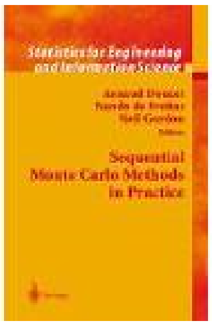
10.1　パーティクルフィルタを学ぶための参考図書

参考図書



Sequential Monte Carlo Methods in Practice

Arnaud Doucet (Ed.), Nando de Freitas (Ed.), Neil Gordon (Ed.), 2000.

確率ロボティクス

Sebastian Thrun (著), Wolfram Burgard (著), Dieter Fox (著), 上田 隆一 (翻訳) 2007.

21世紀の統計学III

国友 直人（監修）， 山本 拓 （監修）， 北川 源四郎（編）， 竹村 彰通（編）， 2008.

データ同化入門 —次世代のシミュレーション技術—

樋口知之 編著, 朝倉書店, **2011.**

10.2　パーティクルフィルタの種類

モンテカルロフィルタ（G.Kitagawa, 1992）

ブートストラップフィルタ（N.Gordon, 1993）

CONDENSATION（M.Isard & A.Blake動画像追跡に利用）

モンテカルロローカリゼーション（S.Thrun etc.自律移動ロボットに利用）

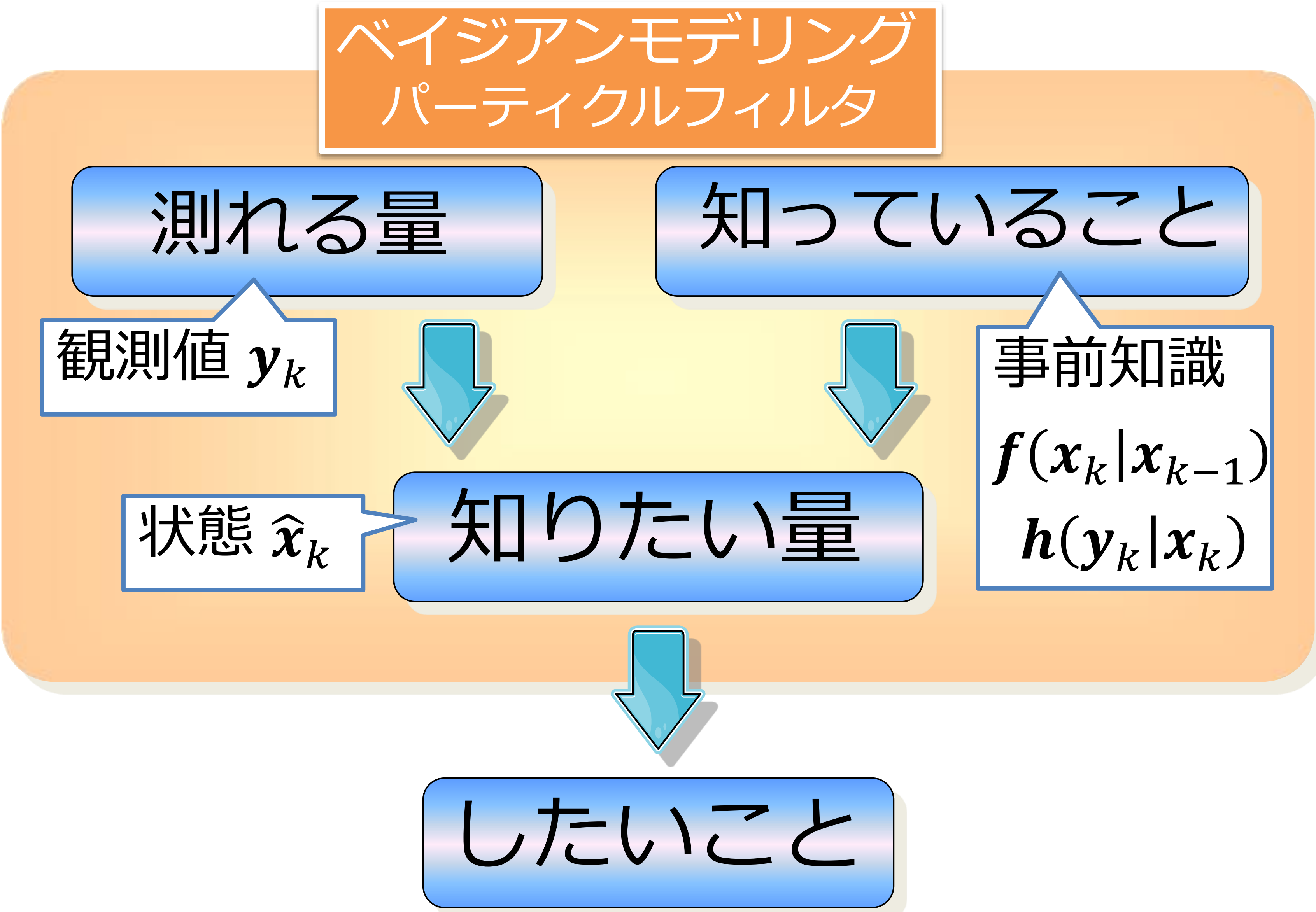
パーティクルフィルタ（粒子フィルタ）は
多数の粒子により最適フィルタ問題を解く手法の総称

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

動画像における対象物の状態推定

移動ロボットの状態推定

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ



10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

一期先予測

運動モデル　対象の動作を記述するモデル.

粒子 $\boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)}$ を $f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)})$ に従って状態推移させ，粒子集合 $\{\hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)} \mid l = 1, 2, \cdots, N\}$ を発生させる.

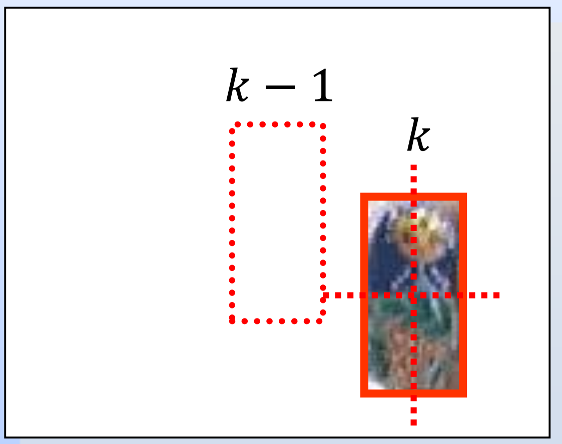
ろ波

評価　多くの選択肢がある.

