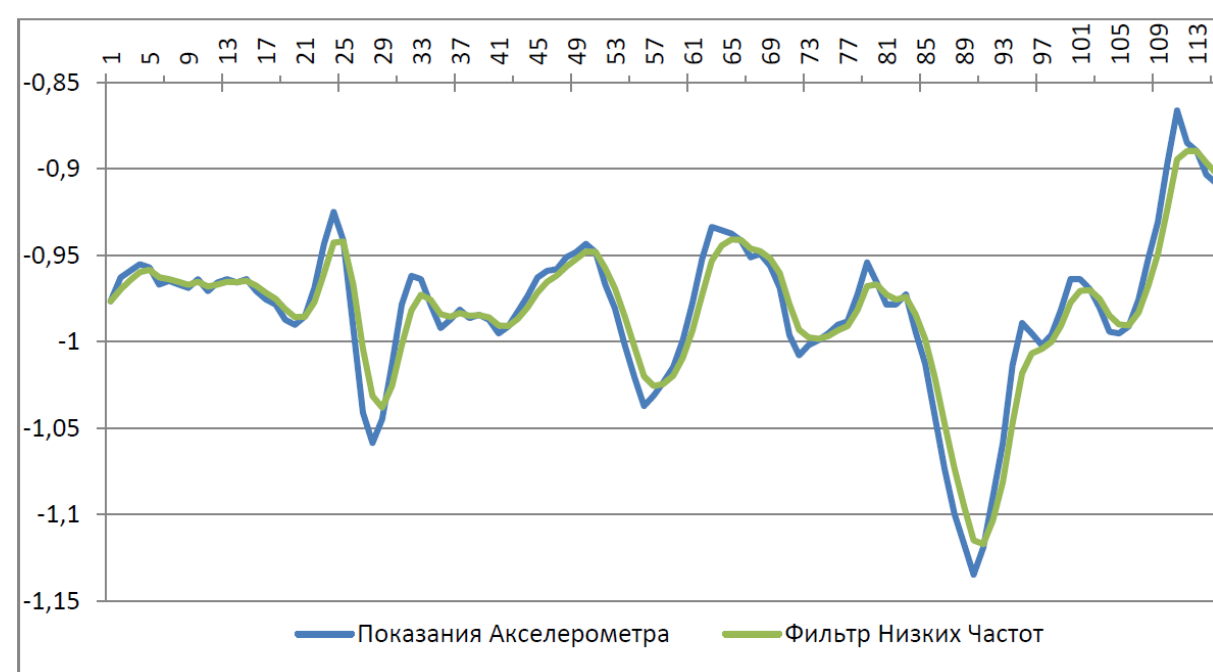


Метод средних значений  $v_k = \frac{\sum_{i=0}^n a_{k-i}}{n}$ .



