

### 線形回帰によるパラメータ推定の潜在能力

$$p = \Omega^T x \quad x \in \mathbb{R}^N, \text{ サンプル数 } n$$

パラメータ 画像ベクトル

$n \ll N$  であるため、簡単な線形回帰でも膨大な自由度を持つ。

稠密なサンプルがあれば線形回帰でも高精度な姿勢推定が可能?

$$\Omega = X(X^T X)^{-1} P$$

128x128pix.の画像でも数GB

Moore-Penroseでは膨大な主記憶が必要。

### 逐次更新による線形回帰係数の算出

パラメータ  $p_i$  を持つ画像  $x_i$  に対して、

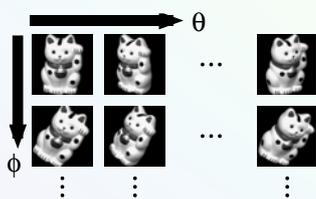
Step 1:  $u_1 = \frac{1}{|x_1|} x_1 \quad p_1 = k_1 u_1^T x_1 = \Omega_1^T x_1$

Step 2:  $u'_2 = x_2 - (u_1^T x_2) u_1 \quad p_2 = (\Omega_1 + k_2 u_2)^T x_2 = \Omega_2^T x_2$   
 $u_2 = \frac{1}{|u'_2|} u'_2$

更新スキーム (グラムシュミットの直交化)

$$\left. \begin{aligned} u'_i &= x_i - \sum_{j=1}^{i-1} (u_j^T x_i) u_j \\ u_i &= \frac{1}{|u'_i|} u'_i \end{aligned} \right\} \Omega_i = \Omega_{i-1} + \frac{1}{u_i^T x_i} (p_i - \Omega_{i-1}^T x_i) u_i$$

### 2軸パラメータ推定



サンプルA  $\Delta\psi = 360/255[\text{deg.}]$

$\{(\theta, \psi) | \theta = 0, 5, \dots, 355, \psi = 0, \Delta\psi, \dots, 255\Delta\psi\}$

サンプルB

$\{(\theta, \psi) | \theta = 0, 5, \dots, 355, \psi = 0.5\Delta\psi, 1.5\Delta\psi, \dots, 255.5\Delta\psi\}$

それぞれ,  $n=18,360 > N$



サンプル数	1,000	4,000	10,000	14,800
$\cos(\theta) = \Omega_c^\theta T x$				
$\sin(\theta) = \Omega_s^\theta T x$				
$\cos(\psi) = \Omega_c^\psi T x$				
$\sin(\psi) = \Omega_s^\psi T x$				

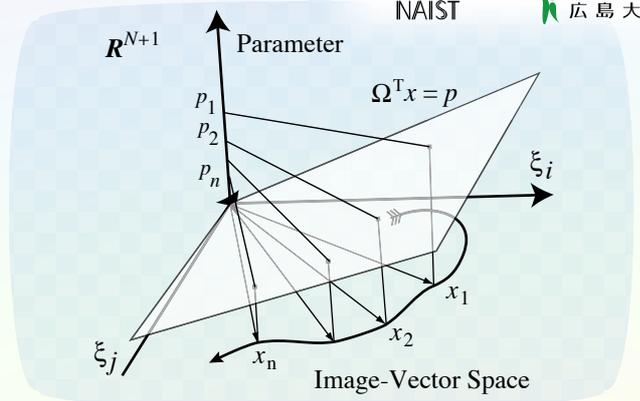
物体4の回帰係数ベクトル

各物体の有効画素数  $N'$

	object1	object2	object3	object4
# of valid pixels	15,928	16,058	16,271	14,780

線形推定可能なサンプル数は  $\text{Rank}(\{(x_i, p_i)\}) = \text{Rank}(\{x_i\}) \leq n \leq N'$

今後の課題: 有効画素数に満たないサンプル数で誤差が増大する原因の解明

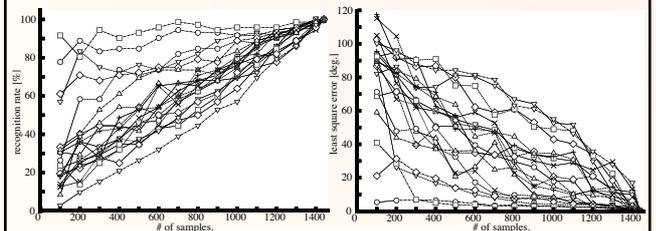


128x128pix.の画像でも**16,384**サンプルまで回帰できる。

### 線形回帰による物体認識および1軸姿勢推定実験

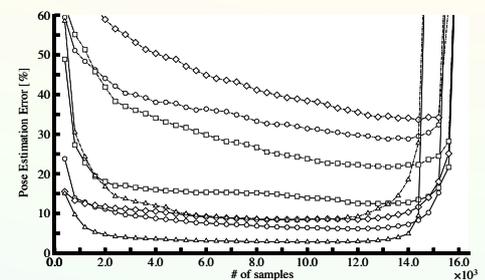
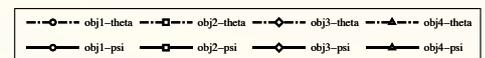
サンプル数	400	800	1200	1440
$obj = \Omega_{obj}^T x$				
$\cos(\theta) = \Omega_c^T x$				
$\sin(\theta) = \Omega_s^T x$				

サンプル数 vs. 物体認識率, 姿勢推定誤差 (COIL-20, 全1440サンプル)

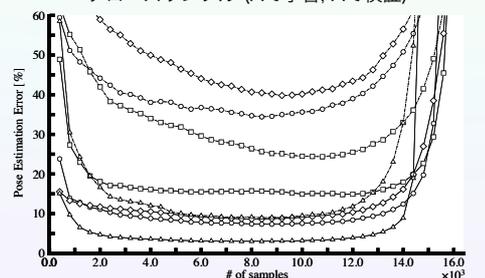


サンプル数→1,440で認識率100%, 姿勢推定誤差0[deg]

$n \ll N$  であるため、誤差なく完全なパラメータ推定ができる。



クローズサンプル (Aで学習, Aで検証)



オープンサンプル (Aで学習, Bで検証)

2軸パラメータ推定結果