3.1 尤度計算

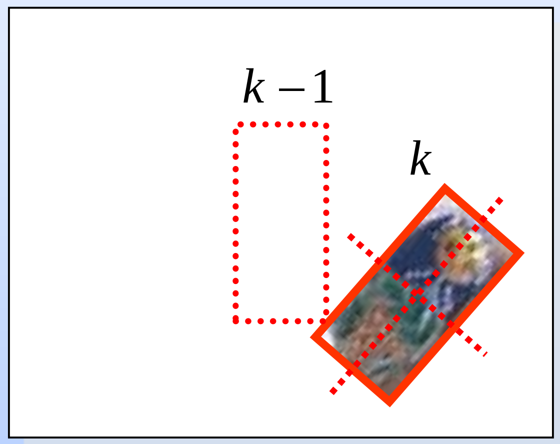
粒子 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^{(l)}$ の尤度 $w_k^{(l)} = h(\boldsymbol{y}_k \mid \hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)})$ を計算する.

知りたい量（隠れ変数）：状態ベクトル $\boldsymbol{x}_k$



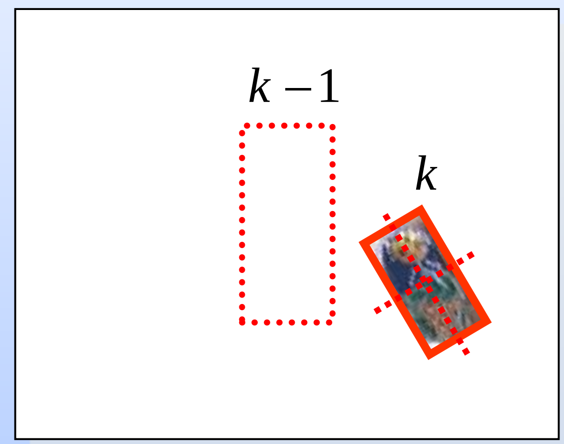
位置

$\boldsymbol{x}_k = (x_k, y_k)^T$



位置＋回転角度

$\boldsymbol{x}_k = (x_k, y_k, \theta_k)^T$



位置＋回転角度＋大きさ

$\boldsymbol{x}_k = (x_k, y_k, \theta_k, s_k)^T$

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

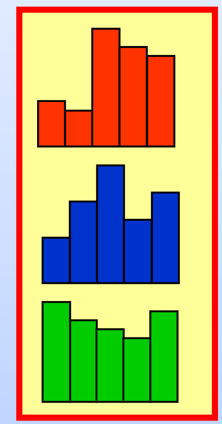
測れる量（観測値）：画像特徴量 $\boldsymbol{y}_k$

色（濃淡）パターン

$$\boldsymbol{y}_k = \left(f_{x,y}, \cdots, f_{x+m,y+n} \right)^T$$

特徴点位置

$$\boldsymbol{y}_k = \left(x_1, y_1, \cdots, x_m, y_m \right)^T$$



ヒストグラム

$$\boldsymbol{y}_k = \left(h_{R_1,G_1,B_1} \cdots h_{R_m,G_m,B_m} \right)^T$$

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

知っていること：運動モデル　$f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1})$