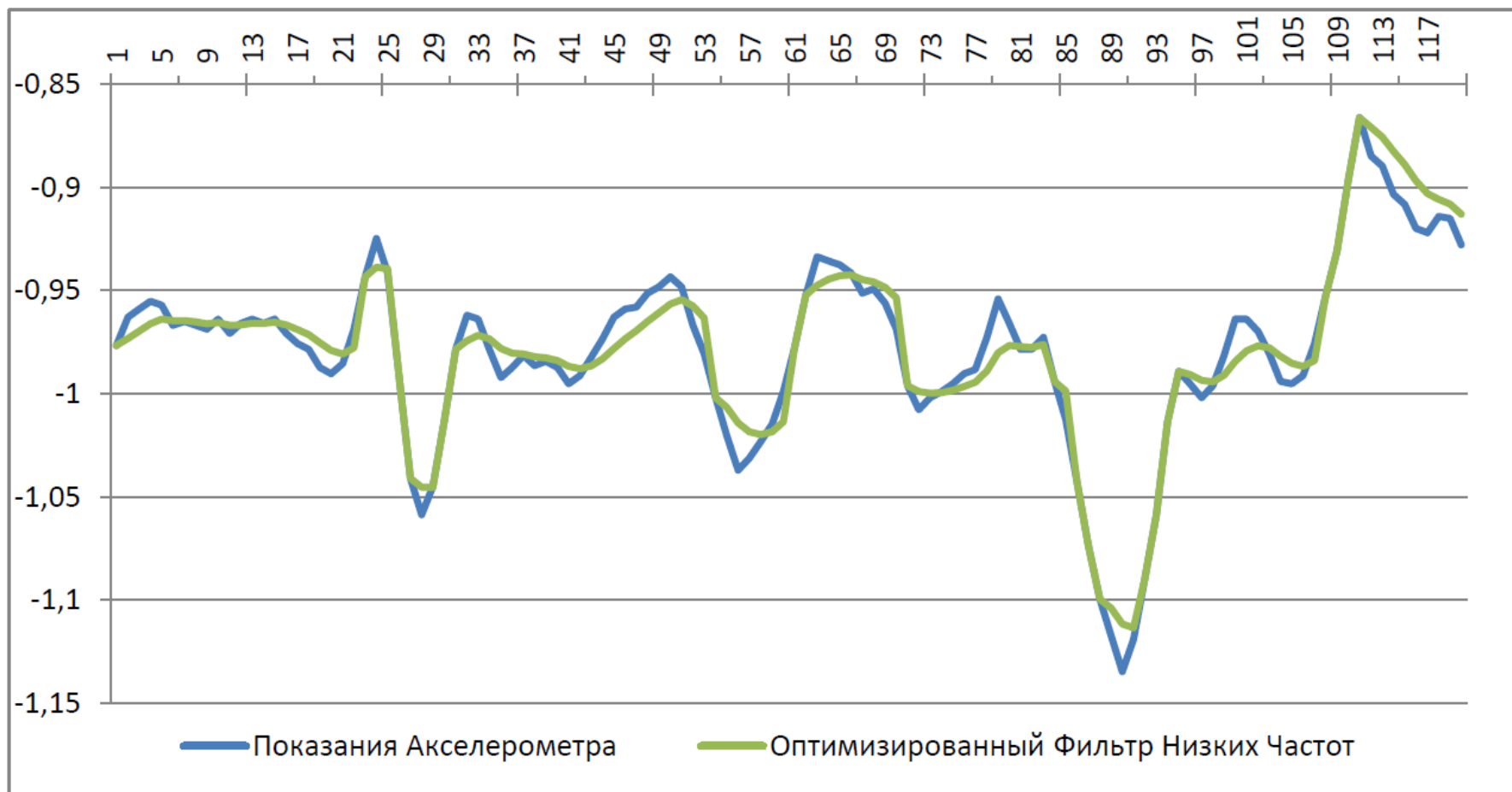
# Фильтры низких частот

$$O_n = O_{n-1} + \alpha(I_n - O_{n-1})$$



# Модифицированный фильтр низких частот

$$|I_n - I_{n-1}| < \varepsilon$$



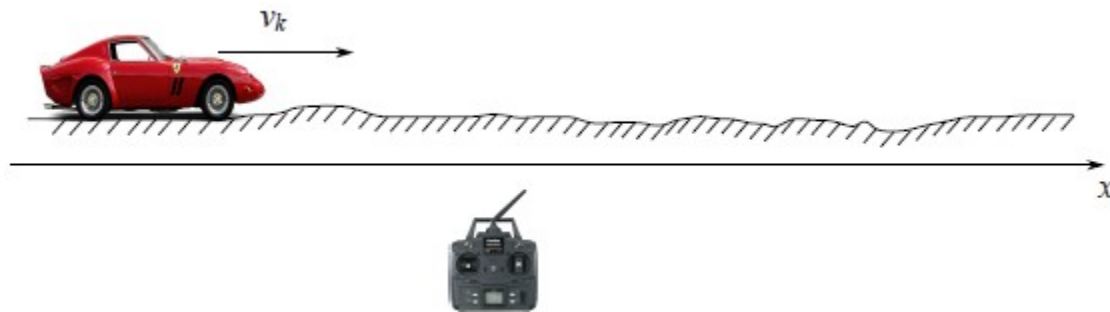
# Фильтр Калмана

$$x_{k+1} = x_k + v_k dt + \xi_k$$

$$z_k = x_k + \eta_k$$

$$x_{k+1} = x_k + u_k + \xi_k$$

$$z_k = x_k + \eta_k$$



- $u_k$  — это известная величина, которая контролирует эволюцию системы. Мы ее знаем из построенной нами физической модели.
- Ошибка модели  $\xi_k$  и ошибка сенсора  $\eta_k$  — случайные величины. И их законы распределения не зависят от времени (от номера итерации  $k$ ).
- Средние значения ошибок равны нулю:  $E\xi_k = E\eta_k = 0$ .
- Сам закон распределения случайных величин может быть нам и не известен, но известны их дисперсии  $\sigma_\xi^2$  и  $\sigma_\eta^2$ . Заметим, что дисперсии не зависят от  $k$ , потому что законы распределения не зависят от него.
- Предполагается, что все случайные ошибки независимы друг от друга: какая ошибка будет в момент времени  $k$  совершенно не зависит от ошибки в другой момент времени  $k'$ .

$$x_{k+1}^{opt} = K \cdot z_{k+1} + (1 - K) \cdot (x_k^{opt} + u_k)$$

# Фильтр Калмана

$$x_{k+1}^{opt} = K \cdot z_{k+1} + (1 - K) \cdot (x_k^{opt} + u_k)$$

$$e_{k+1} = x_{k+1} - x_{k+1}^{opt}$$

$$\begin{aligned} e_{k+1} &= x_{k+1} - x_{k+1}^{opt} = x_{k+1} - Kz_{k+1} - (1 - K)(x_k^{opt} + u_k) = \\ &= x_k + u_k + \xi_k - K(x_k + u_k + \xi_k + \eta_{k+1}) - (1 - K)(x_k^{opt} + u_k) = \\ &= (1 - K)(x_k - x_k^{opt} + \xi_k) - K\eta_{k+1} = (1 - K)(e_k + \xi_k) - K\eta_{k+1} \end{aligned}$$

$$e_{k+1} = (1 - K)(e_k + \xi_k) - K\eta_{k+1}$$

$$E(e_{k+1}^2) \rightarrow \min$$

$$E(e_{k+1}^2) = (1 - K)^2(Ee_k^2 + \sigma_\xi^2) + K^2\sigma_\eta^2$$

$$K_{k+1} = \frac{Ee_k^2 + \sigma_\xi^2}{Ee_k^2 + \sigma_\xi^2 + \sigma_\eta^2}$$

