

Мобильная робототехника

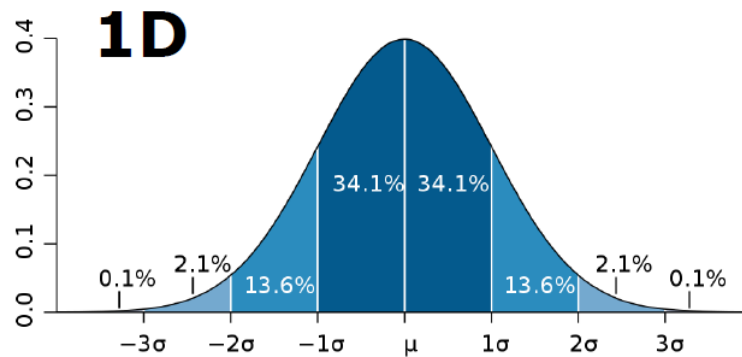
Фильтр частиц



Фильтры Калмана

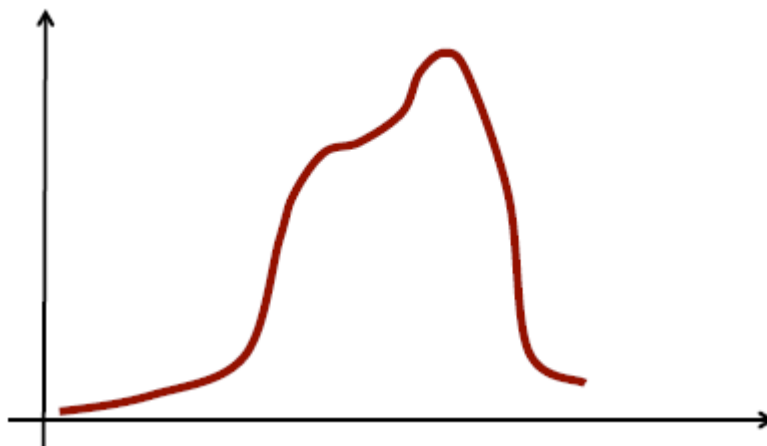
- Фильтры Калмана используют нормальное распределение

$$p(x) = \det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right)$$



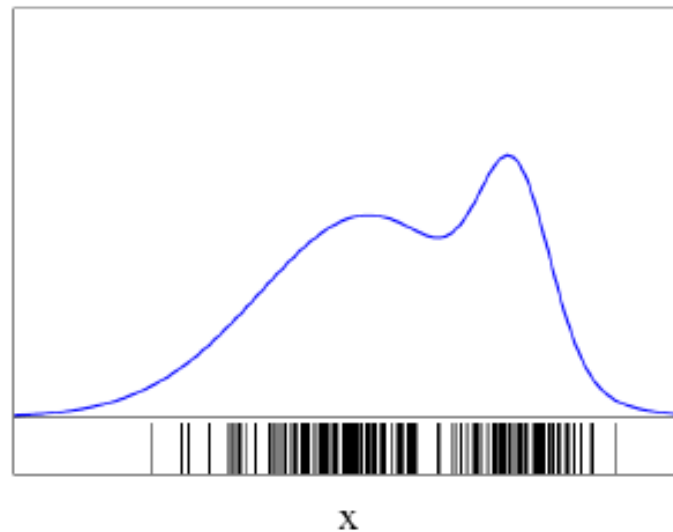
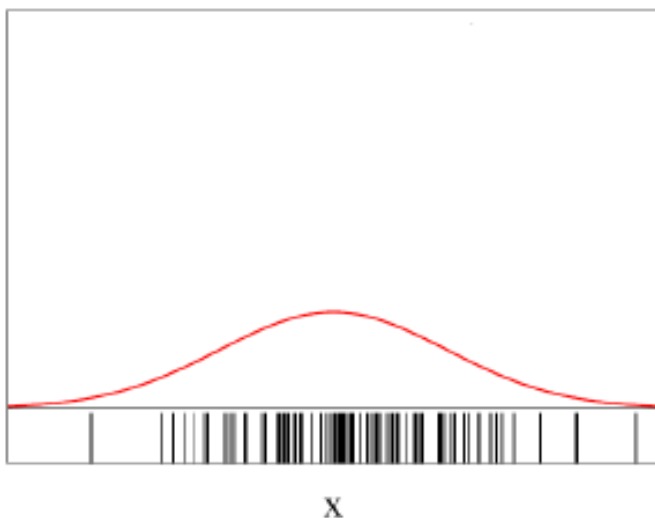
Произвольные распределения

- Что если необходимо использовать произвольно распределенные величины



Выборка (Сэмплинг)

- Аппроксимация распределения сэмплами
- Чем больше сэмплов в отрезке, тем больше вероятность у этого отрезка



Частицы

- Частицы – множество взвешенных сэмплов

$$\mathcal{X} = \left\{ \left\langle \underset{\substack{\uparrow \\ \text{гипотеза} \\ \text{состояния}}}{x^{[j]}}, \underset{\substack{\uparrow \\ \text{вес} \\ \text{частицы}}}{w^{[j]}} \right\rangle \right\}_{j=1, \dots, J}$$

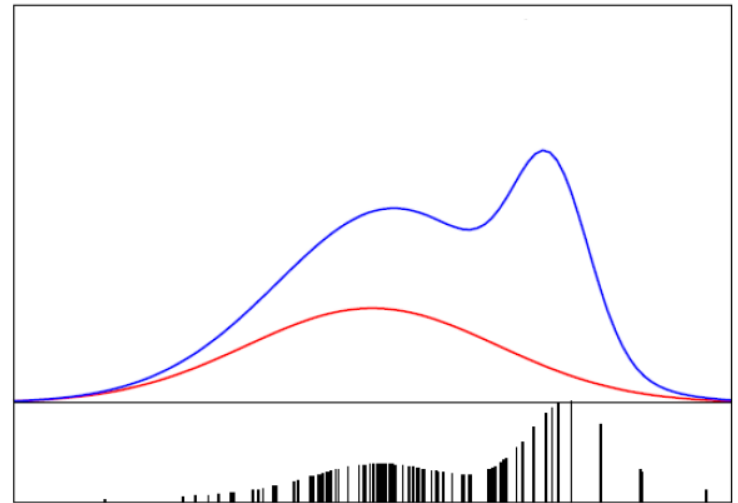
$$p(x) = \sum_{i=1}^N w_i \cdot \delta_{s[i]}(x)$$

Взвешенная выборка

- Получение взвешенной выборки из функции f при использовании распределения g
- Вес частицы определяется отношением f и g

$$w = f / g$$

$$f(x) > 0 \rightarrow g(x) > 0$$



Фильтр частиц

- Рекурсивный Фильтр Байеса
- Не параметрический подход
- Распределения представлены частицами
- Чем больше частиц, тем лучше оценка