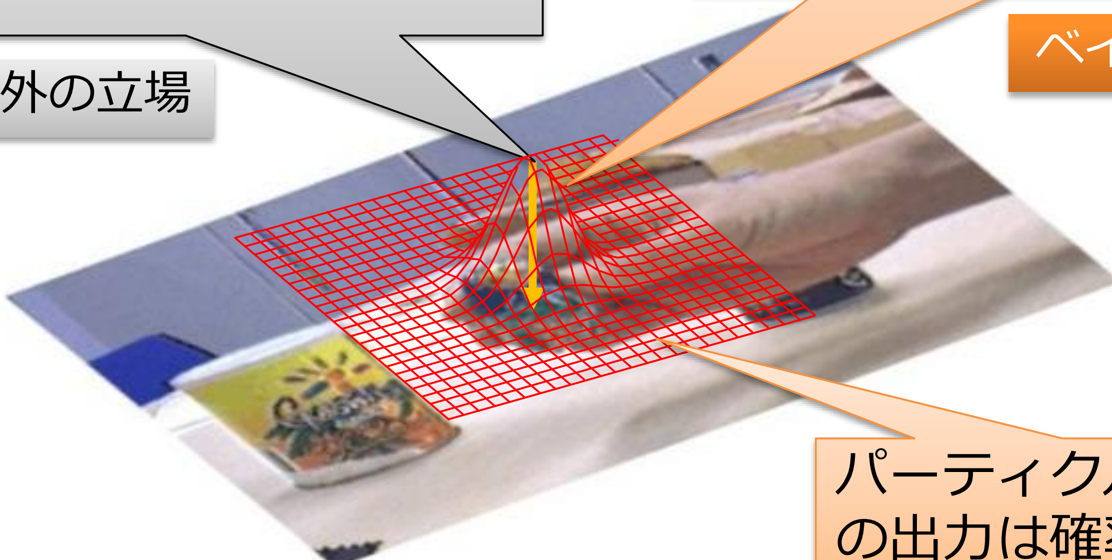
ベイズ推定の立場：状態を確率変数として扱う

「物体の真の位置は，直接観測できないとはいえ，あらかじめ唯一に決まっているはずだ！」

ベイズ統計以外の立場

「ここらへんにあるだろう」
物体の位置を
確率変数として扱う

ベイズ推定の立場



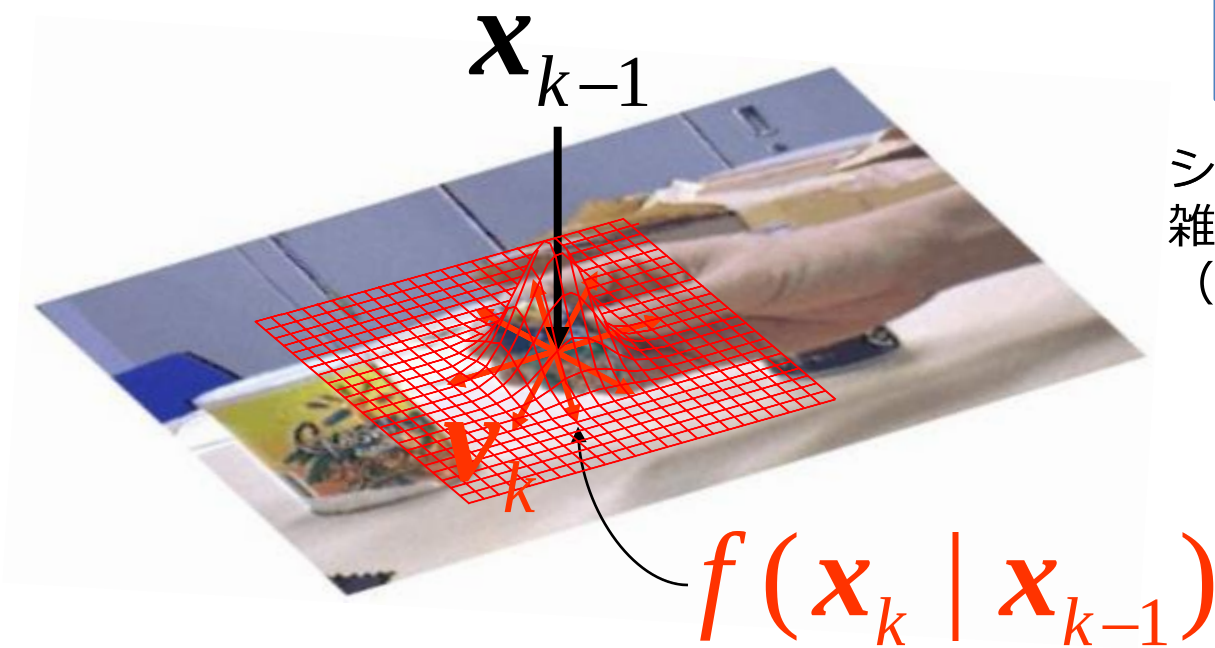
したがって

パーティクルフィルタの出力は確率分布

知っていること：運動モデル $f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1})$

最も簡単な運動モデル $\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{v}_k$

確率的な変動項
（ガウス分布が典型的）



システム雑音とも呼ばれるが雑音というよりも，状態を駆動（変化）させる項として働く

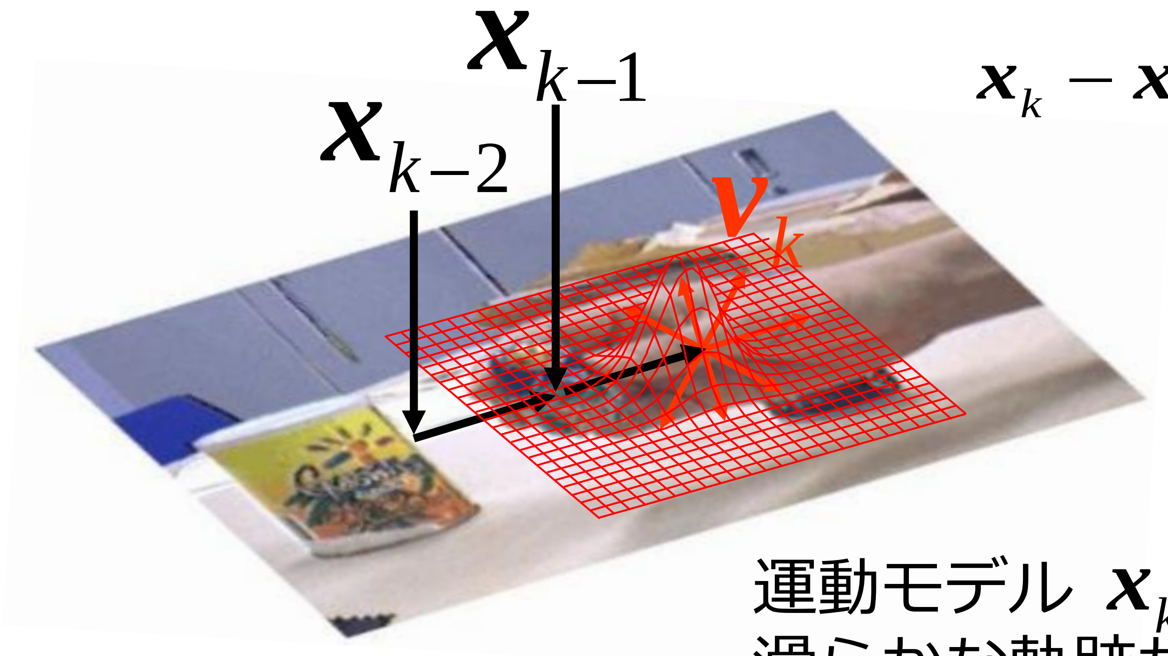
知っていること：運動モデル $f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1})$

よく利用される運動モデル

$$\boldsymbol{x}_k = \underline{2\boldsymbol{x}_{k-1} - \boldsymbol{x}_{k-2}} + \boldsymbol{v}_k$$

$$\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}_{k-1} \approx \boldsymbol{x}_{k-1} - \boldsymbol{x}_{k-2}$$

等速モデル

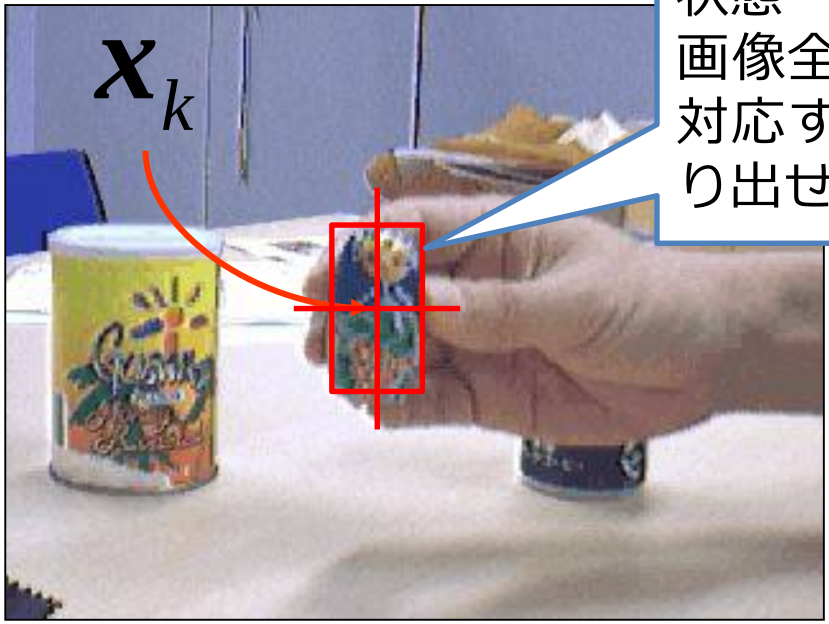


運動モデル $\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{v}_k$ よりも滑らかな軌跡が得られやすい

