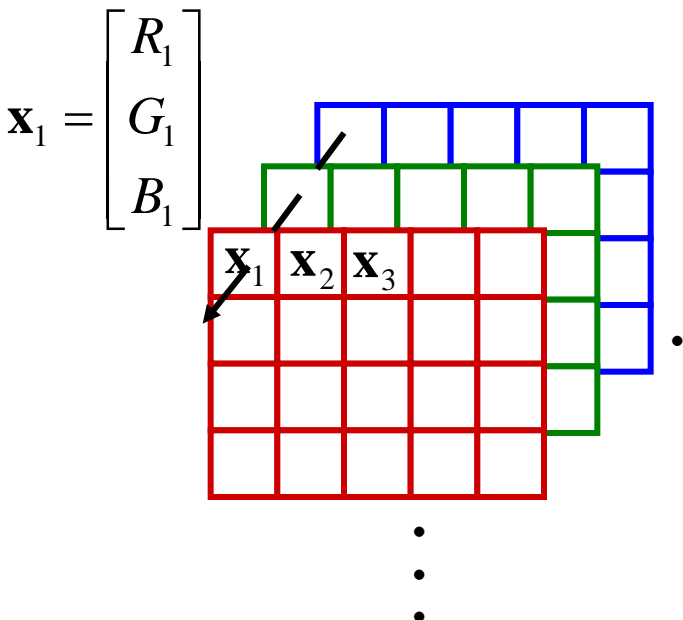
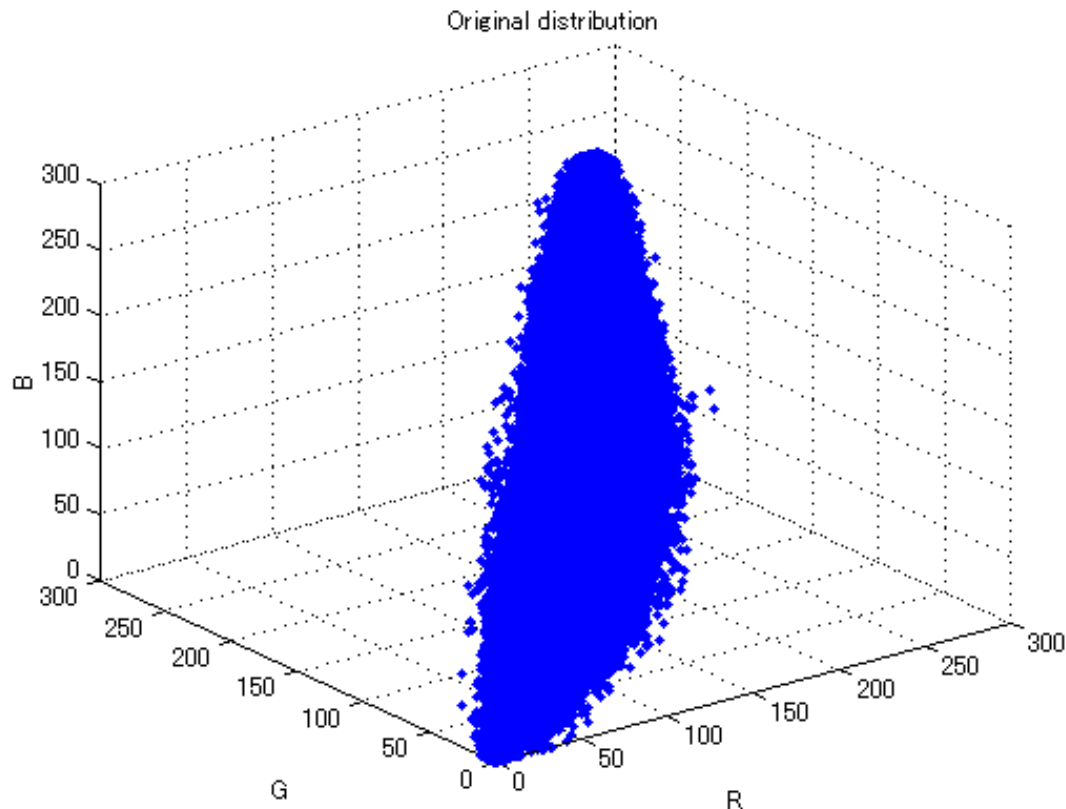