Алгоритм фильтрации частиц

- Получение выборки из предыдущего распределения

$$x_t^{[j]} \sim \pi(x_t \mid \dots)$$

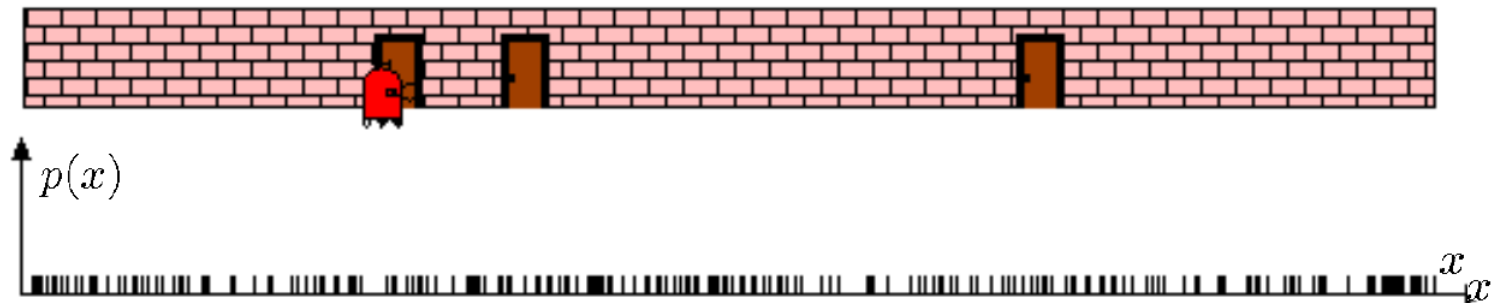
- Вычисление весов частиц

$$w_t^{[j]} = \frac{f(x_t^{[j]})}{g(x_t^{[j]})}$$

- Обновление выборки

Алгоритм фильтрации частиц для локализации. Пример

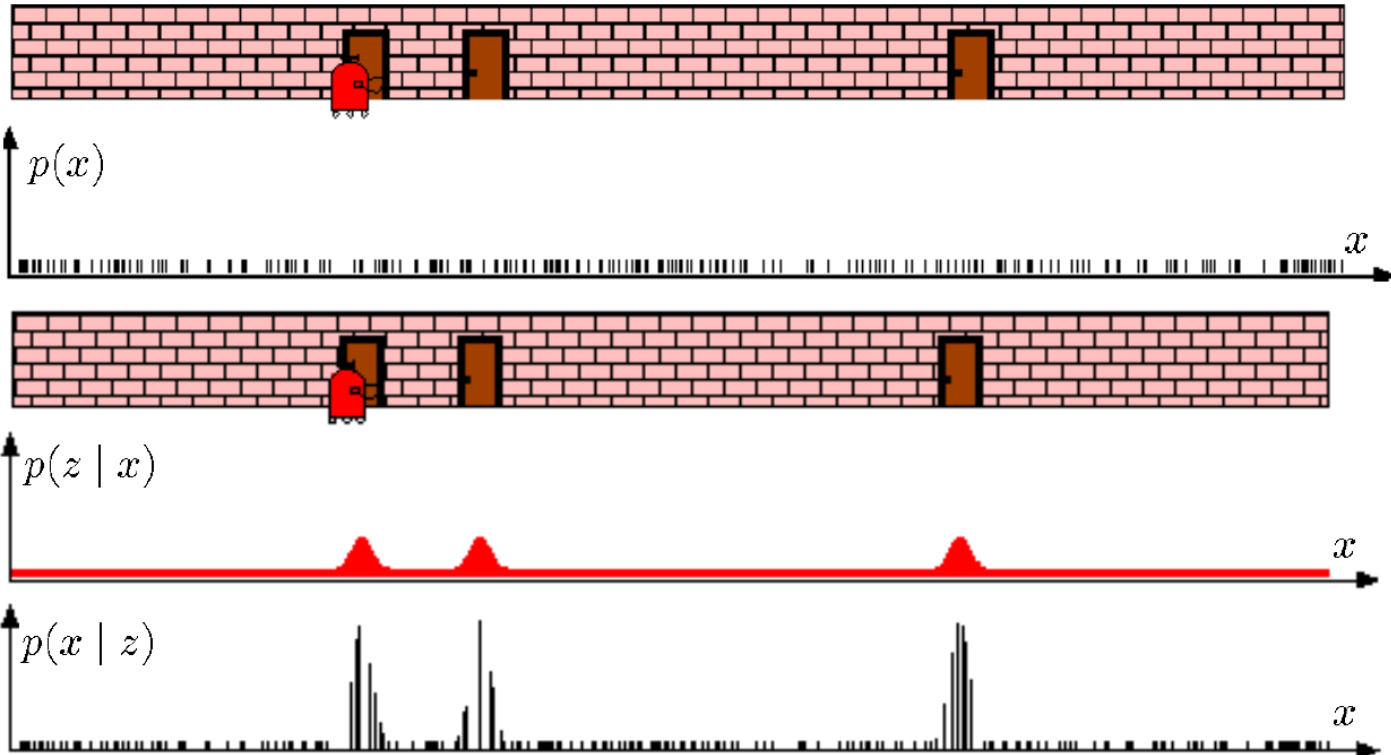
Выборка



Алгоритм фильтрации частиц для локализации. Пример

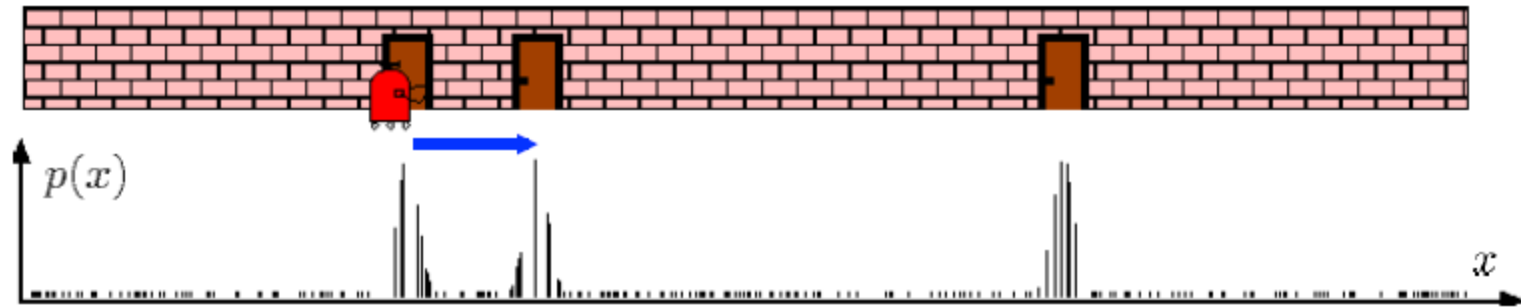
Определение
весов

$$\begin{aligned} Bel(x) &\leftarrow \alpha p(z | x) Bel^-(x) \\ w &\leftarrow \frac{\alpha p(z | x) Bel^-(x)}{Bel^-(x)} = \alpha p(z | x) \end{aligned}$$

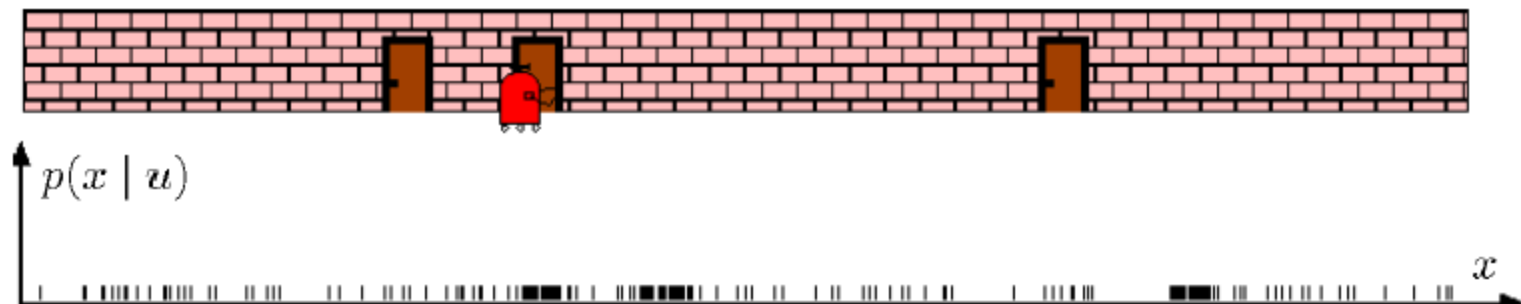


Алгоритм фильтрации частиц для локализации. Пример

$$Bel^-(x) \leftarrow \int p(x|u, x') Bel(x') dx'$$



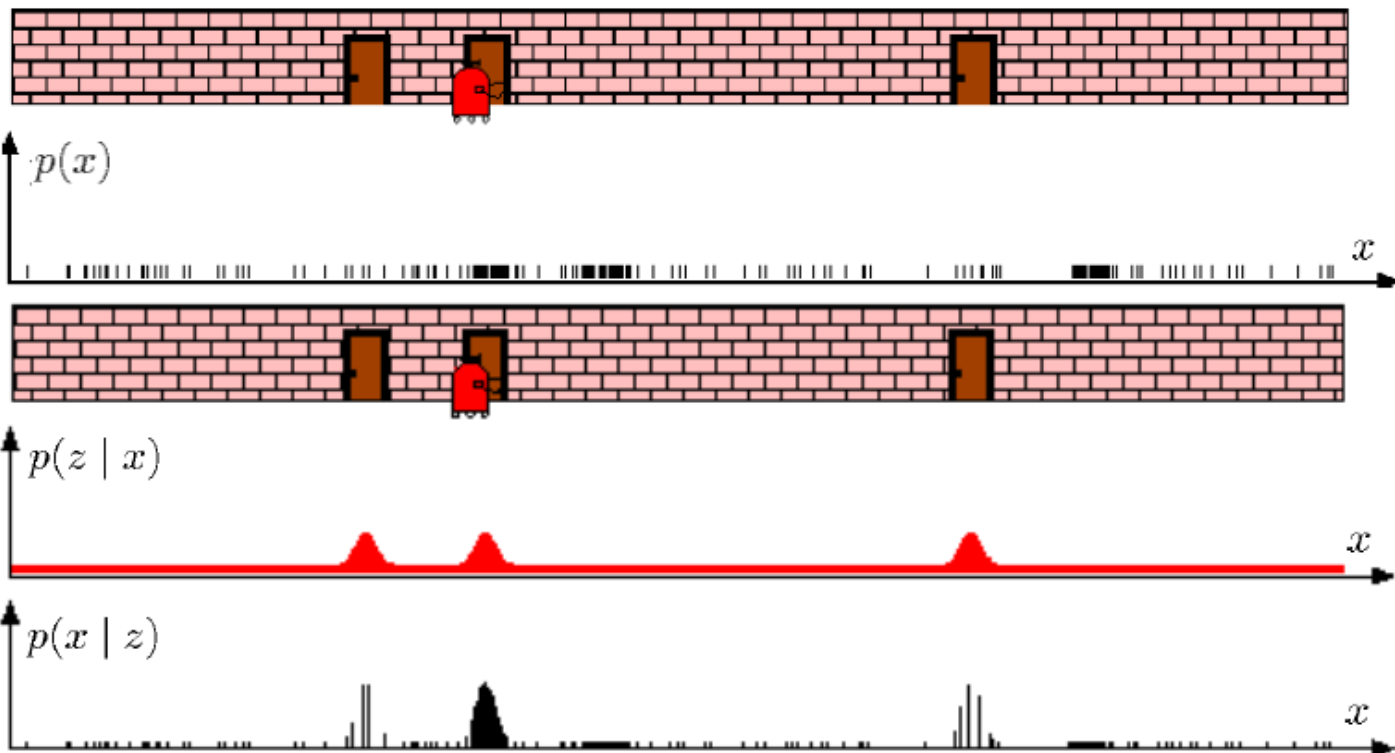
Перемещение и Обновление выборки



Алгоритм фильтрации частиц для локализации. Пример

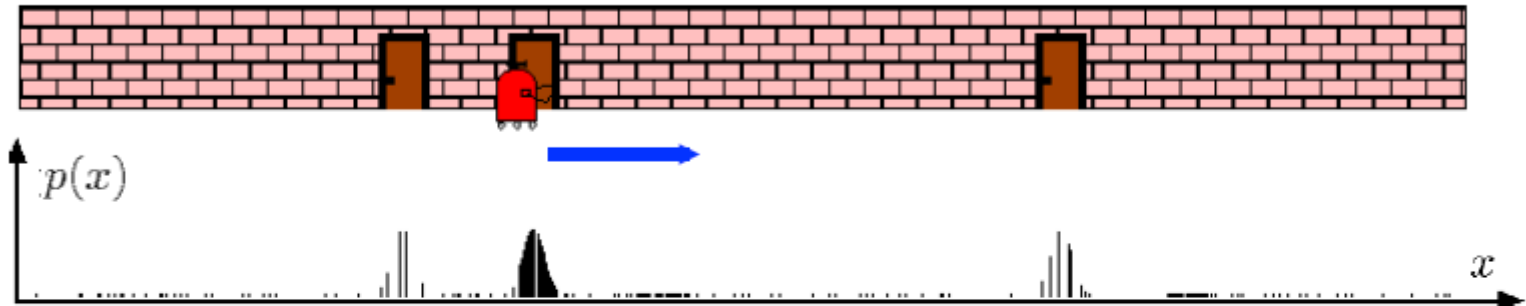
Определение
весов

$$\begin{aligned} Bel(x) &\leftarrow \alpha p(z|x) Bel^-(x) \\ w &\leftarrow \frac{\alpha p(z|x) Bel^-(x)}{Bel^-(x)} = \alpha p(z|x) \end{aligned}$$