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

知っていること：観測モデル $h(\boldsymbol{y}_k \mid \boldsymbol{x}_k)$

尤度評価：状態　$\boldsymbol{x}_k$　の尤もらしさを観測値　$\boldsymbol{y}_k$　で評価



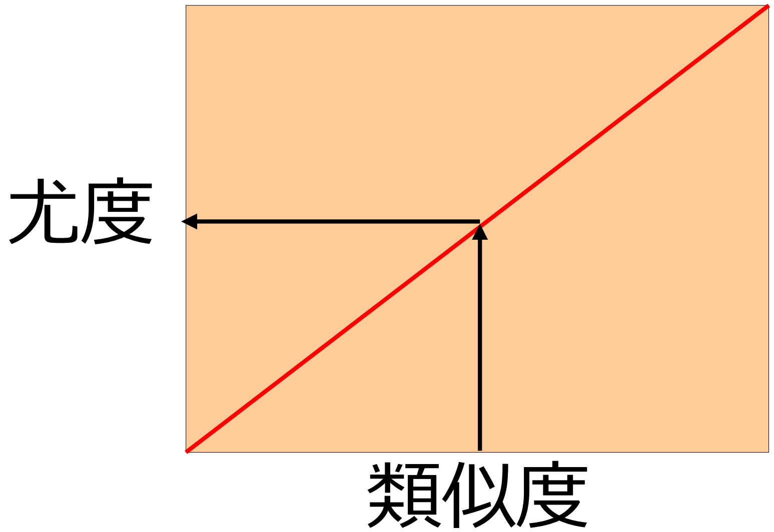
状態　$\boldsymbol{x}_k$　が得られると，画像全体の中から状態に対応する領域を一意に切り出せる．

状態 $\boldsymbol{x}_k$ に対する尤度は，何らかの画像特徴量の類似度で測ることが多い．
例：事前に用意したテンプレートとの類似度（正規化相関など）

知っていること：観測モデル $h(\boldsymbol{y}_k \mid \boldsymbol{x}_k)$

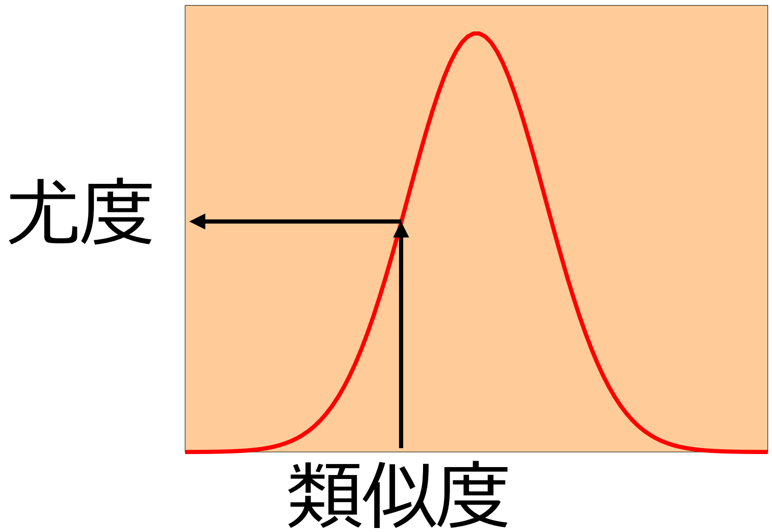
例１：

$$h(\boldsymbol{y}_k \mid \boldsymbol{x}_k) \propto \text{類似度}$$



例２：

$$h(\boldsymbol{y}_k \mid \boldsymbol{x}_k) \propto \exp\left(-\frac{\text{類似度}-\mu^2}{\sigma^2}\right)$$



10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

1. 初期化（ $k=0$ ）

初期分布 $p(\boldsymbol{x}_0)$ に従ってN 個の粒子 $\{\boldsymbol{x}_0^{(l)} \mid l=1,2,\cdots,M\}$を無作為に発生させ

$k \leftarrow 1$ とする.

2. 一期先予測（ $k \geq 1$ ）

粒子 $\boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)}$ を $f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)})$ に従って状態推移させ，粒子集合 $\{\hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)} \mid l=1,2,\cdots,N\}$

を発生させる.

3. ろ 波

3.1 尤度計算

粒子 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^{(l)}$ の尤度 $w_k^{(l)} = h(\boldsymbol{y}_k \mid \hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)})$ を計算する.

3.2 重みの正規化

$$w_k^{(l)} \leftarrow \frac{w_k^{(l)}}{\sum_{l=1}^{N} w_k^{(l)}}$$

3.3 リサンプリング

粒子 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^{(l)}$ を $w_k^{(l)}$ に従った確率でリサンプリングし

粒子集合 $\{\boldsymbol{x}_k^{(l)} \mid l=1,2,\cdots,N\}$ を発生させる.

3.4 時刻更新

$k \leftarrow k+1$ として2. に戻る.