例 1 RGBカラー信号の主成分分析

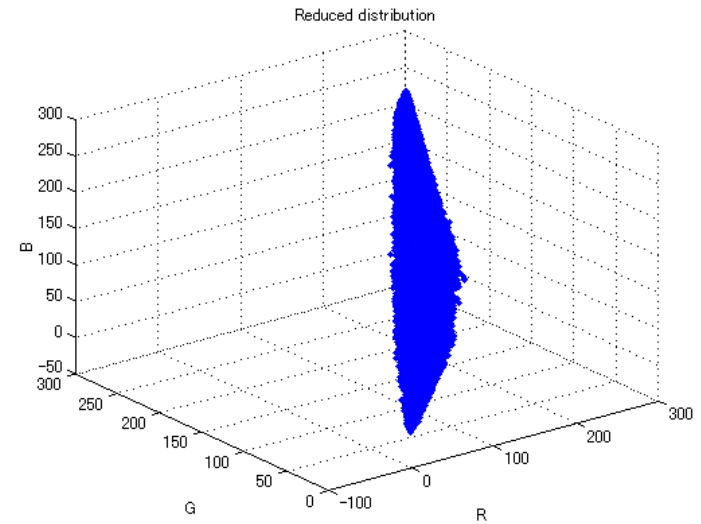
オリジナル画像



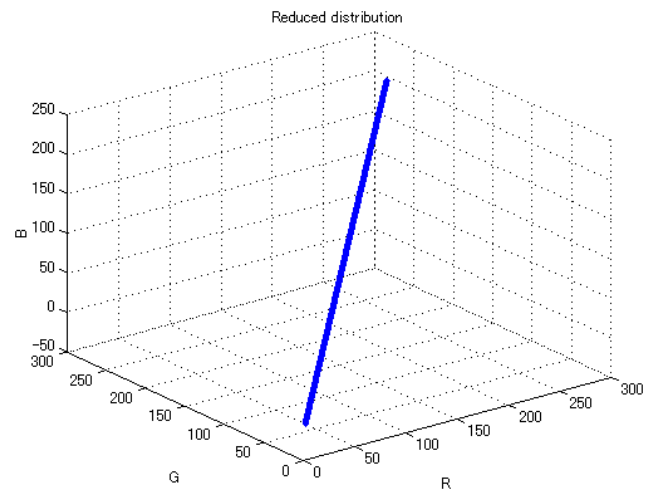
RGB空間での画素値の分布

例1 RGBカラー信号の主成分分析

第1 および第2主成分のみ



第1主成分のみ



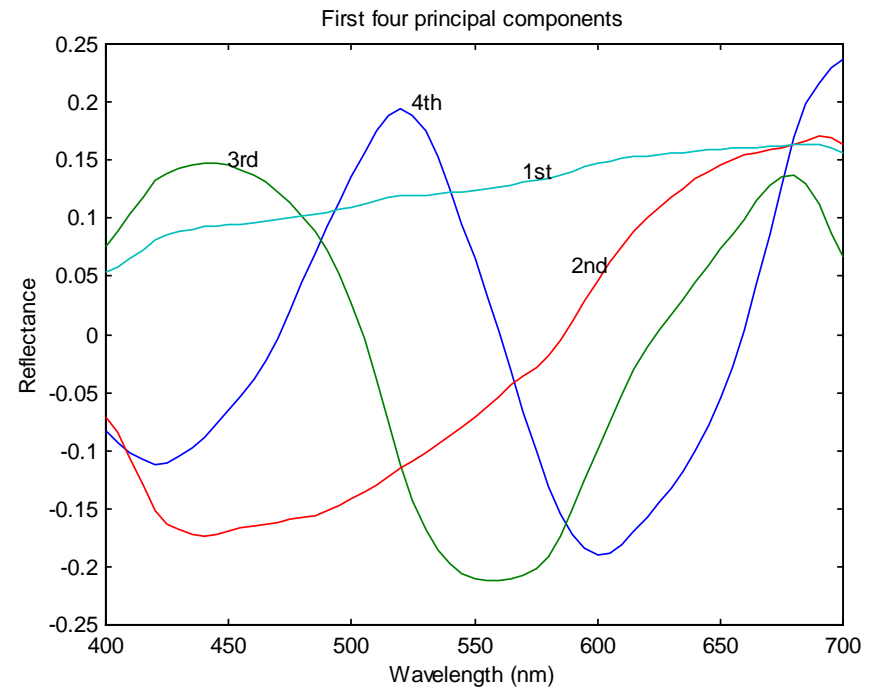
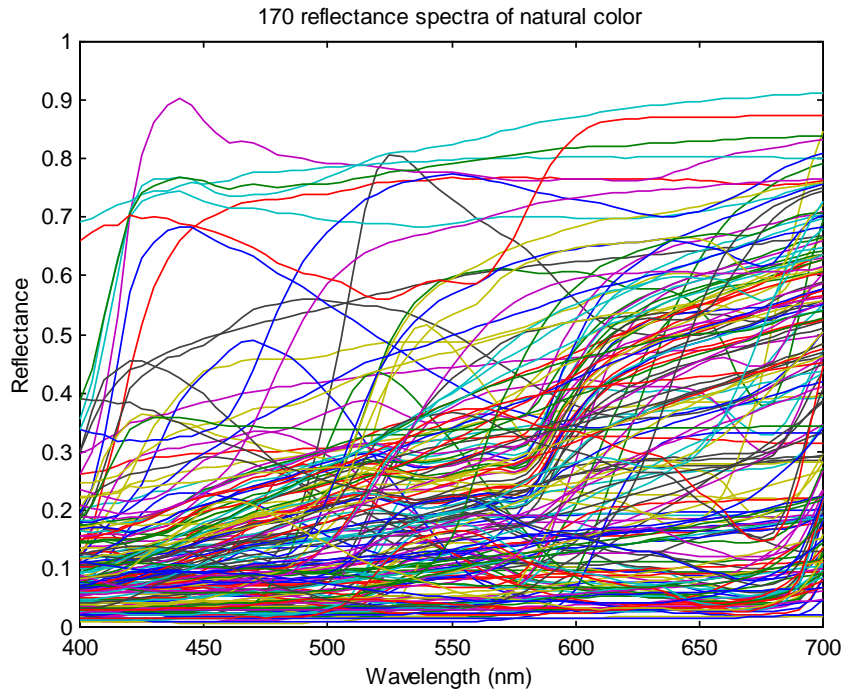
例2 ～分光反射率の近似～