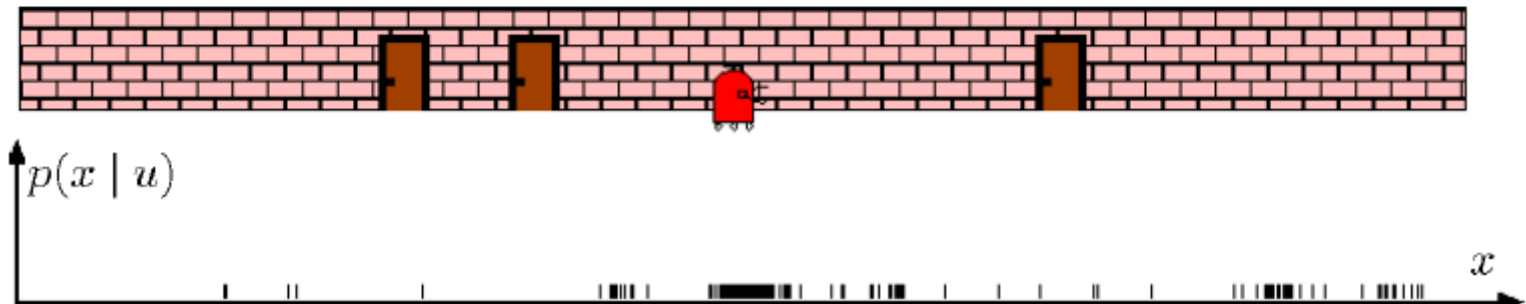


Алгоритм фильтрации частиц для локализации. Пример

$$Bel^-(x) \leftarrow \int p(x | u, x') Bel(x') dx'$$



Перемещение и Обновление выборки



Алгоритм фильтрации частиц для локализации

$$Bel(x_t) = \eta p(z_t | x_t) \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) Bel(x_{t-1}) dx_{t-1}$$

The diagram illustrates the decomposition of the particle filter equation into two main steps: sampling and weighting. Arrows from the integral equation point to these steps.

$$x_{t-1}^i \sim Bel(x_{t-1})$$
$$x_t^i \sim p(x_t | x_{t-1}^i, u_t)$$
$$w_t^i = \frac{\eta p(z_t | x_t) p(x_t | x_{t-1}^i, u_t) Bel(x_{t-1})}{p(x_t | x_{t-1}^i, u_t) Bel(x_{t-1})}$$
$$\propto p(z_t | x_t)$$

- Каждая частица – гипотеза о положении робота
- Следующая гипотеза определяется согласно модели движения
- Вес частицы определяется моделью измерения

Алгоритм фильтрации частиц для локализации

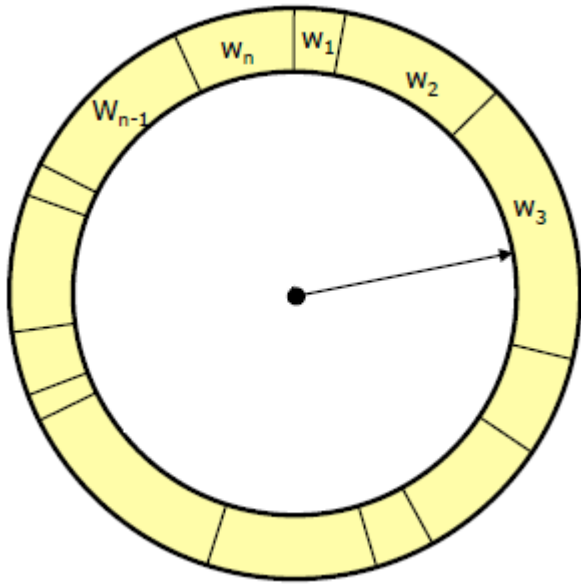
Particle_filter($\mathcal{X}_{t-1}, u_t, z_t$):

```
1:    $\bar{\mathcal{X}}_t = \mathcal{X}_t = \emptyset$ 
2:   for  $j = 1$  to  $J$  do
3:       sample  $x_t^{[j]} \sim p(x_t \mid u_t, x_{t-1}^{[j]})$ 
4:        $w_t^{[j]} = p(z_t \mid x_t^{[j]})$ 
5:        $\bar{\mathcal{X}}_t = \bar{\mathcal{X}}_t + \langle x_t^{[j]}, w_t^{[j]} \rangle$ 
6:   endfor
7:   for  $j = 1$  to  $J$  do
8:       draw  $i \in 1, \dots, J$  with probability  $\propto w_t^{[i]}$ 
9:       add  $x_t^{[i]}$  to  $\mathcal{X}_t$ 
10:  endfor
11:  return  $\mathcal{X}_t$ 
```

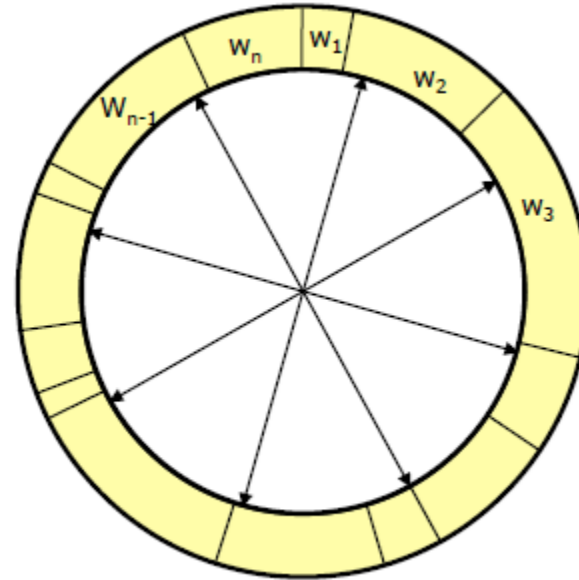
Обновление выборки

- Замена маловероятных частиц на более вероятные
- Остаются только наиболее подходящие сэмплы
- Удаляются сэмплы в местах, где положение робота маловероятно
- Повышает эффективность
- Необходимо использовать, когда количество сэмплов ограничено

