

# Информационные технологии. Лекция 06

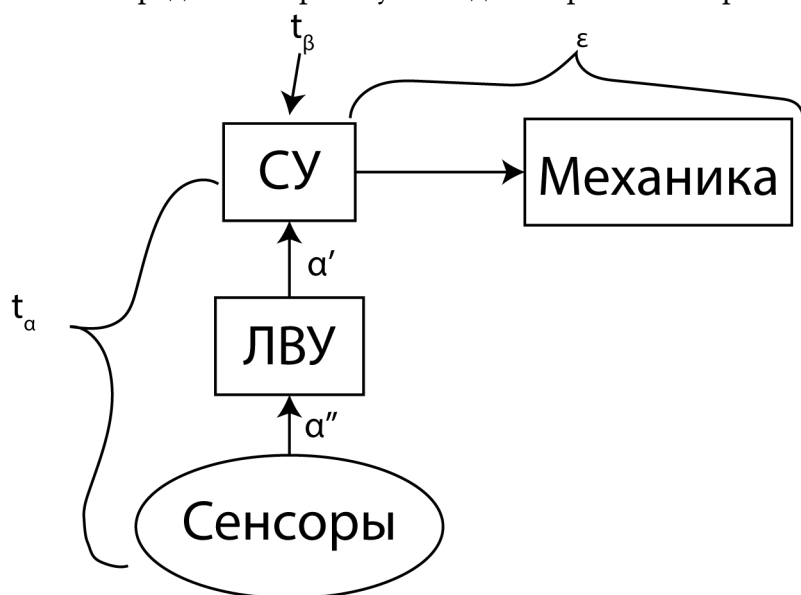
Студент группы 2305 Макурин Александр

27 марта 2023

$$t_{\text{пр.р.}} = 2\alpha t_{\alpha} + \beta t_{\beta} + \varepsilon$$

$t_{\text{пр.р.}}$  — общее время принятия решения.  $\alpha, \beta$  — коэффициенты сложности.  $t_{\alpha}$  — время доставки сигнала.  $t_{\beta}$  — время принятия решения.  $\varepsilon$  — время работы манипулятора (механики).

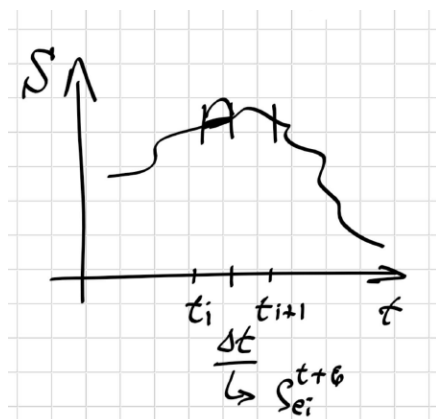
Можно представить работу КФС делиберативной архитектуры в виде следующей схемы:



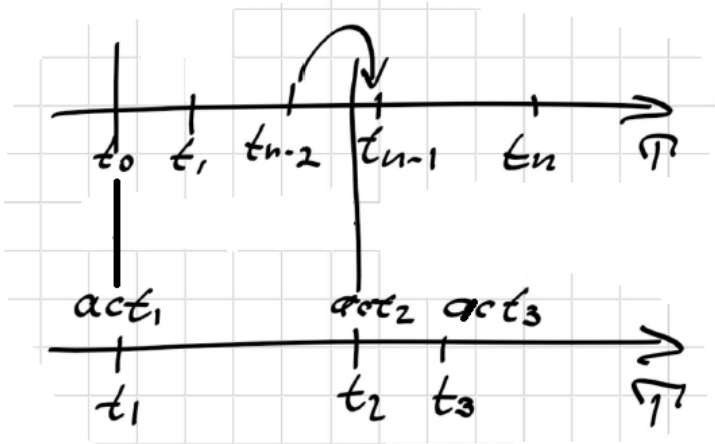
ЛВУ — локальное вычислительное устройство — на нём происходит обработка данных с сенсоров.  
СУ — система управления.

$$t_{\alpha} = \alpha' t_{\text{ЛВУ}_{\alpha}} + \alpha'' t_{\text{СУ}_{\alpha}}$$

$$t_{\beta} = \alpha' t_{\text{ЛВУ}_{\beta}} + \alpha'' t_{\text{СУ}_{\beta}}$$



При  $\Delta t = \text{const}$  возможен следующий переход (от верхнего к нижнему):

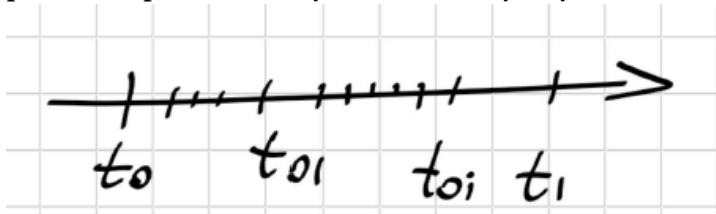


В Gazebo время идёт как на верхнем графике:  $\Delta t = \text{const}$ .