波長：400,404,...,700nm -> 61次元

自然界の分光反射率サンプル

主成分分析

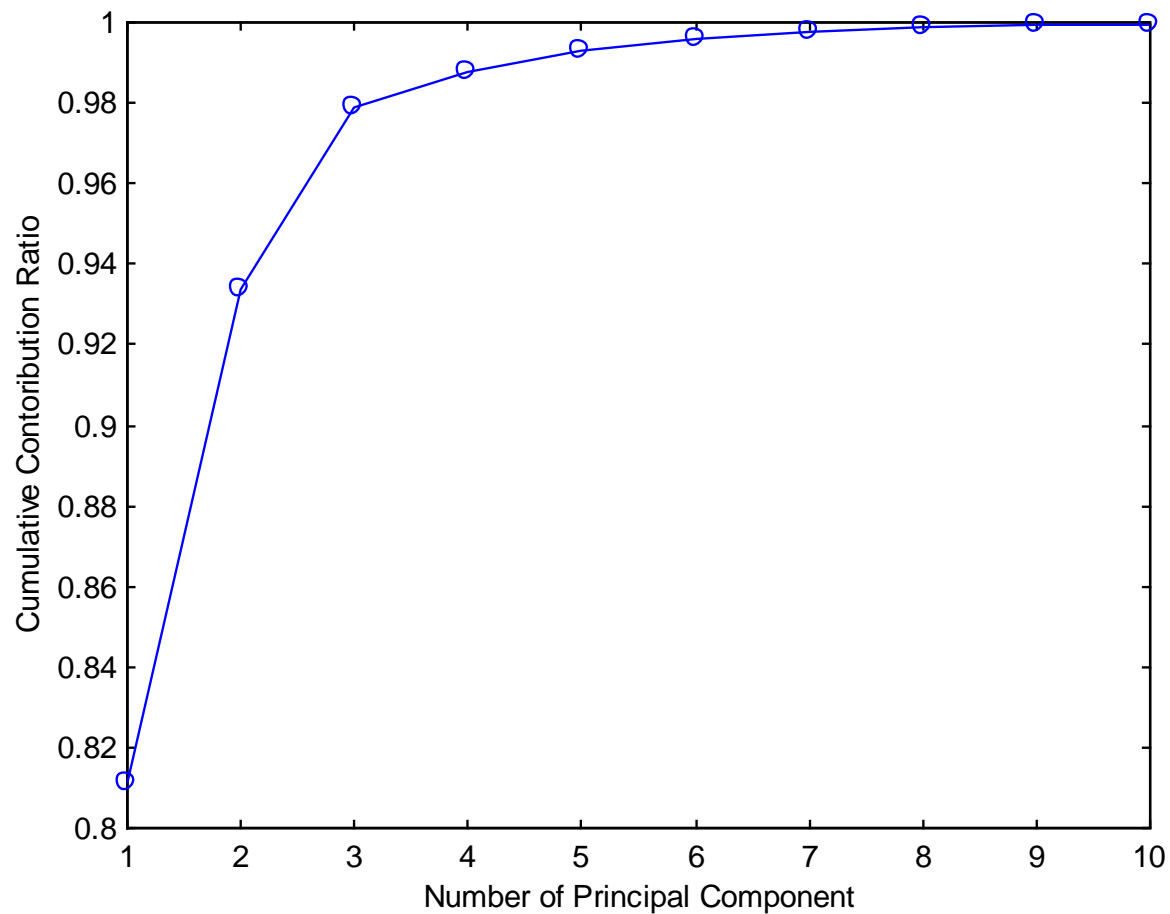
主成分（第1～第4）



$$r(\lambda) = m(\lambda) + \sum_{i=1}^{61} k_i u_i(\lambda) \quad \longrightarrow \quad r(\lambda) \approx m(\lambda) + \sum_{i=1}^4 k_i u_i(\lambda)$$