Обновление выборки

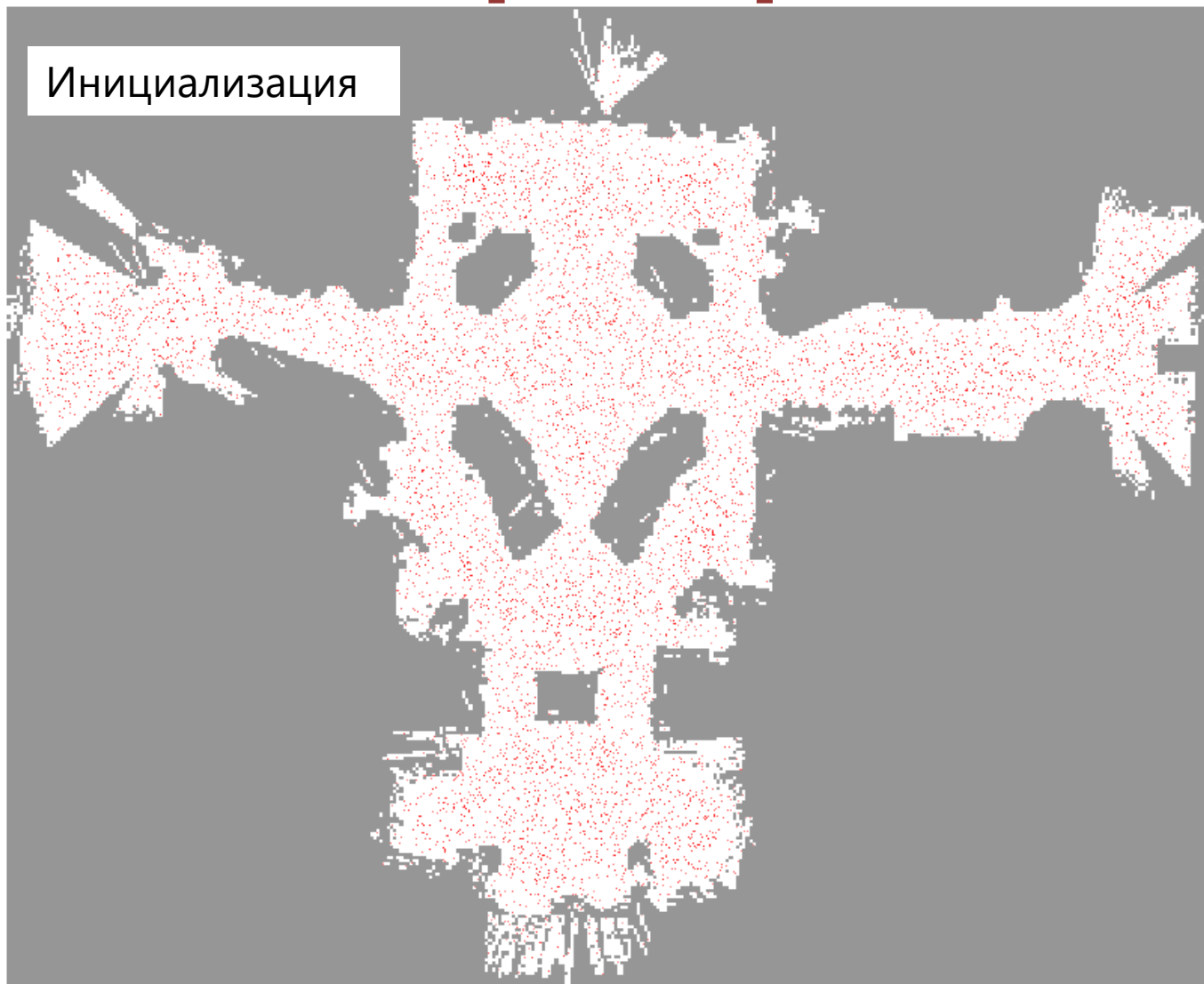


- Рулетка
- Сложность $O(n \log(n))$

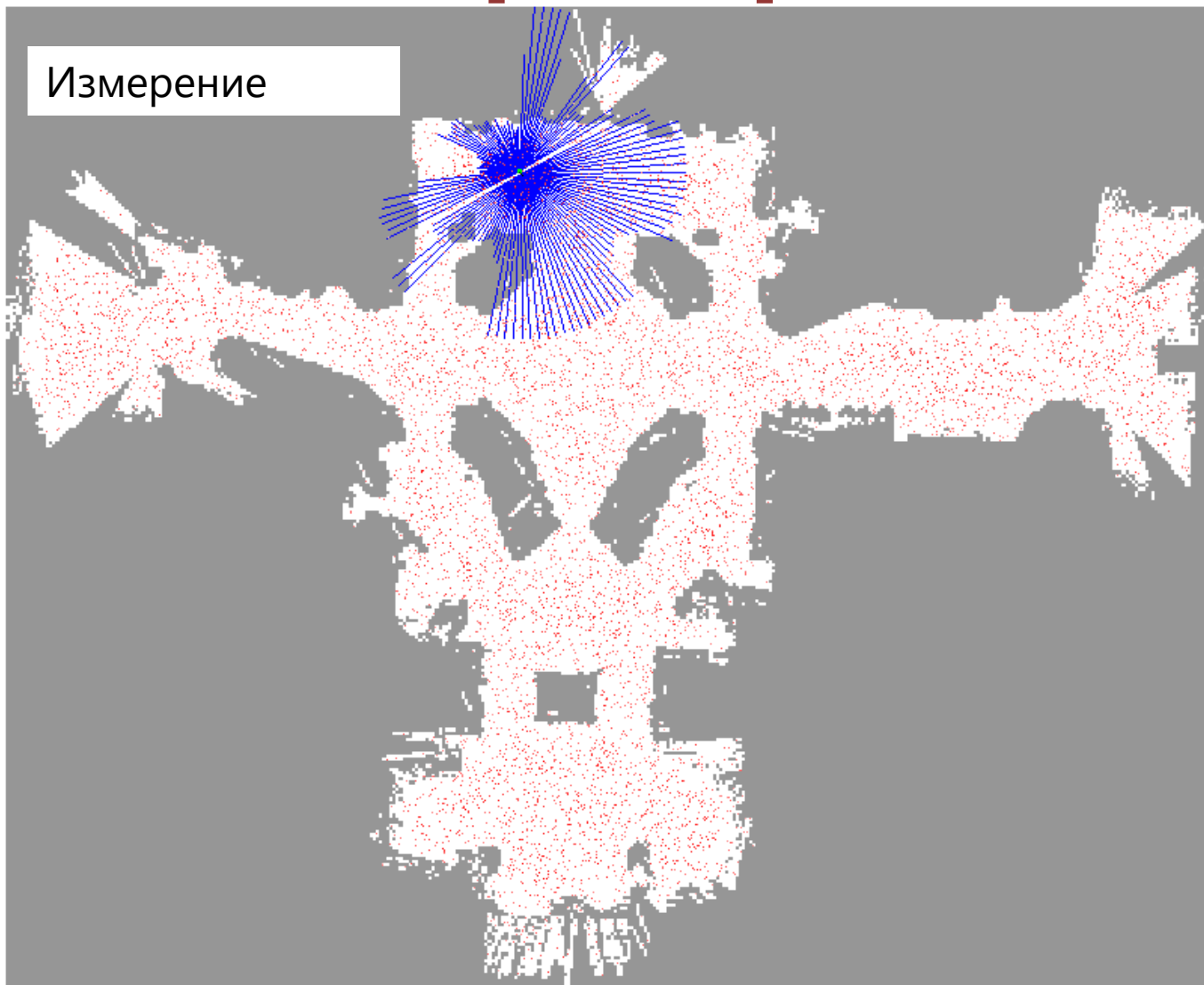


- Легко реализовать
- Сложность $O(n)$

Пример

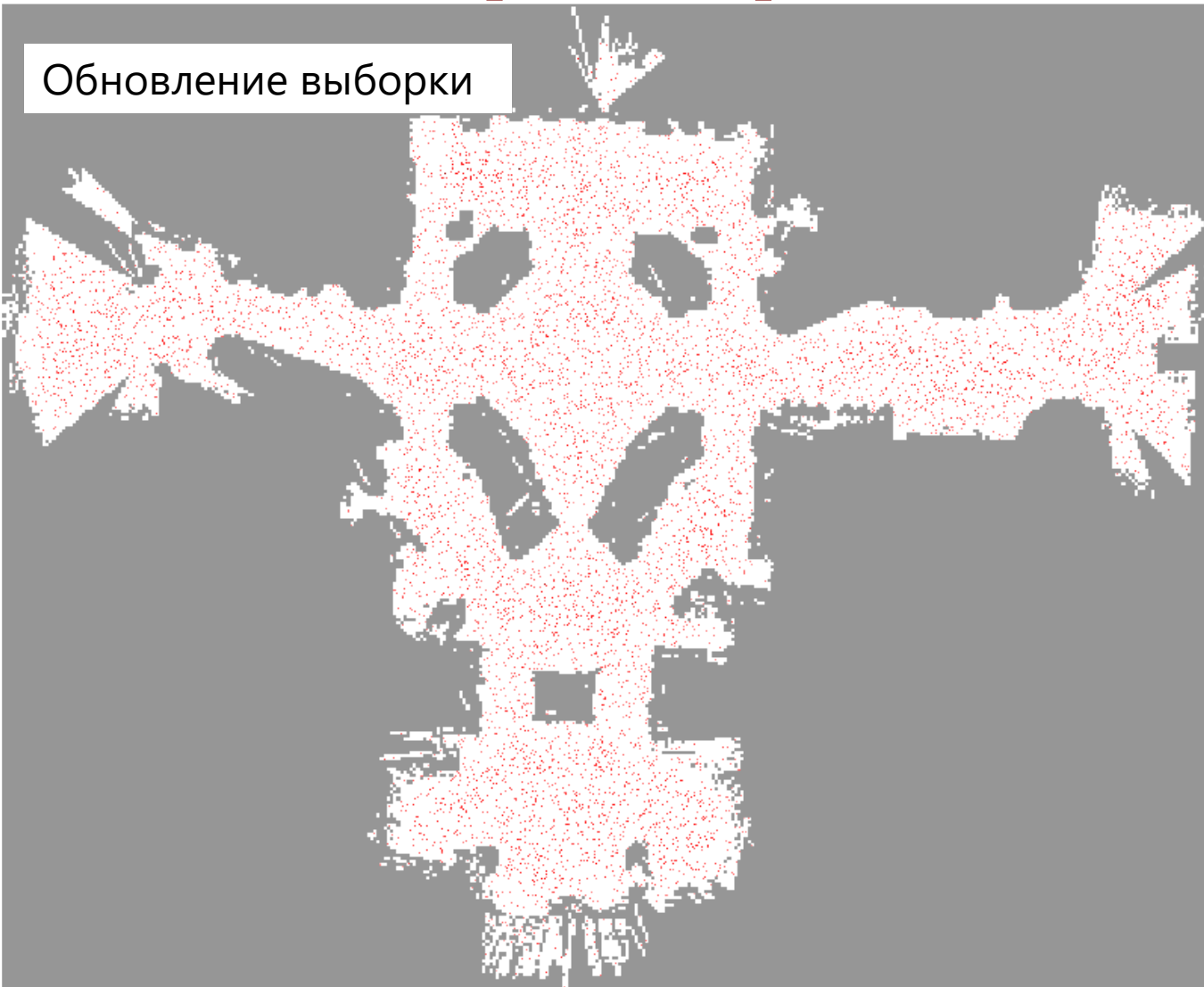