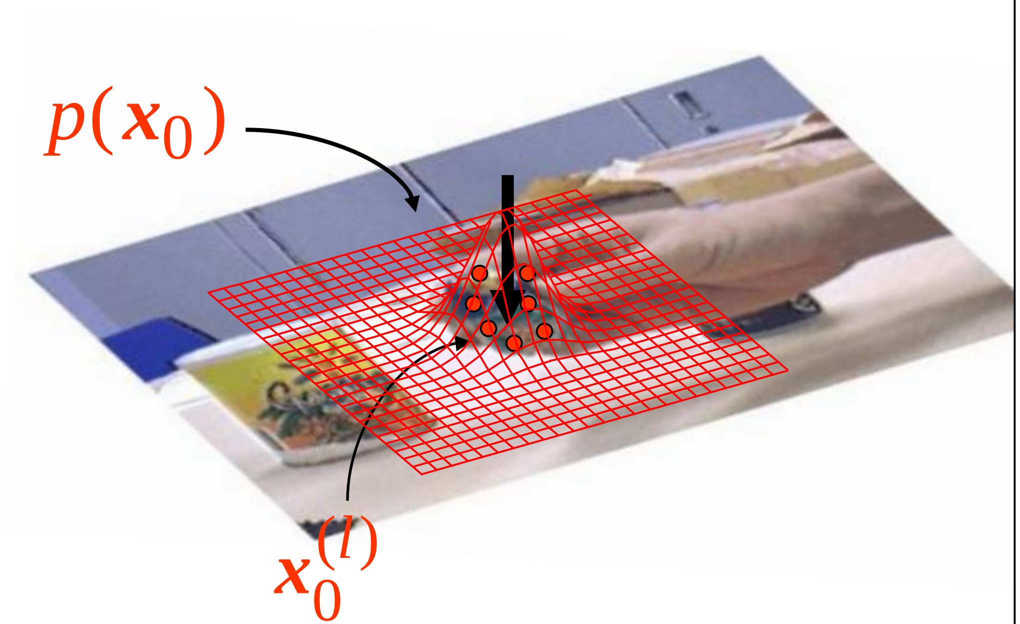
パーティクルフィルタの中で
最も簡単なモンテカルロフィルタ

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

1. 初期化（$k=0$）

初期分布 $p(\boldsymbol{x}_0)$ に従ってN個の粒子 $\{\boldsymbol{x}_0^{(l)} \mid l=1,2,\cdots,M\}$ を無作為に発生させ $k \leftarrow 1$とする.

位置 $\boldsymbol{x}_k=(x_k, y_k)^T$ の場合を考える
（高さ・幅は固定で与えられている）



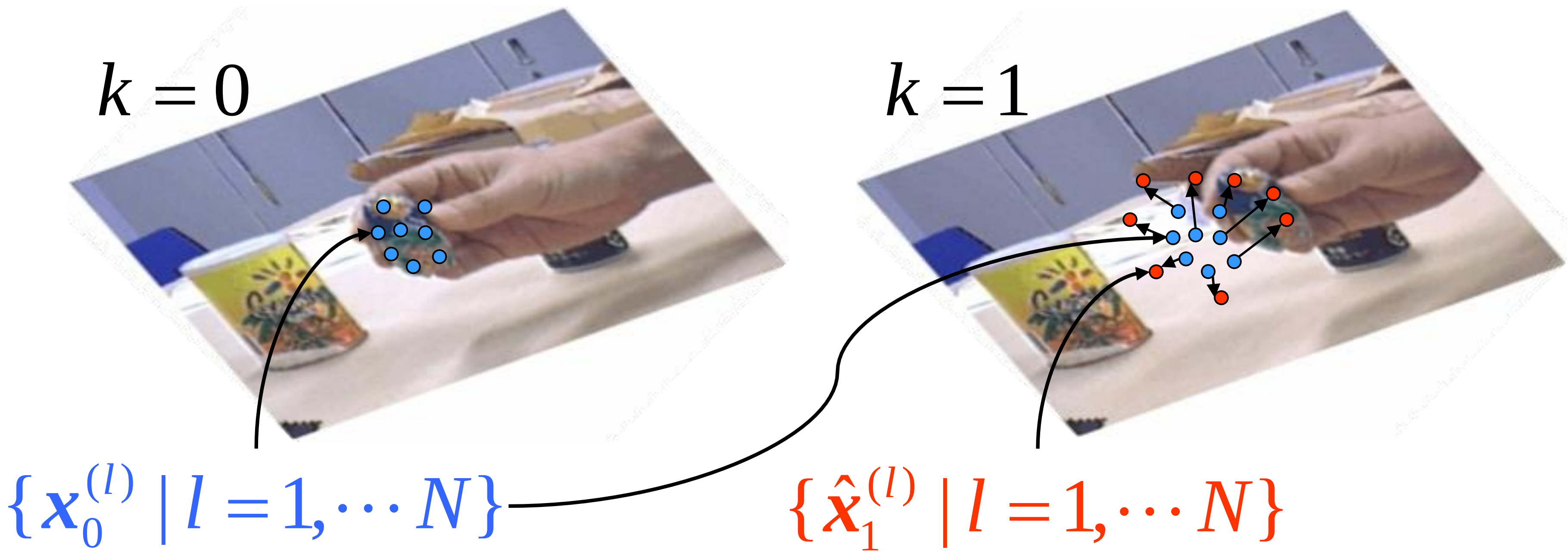
初期分布 $p(\boldsymbol{x}_0)$ の位置決め
・手動で設定
・物体検出技術による自動設定
（例：顔検出）
・背景に対する事前知識の利用
（例：ドア）

初期分布$p(\boldsymbol{x}_0)$ の選択肢
・ガウス分布
・一様分布
など

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

2. 一期先予測（$k \geq 1$　）

粒子 $\boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)}$ を $\boxed{f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)})}$ に従って状態推移させ，粒子集合 $\{\hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)} \mid l = 1, 2, \cdots, N\}$ を発生させる.