На нижнем графике, очевидно,  $\Delta t \neq \text{const}$ . Такой случай называется дискретно-событийным моделированием.

Когда  $\lim t_{\text{пр.р.}} < \Delta t$  — всё хорошо. Но в идеальном мире  $\Delta t \rightarrow 0$  ( $\overline{\Delta t} \rightarrow 0$ ).

Возможен обратный переход от дискретно-событийного моделирования к дискретному по времени посредством разделения участка между двумя событиями на более мелкие:



$$\overline{\Delta t} = \text{const}, \overline{\Delta t} < \Delta t, \Delta t = t_1 - t_0$$

$\Delta t$  нужно выбрать максимально малым.

В реальности:  $\lim t_{\text{пр.р.}} \geq \Delta t$ .

$$\tilde{f}(S^t, x_i, \{S^{t-1}\}) = \bar{f}(S^{t+\varepsilon} \dots) \rightarrow S^t$$

Необходимо разработать систему, стабилизирующуюся ещё на ЛВУ — т. е. способную принимать локальные решения:

$$E \bar{f}^{t+\varepsilon_1}, \dots, \bar{f}^{t+\varepsilon_k} = ES^t$$

$E$  — математическое ожидание.

Гипотеза: можно взять такую  $\Delta t$ , что поведение состояния системы на отрезке можно будет представить линейной функцией.

Фильтр Калмана:

• Предсказание:

$$1. \text{ Локализация: } S^{t-} = \alpha_1 S^{t-1} + \alpha_2 U^{t-1}$$

$$2. \text{ GPS: } p^{t-} = \beta p^{t-1} \beta^T + \Omega$$

$S^{t-}$  — прогнозируемое состояние системы.  $p^{t-}$  — анализ состояния.  $\alpha_1, \alpha_2, \beta$  — гиперпараметры (прошлых состояний среды и внешних воздействий).  $\Omega$  — белый Гауссовский шум.

• Корректировка:

$$3. K^t = p^{t-} H^T (H p^{t-} H^T + R)^{-1}$$

$$4. S^t = S^{t-} + K^t (A^t - H S_t^-)$$

$$5. p^t = (I - K^t H) p^{t-}$$

$H$  — матрица отношений измеренного и реального состояний  $\frac{S}{p}$ . Чем меньше, тем лучше.  $R$  — шум (влияние одного параметра на другие). Позволяет объединить данные с разных датчиков.  $A^t$  — внешние данные. Если  $A^t - HS_t^- = 0$ , то состояние зависит только от внутреннего состояния системы.  $|H| = |S|$ .

Пример  $H$ :

$$\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \begin{matrix} \rightarrow GPS \\ \rightarrow \text{тошнота} \\ \rightarrow \text{арматур. тастей} \end{matrix}$$

Корреляция — зависимость одного столбца от другого.

$$f(S^t, x, \{S^{t-1}\})$$

$$\overline{t_{\text{пр.р.}}} = \sum t_{\text{пр.р.}}^{\text{дат.}} + \varepsilon$$

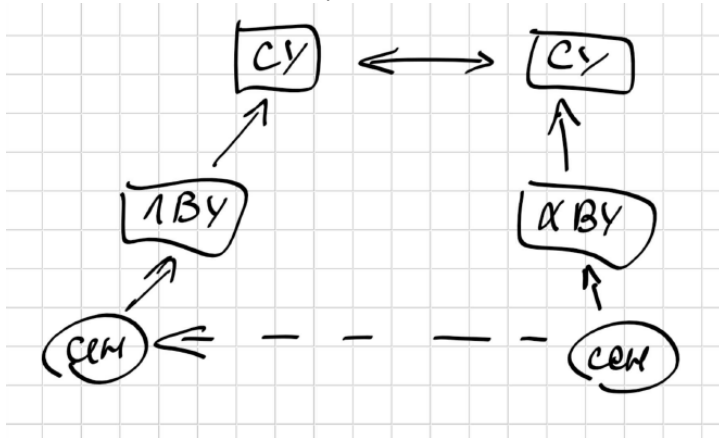
$$\overline{t_{\text{пр.р.}}} \rightarrow \min t_{\text{пр.р.}}^{\text{дат.}}$$

$$S_{e_i} = \cup I^{\text{дат.}} + \nu$$

$$S_{e_i}^{\text{дат.1}} \cap S_{e_i}^{\text{дат.2}} = \emptyset \Rightarrow \text{датчики друг с другом не контактируют}$$

$\beta t_\beta$  можно разбить на  $t_{est}$  (время интеллектуального анализа данных) и  $t_f$  (время формирования плана).

Взаимодействие двух систем:



В более тривиальном случае (марсоход/типичный беспилотник):