Пример

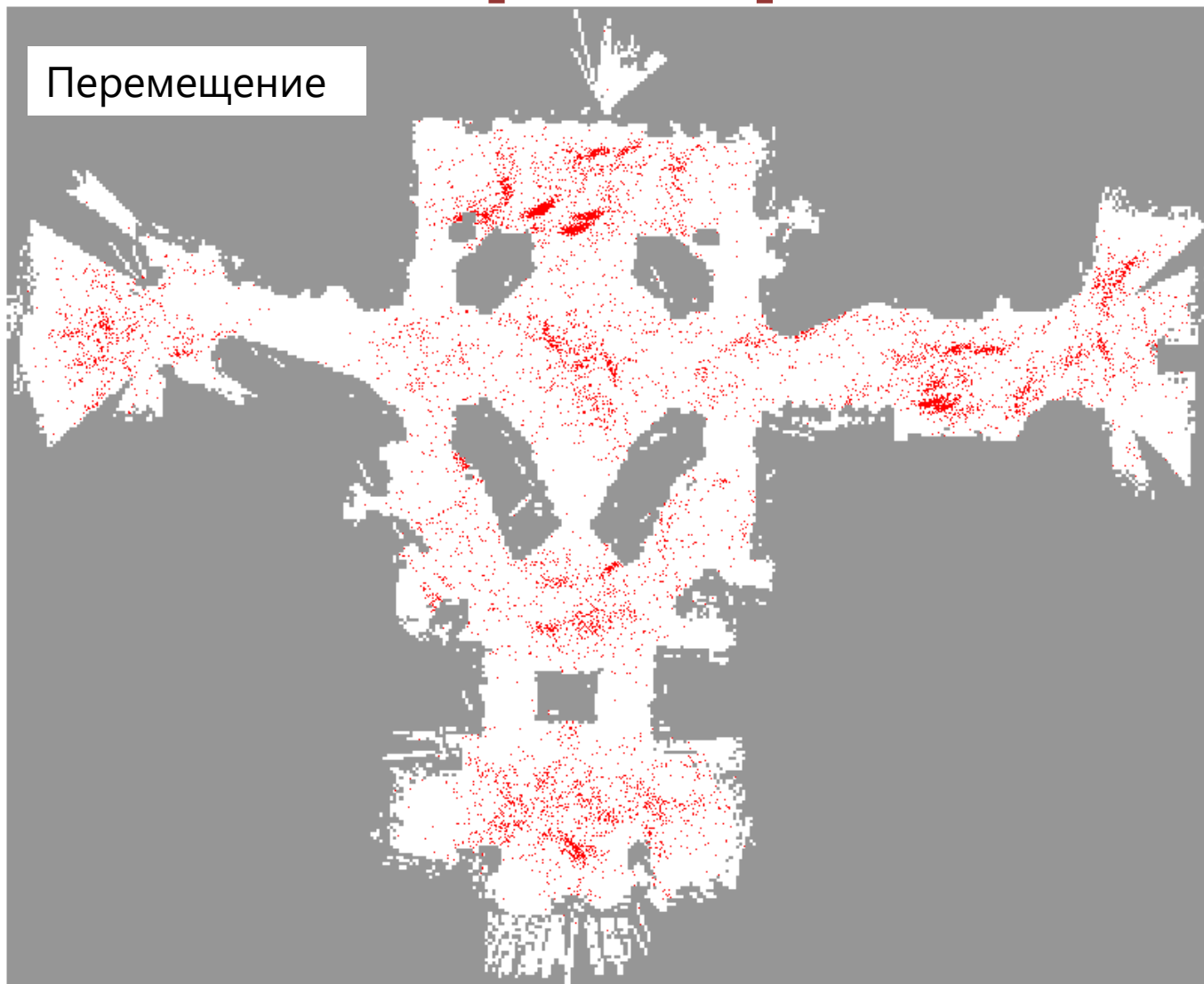


Пример

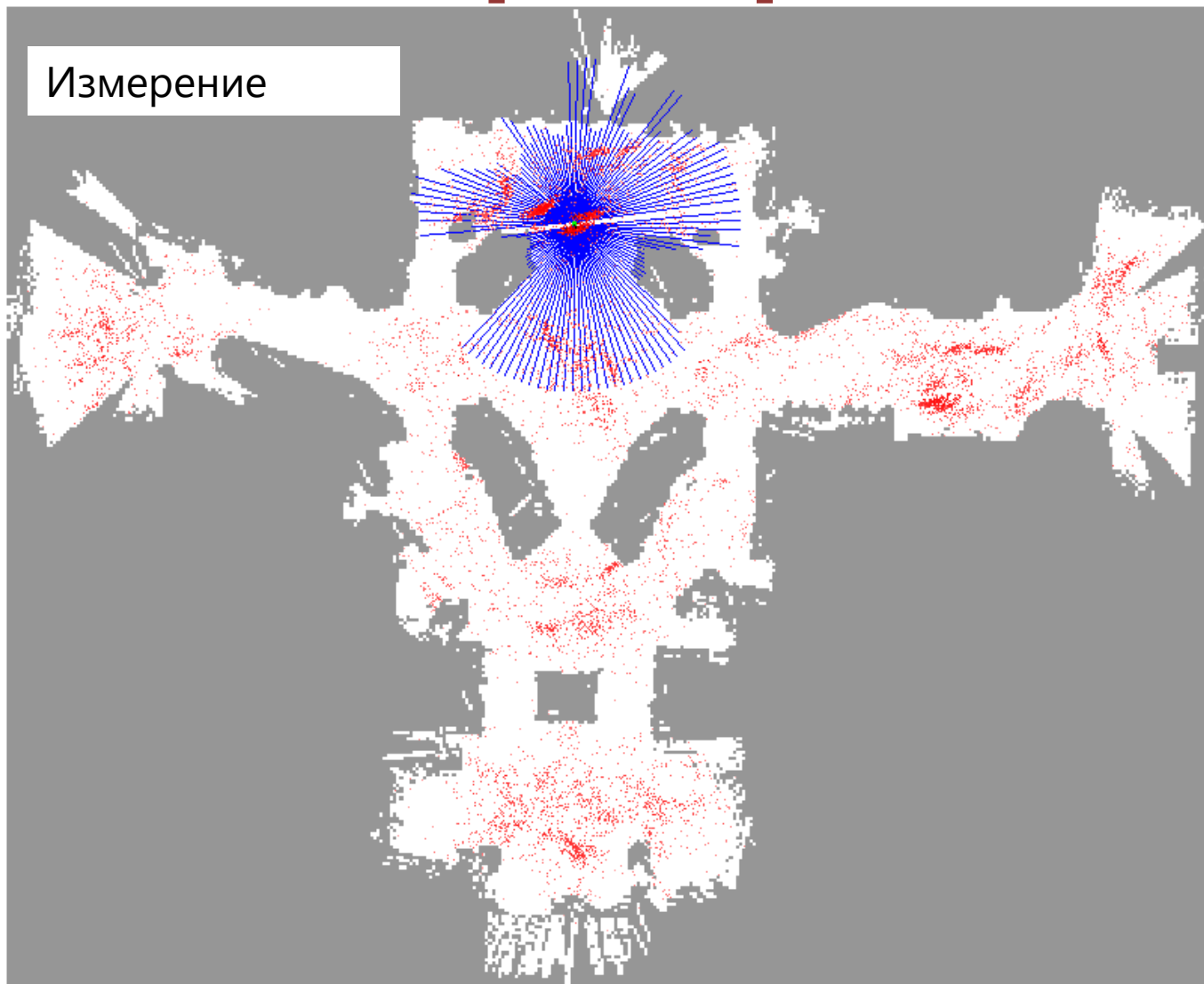
Обновление выборки



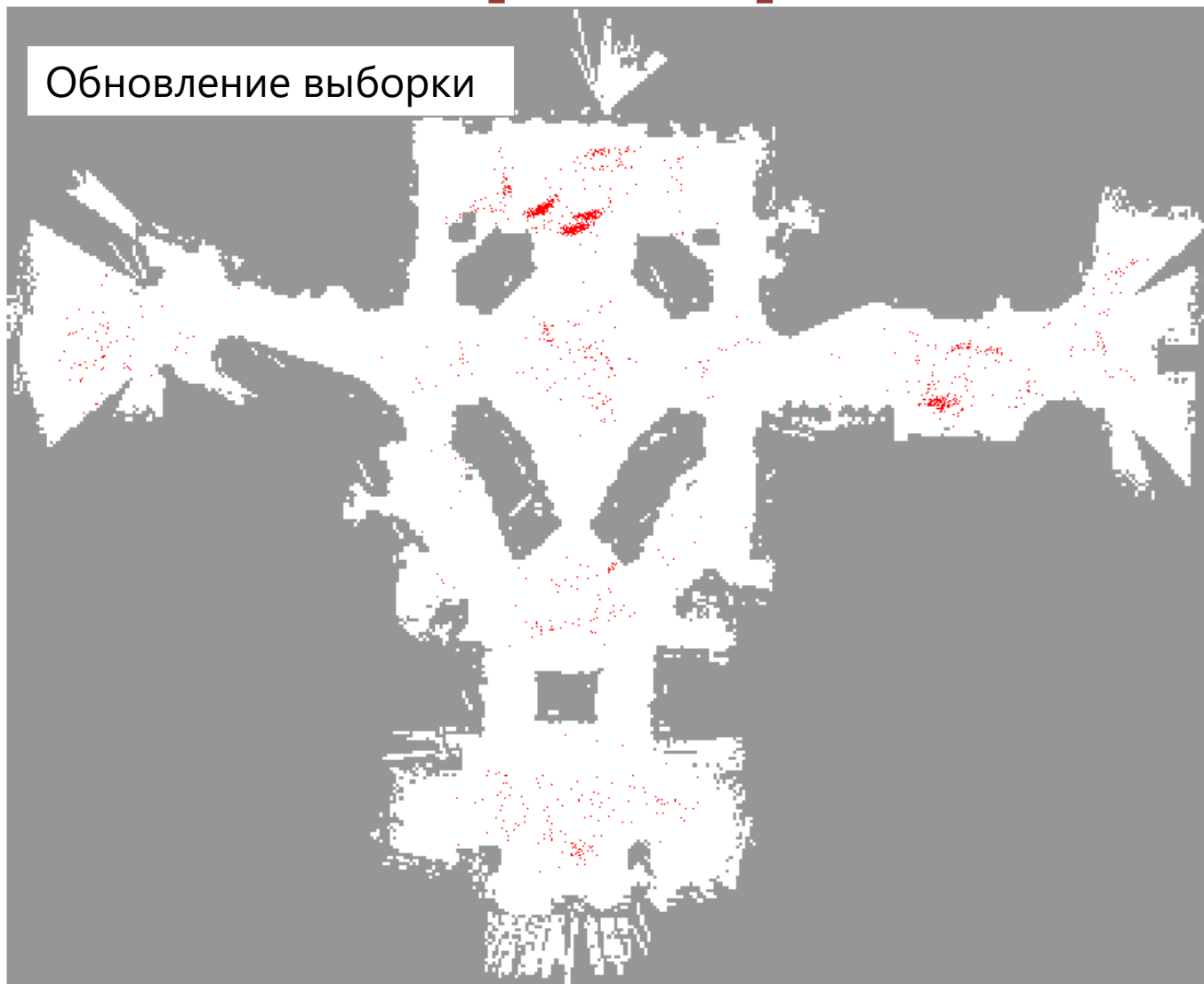
Пример



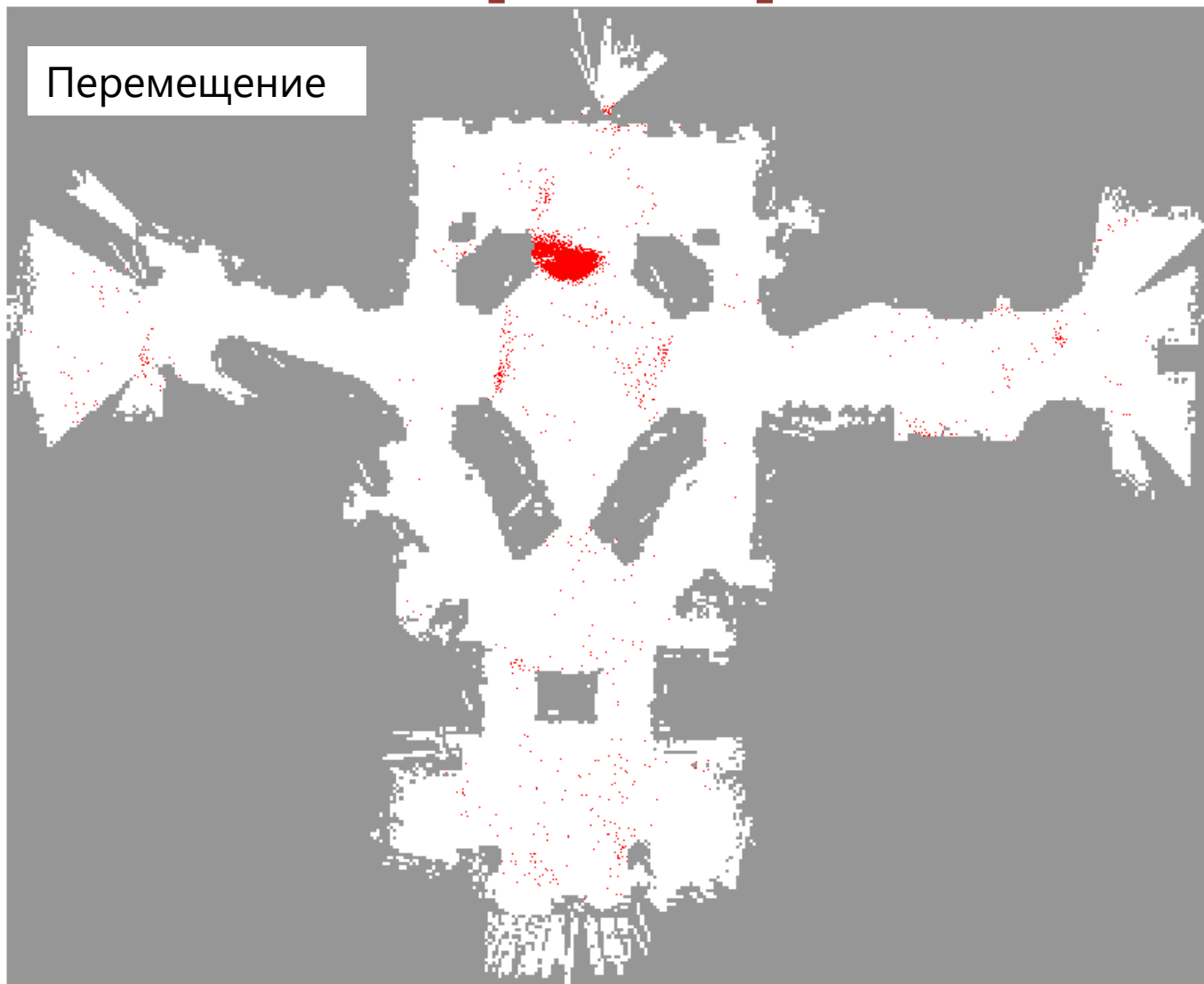
Пример