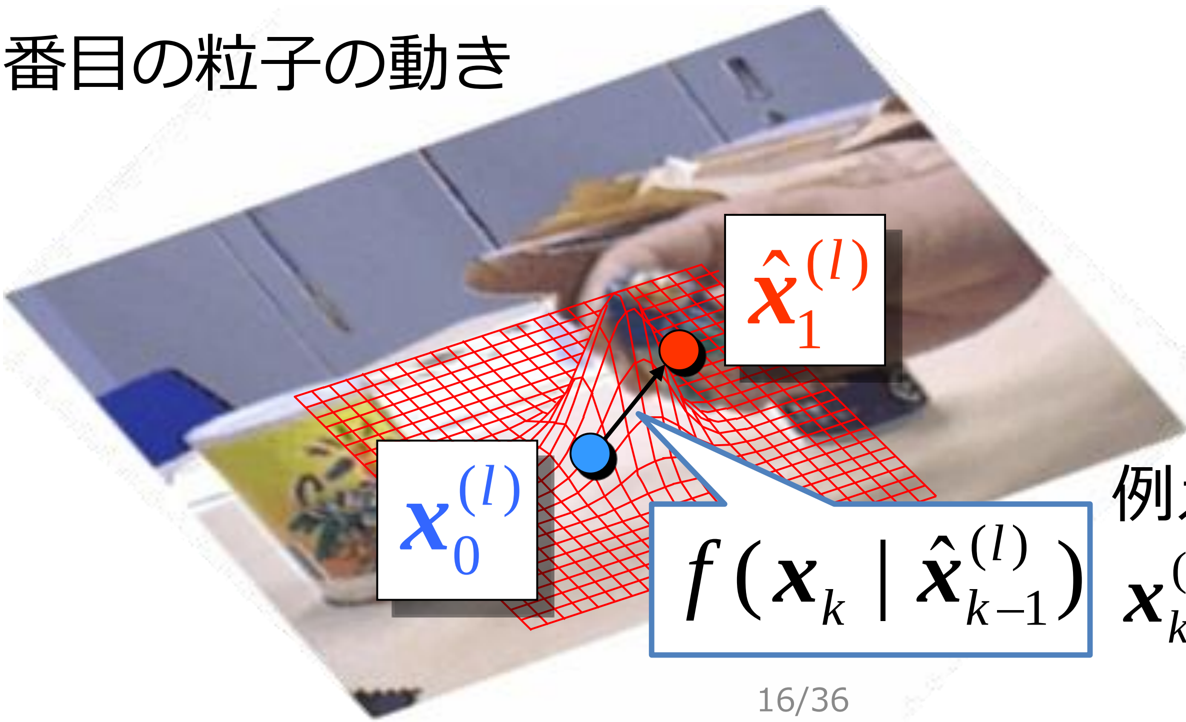


10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

2. 一期先予測（$k \geq 1$　）

粒子 $\boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)}$ を $\boxed{f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)})}$ に従って状態推移させ，粒子集合 $\{\hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)} \mid l = 1, 2, \cdots, N\}$ を発生させる.

l 番目の粒子の動き



前時刻の粒子に確率的な成分を加える

例えば

$$\boldsymbol{x}_k^{(l)} = \boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)} + \boldsymbol{v}_k^{(l)}$$

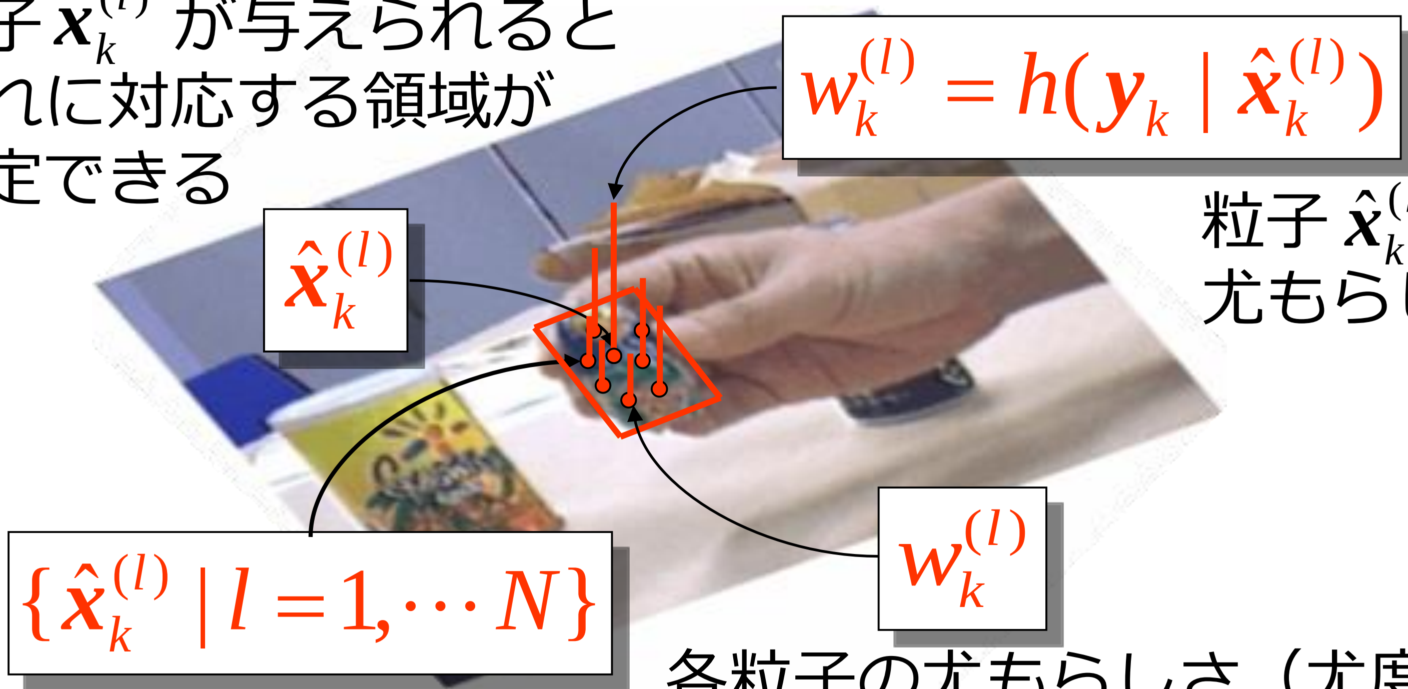
10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

3. ろ 波

3.1 尤度計算

粒子 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^{(l)}$ の尤度 $w_k^{(l)} = h(\boldsymbol{y}_k \mid \hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)})$ を計算する.