# Фильтр Калмана

$u_k$  - известная управляющая функция

$\xi_k$  - ошибка модели, а  $\sigma_\xi^2$  ее дисперсия

$\eta_k$  - ошибка сенсора, а  $\sigma_\eta^2$  ее дисперсия

$x_{k+1} = x_k + u_k + \xi_k$  - уравнение изменения координаты

$z_k = x_k + \eta_k$  - полученное значение с сенсора

$E(e_{k+1}^2) = \frac{\sigma_\eta^2 (Ee_k^2 + \sigma_\xi^2)}{Ee_k^2 + \sigma_\xi^2 + \sigma_\eta^2}$  - среднее значение квадрата ошибки

$E(e_0^2) = E(\eta_0^2) = \sigma_\eta^2$  - база итерации

$K_{k+1} = \frac{Ee_k^2 + \sigma_\xi^2}{Ee_k^2 + \sigma_\xi^2 + \sigma_\eta^2} = \frac{E(e_{k+1}^2)}{\sigma_\eta^2}$  - усиление Калмана

$x_{k+1}^{opt} = K_{k+1} \cdot z_{k+1} + (1 - K_{k+1}) \cdot (x_k^{opt} + u_k)$  - оптимальное отфильтрованное значение

$x_0^{opt} = z_0$  - база итерации



# Фильтр Калмана. Многомерный случай

- Оценка состояния: собственно оценка состояния системы  
оценка погрешности определения этого состояния
- 2 оценки состояния: на предыдущем шаге и на текущем

Итерации фильтра Калмана: экстраполяция и коррекция

Начальные значения  $\hat{x}_{k-1}^-$  и  $P_k^-$

### Предсказание

1. Предсказание состояния системы
2. Предсказание ошибки ковариации

$$\hat{x}_k^- = F \hat{x}_{k-1} + B u_{k-1}$$

$$P_k^- = F P_{k-1} F^T + Q$$

### Корректировка

1. Вычисление усиления Калмана (Kalman Gain)
2. Обновление оценки с учетом измерения  $z_k$
3. Обновление ошибки ковариации

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

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H \hat{x}_k^-)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^-$$

F – матрица перехода между состояниями (динамическая модель системы)

B – матрица применения управляющего воздействия

$\hat{x}_k^-$  – предсказание состояния системы в текущий момент времени

$\hat{x}_{k-1}$  – состояние системы в прошлый момент времени

### Предсказание

1. Предсказание состояния системы
2. Предсказание ошибки ковариации

$$\hat{x}_k^- = F \hat{x}_{k-1} + B u_{k-1}$$

$$P_k^- = F P_{k-1} F^T + Q$$

$u_{k-1}$  – управляющее воздействие в прошлый момент времени

Q – ковариация шума процесса

$P_k^-$  – предсказание ошибки

$P_{k-1}$  – ошибка в прошлый момент времени

$K_k$  – усиление Калмана (Kalman Gain)

H – матрица измерений, отображающая отношение измерений и состояний

R – ковариация шума измерения

### Корректировка

1. Вычисление усиления Калмана (Kalman Gain)
2. Обновление оценки с учетом измерения  $z_k$
3. Обновление ошибки ковариации

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

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H \hat{x}_k^-)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^-$$

$z_k$  – измерение в текущий момент времени

I – матрица идентичности

## Определение модели процесса

Для того, чтобы применить фильтр, необходимо определить матрицы/значения переменных определяющих динамику системы и измерений  $F$ ,  $B$  и  $H$ :

$F$  — переменная описывающая динамику системы, в случае с топливом — это может быть коэффициент определяющий расход топлива на холостых оборотах за время дискретизации (время между шагами алгоритма). Однако помимо расхода топлива, существуют ещё и заправки... поэтому для простоты примем эту переменную равную 1 (то есть мы указываем, что предсказываемое значение будет равно предыдущему состоянию).

$B$  — переменная определяющая применение управляющего воздействия. Если бы у нас были дополнительная информация об оборотах двигателя или степени нажатия на педаль акселератора, то этот параметр бы определял как изменится расход топлива за время дискретизации. Так как управляющих воздействий в нашей модели нет (нет информации о них), то принимаем  $B = 0$ .

$H$  — матрица определяющая отношение между измерениями и состоянием системы, пока без объяснений примем эту переменную также равную 1.

## Определение сглаживающих свойств

$R$  — ошибка измерения может быть определена испытанием измерительных приборов и определением погрешности их измерения.

$Q$  — определение шума процесса является более сложной задачей, так как требуется определить дисперсию процесса, что не всегда возможно. В любом случае, можно подобрать этот параметр для обеспечения требуемого уровня фильтрации.