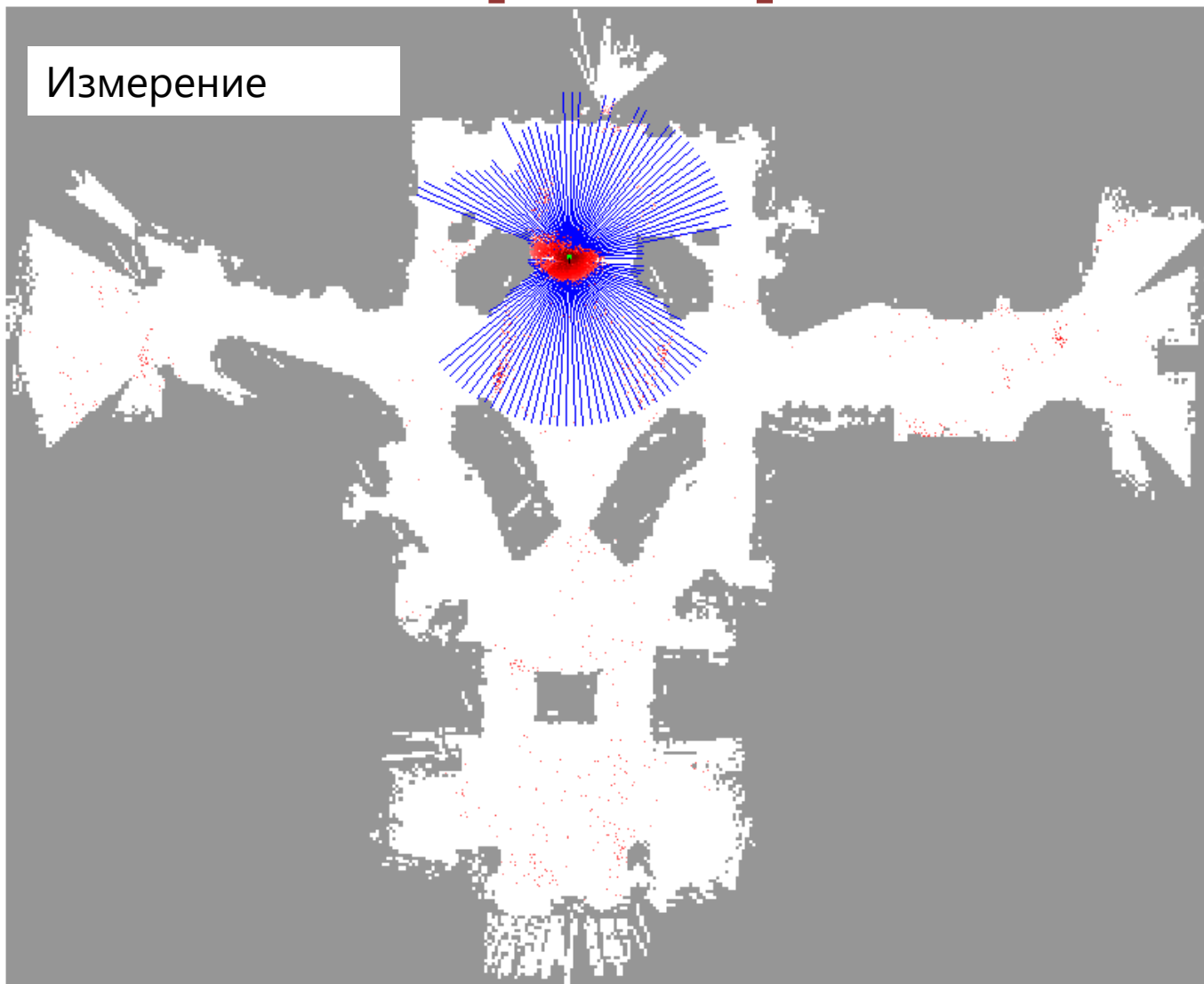
Пример



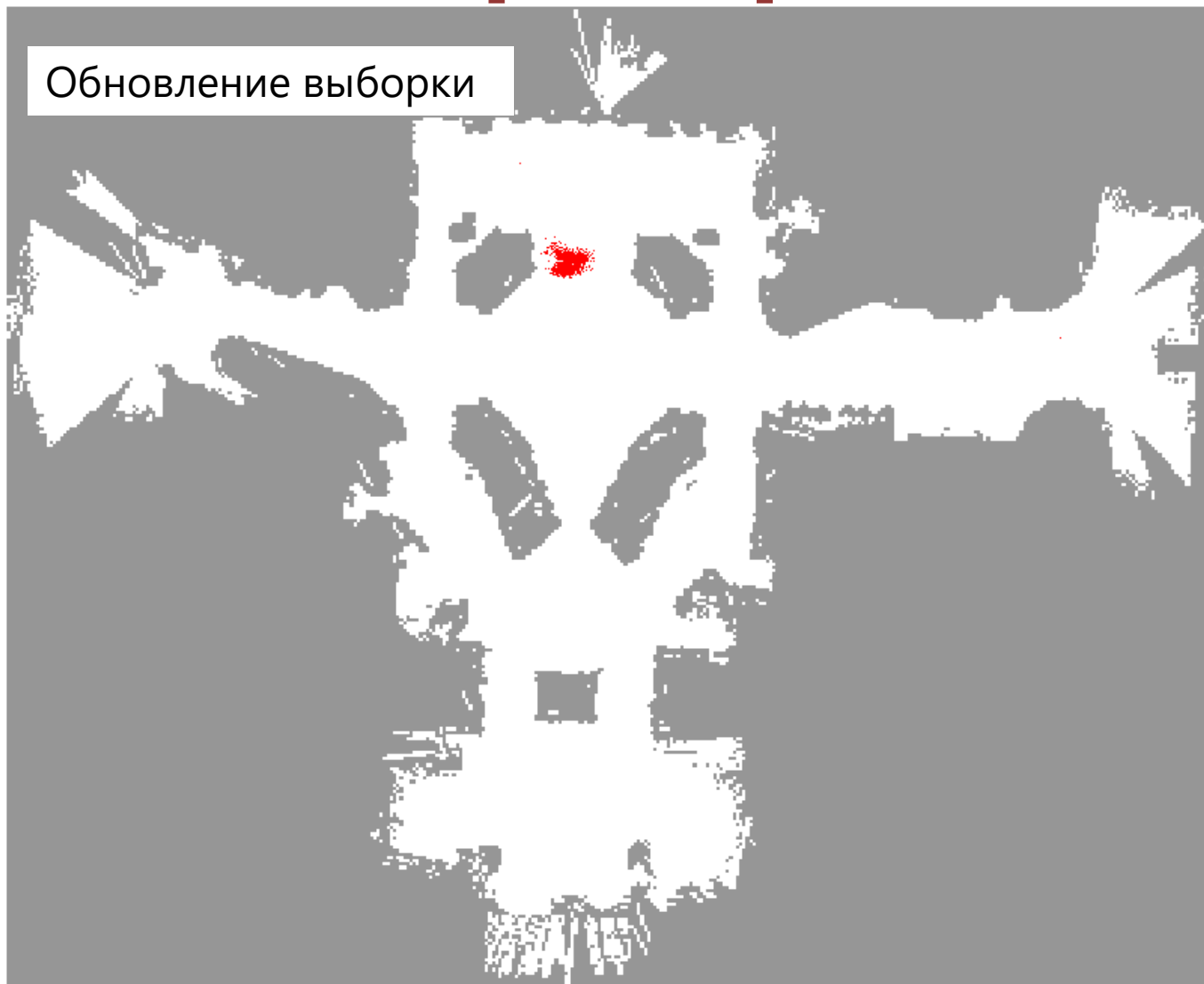
Пример



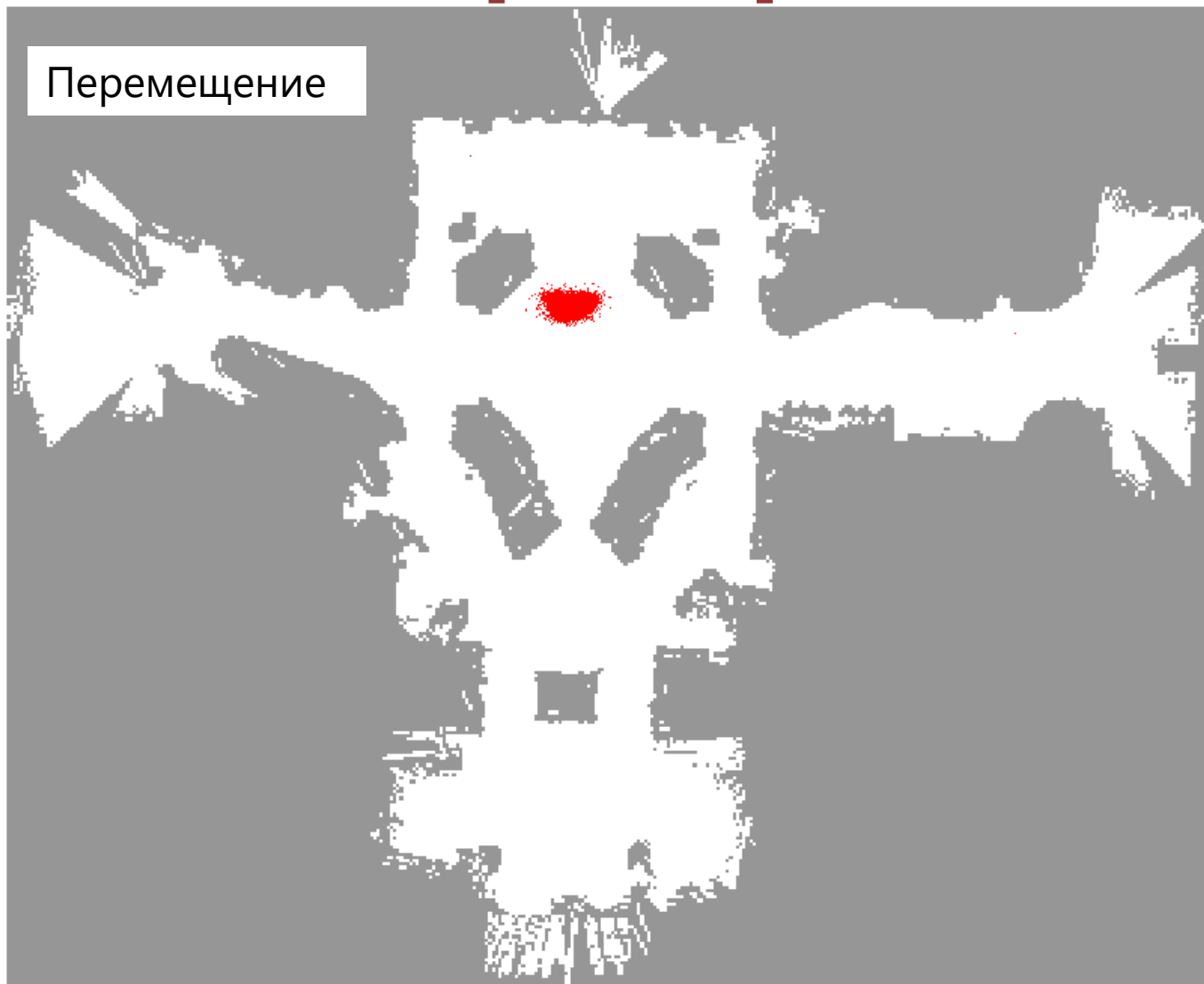
Пример



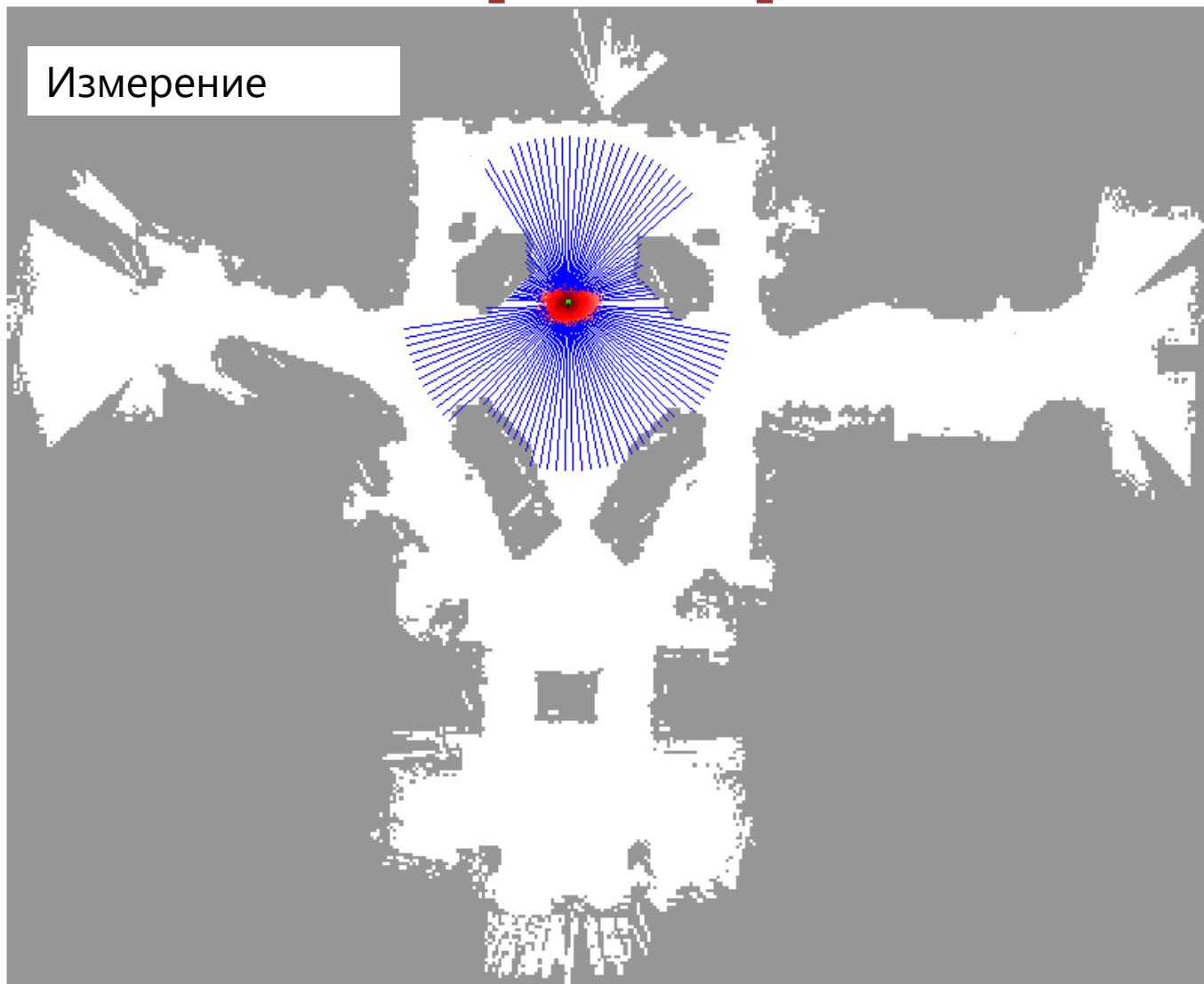
Пример



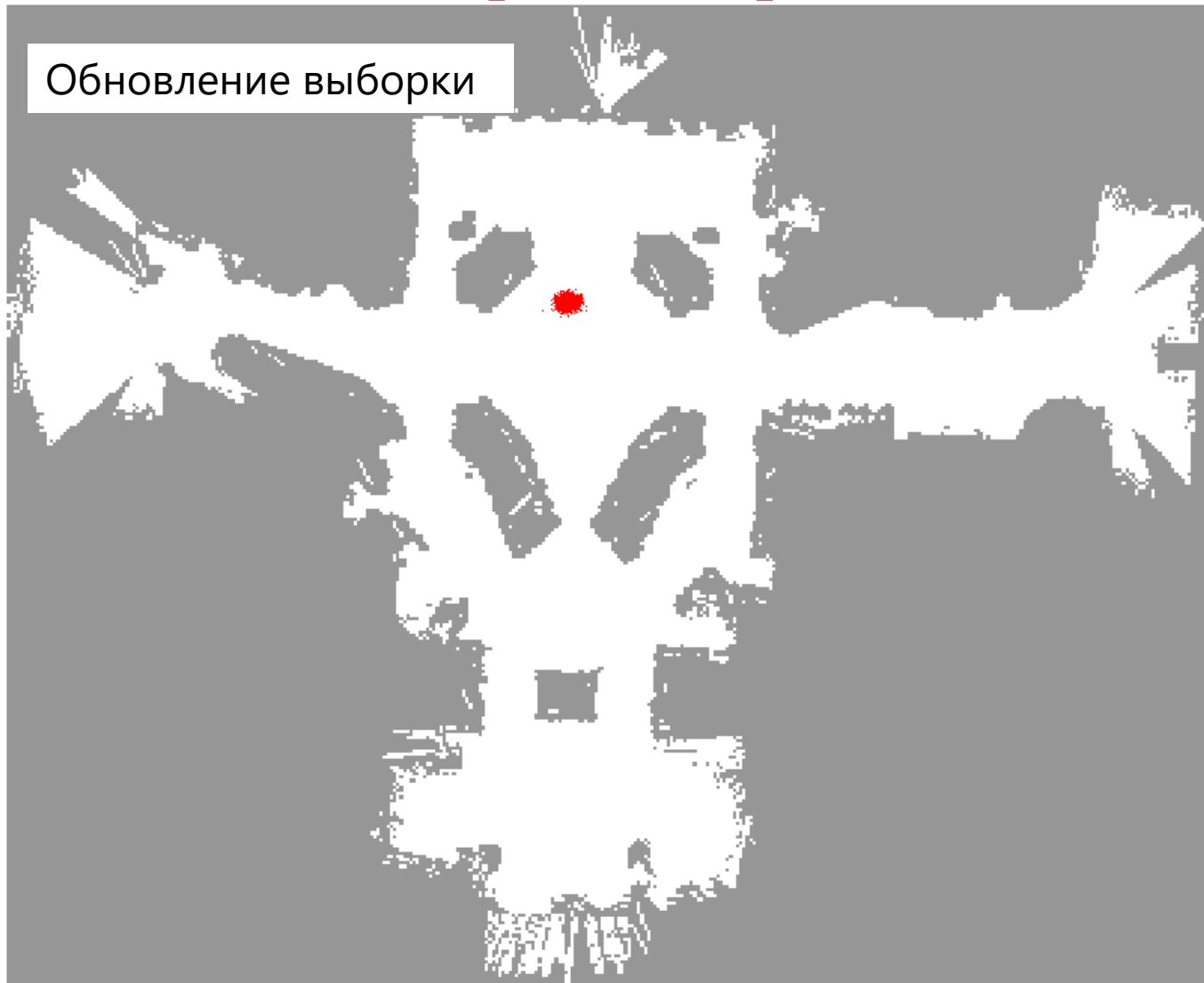