粒子 $\boldsymbol{x}_k^{(l)}$ が与えられると
それに対応する領域が
特定できる



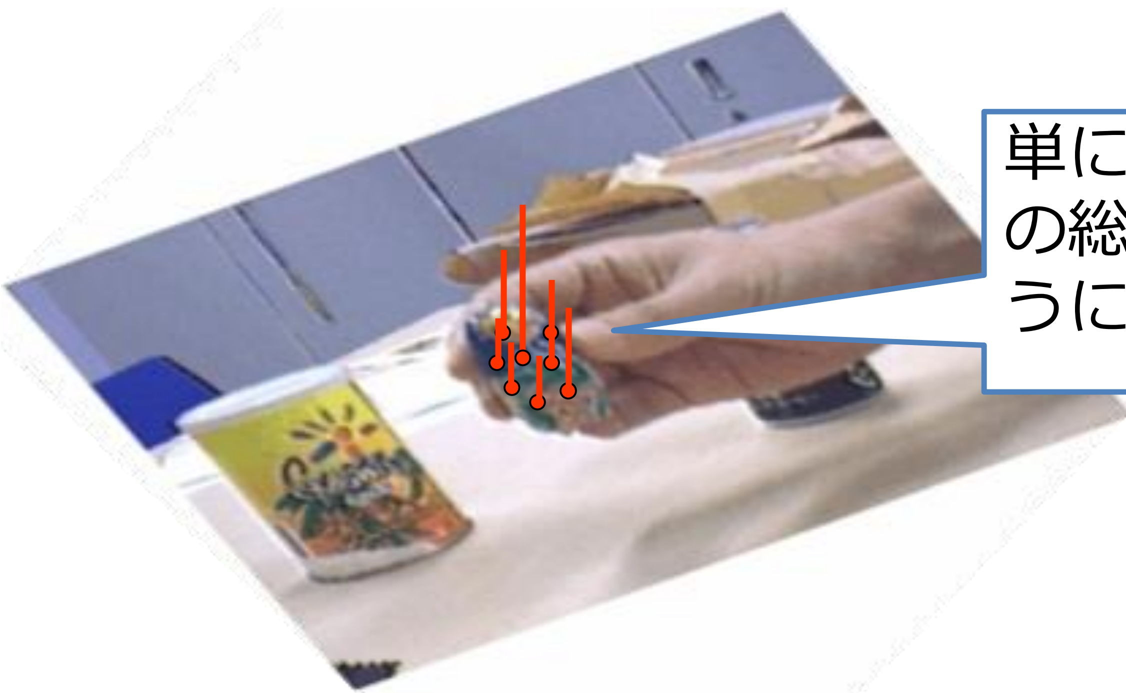
粒子 $\hat{\boldsymbol{x}}_k^{(l)}$ の
尤もらしさを評価

各粒子の尤もらしさ（尤度）を評価

3. ろ 波

3.2 重みの正規化

$$w_k^{(l)} \leftarrow \frac{w_k^{(l)}}{\sum_{l=1}^{N} w_k^{(l)}}$$



単に，各粒子の尤度の総和を１になるように調整するだけ．

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

3. ろ 波

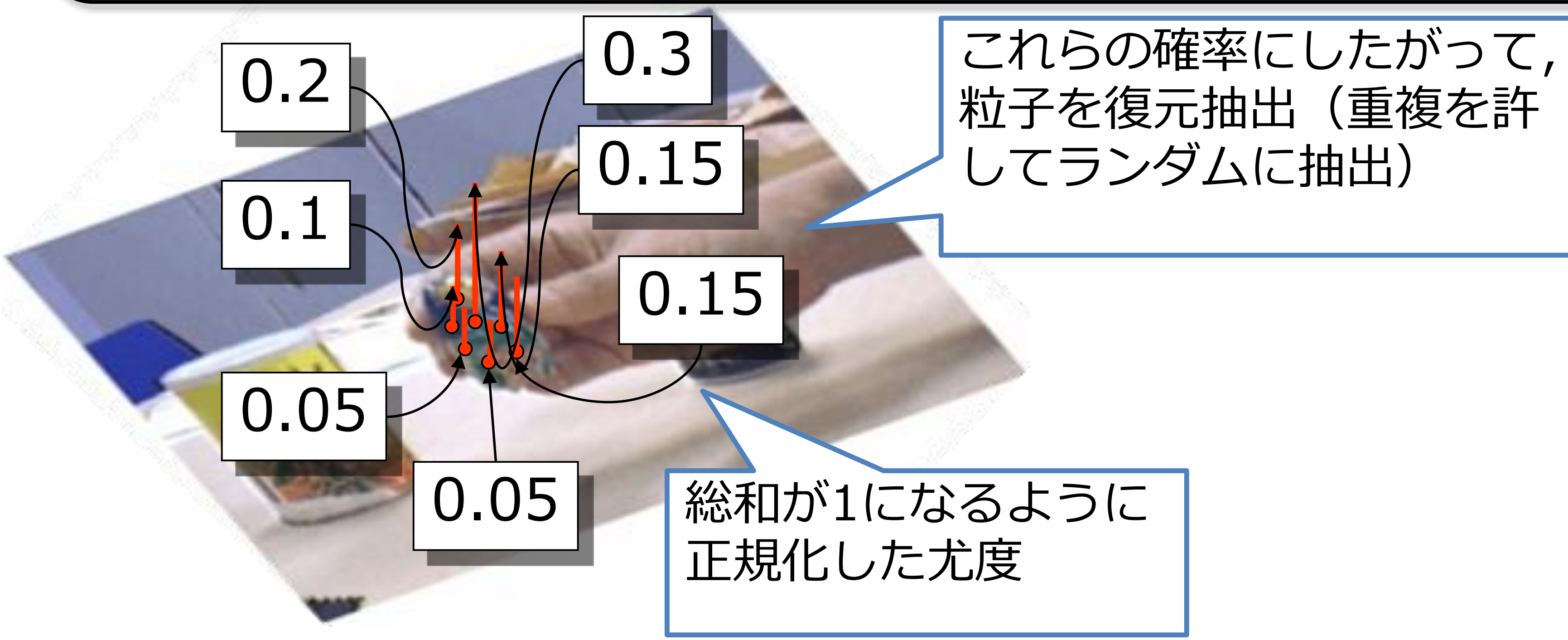
3.3 リサンプリング

粒子 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^{(l)}$ を $w_k^{(l)}$ に従った確率でリサンプリングし粒子集合

$\{\boldsymbol{x}_k^{(l)} \mid l = 1, 2, \cdots, N\}$ を発生させる.