Пример



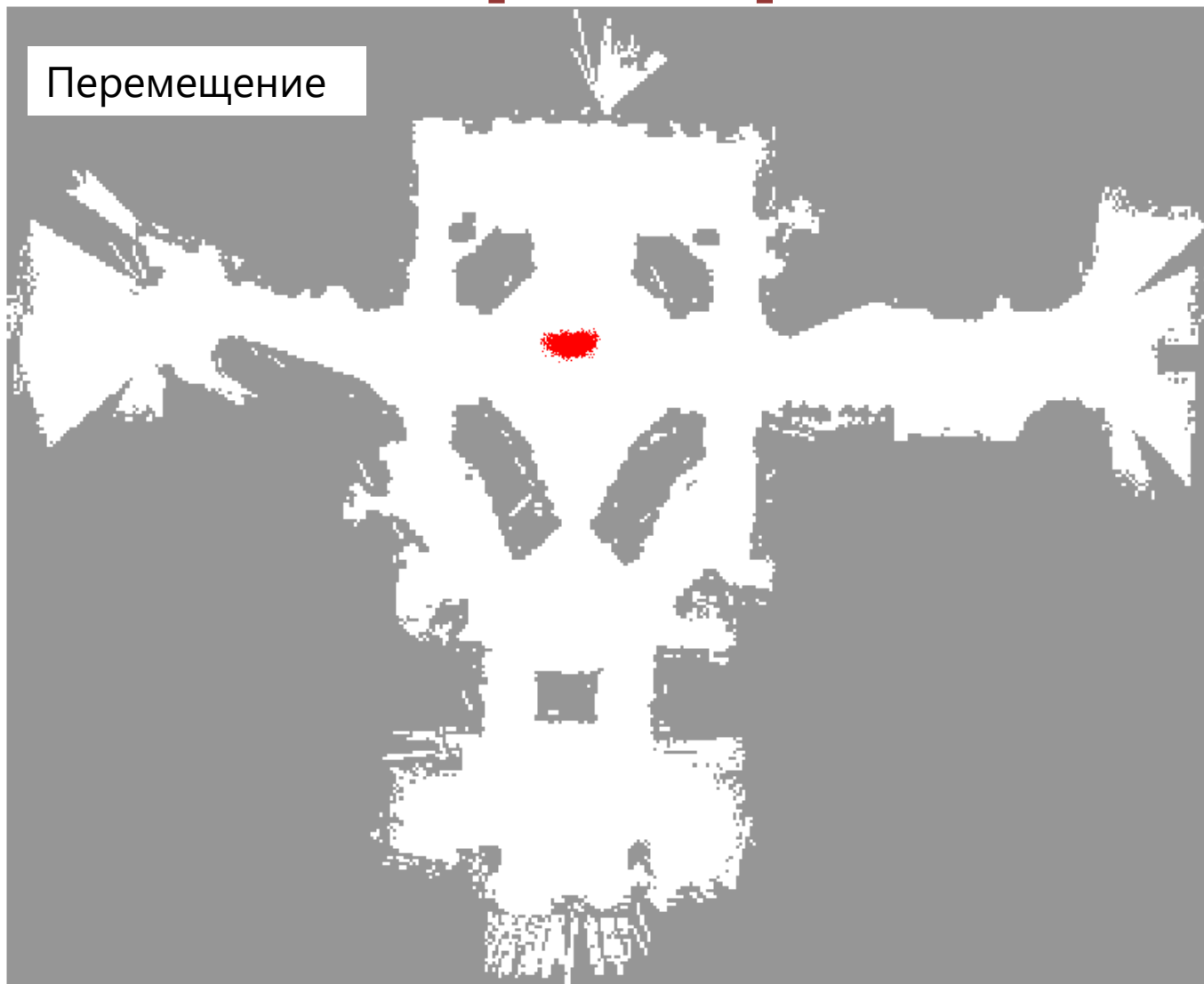
Пример



Пример



Пример



Резюме

- Фильтр частиц - рекурсивный Фильтр Байеса
- Оценки представлены множеством взвешенных частицами
- Возможность моделирования не только нормальных распределений

Для локализации:

- Гипотеза положения определяется согласно модели движения
- Веса частицам назначаются согласно модели измерения
- Обновление выборки повышает эффективность

Следующая лекция

- Планирование движения