3.4 時刻更新

$k \leftarrow k+1$ として2. に戻る.



10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

3. ろ 波

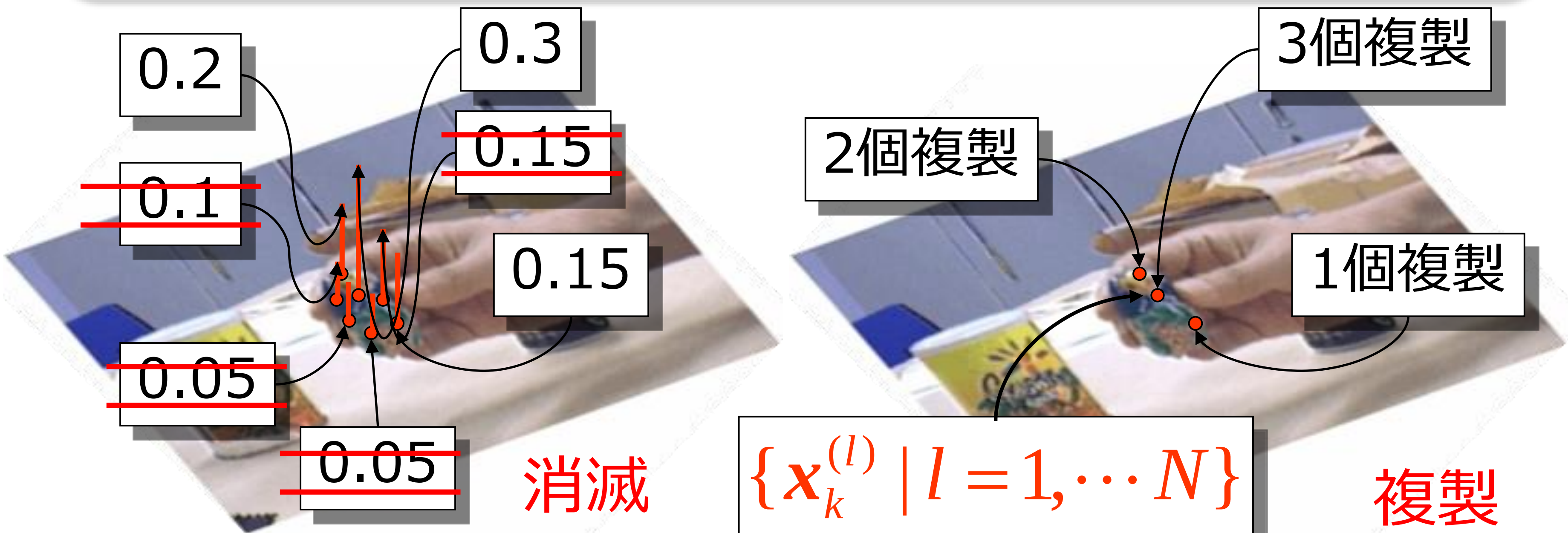
3.3 リサンプリング

粒子 $\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}^{(l)}$ を $w_k^{(l)}$ に従った確率でリサンプリングし

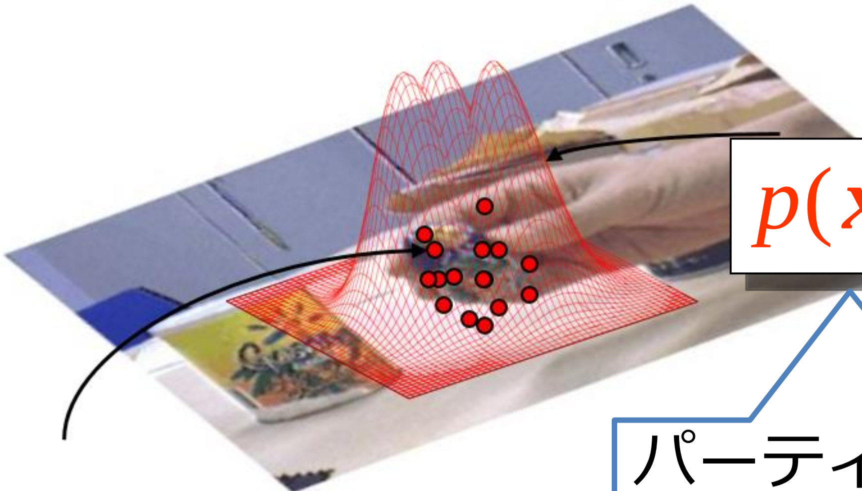
粒子集合 $\{\boldsymbol{x}_k^{(l)} \mid l = 1, 2, \cdots, N\}$ を発生させる.

3.4 時刻更新

$k \leftarrow k+1$ として2. に戻る.



10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ



$$p(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{y}_{1:k})$$

パーティクルフィルタの
出力は確率分布（の近似）

$$\{\boldsymbol{x}_k^{(l)} \mid l = 1, \cdots N\}$$

確率分布（粒子群）よりも，
１つの推定値だけが欲しい！

粒子群の平均，中央値，
最大事後確率推定値など

10.3　パーティクルフィルタ実装に向けてのレシピ

材料

- 状態 $\boldsymbol{x}_k$ → 位置，角度，大きさ…
- 観測値 $\boldsymbol{y}_k$ → 画素値，ヒストグラム，輪郭，特徴点…
- 初期分布 $p(\boldsymbol{x}_0)$ → ガウス分布，一様分布…

  決定法：手動設定，物体検出技術，背景構造に対する知識
- 運動モデル $f(\boldsymbol{x}_k \mid \boldsymbol{x}_{k-1}^{(l)})$ → $\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{x}_{k-1} + \boldsymbol{v}_k$,

  $\boldsymbol{x}_k = 2\boldsymbol{x}_{k-1} - \boldsymbol{x}_{k-2} + \boldsymbol{v}_k$
- システム雑音 $\boldsymbol{v}_k$ → ガウス分布，コーシー分布，t分布…
- 観測モデル $h(\boldsymbol{y}_k \mid \boldsymbol{x}_k^{(l)})$ → 画像処理・パターン認識による類似度