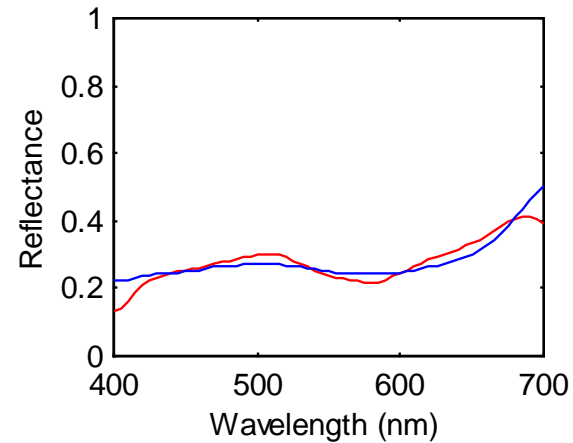
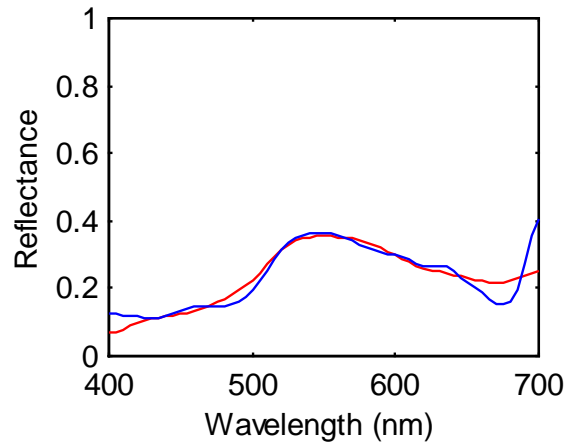
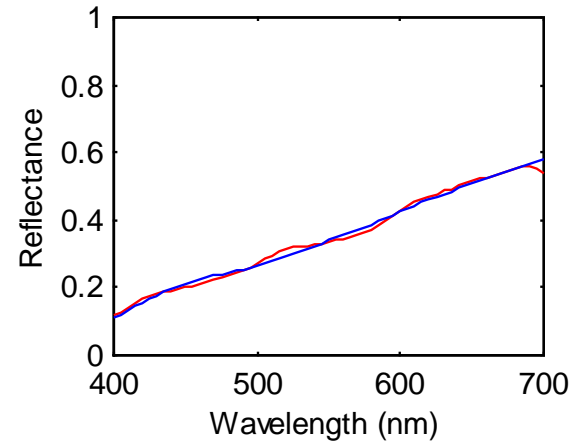
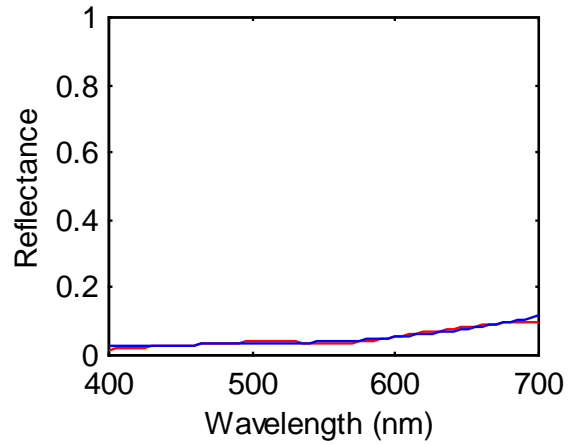
低い次元数で元の信号を表現できる。

分光反射率データの累積寄与率



4次までの主成分で近似した例

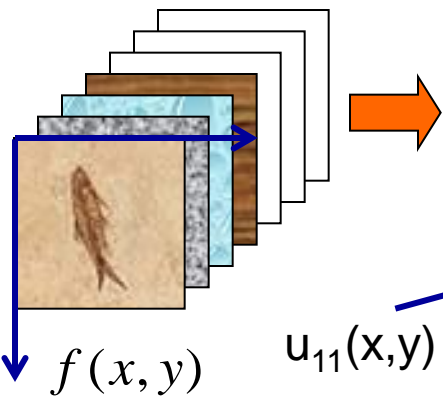
— オリジナル
— 近似



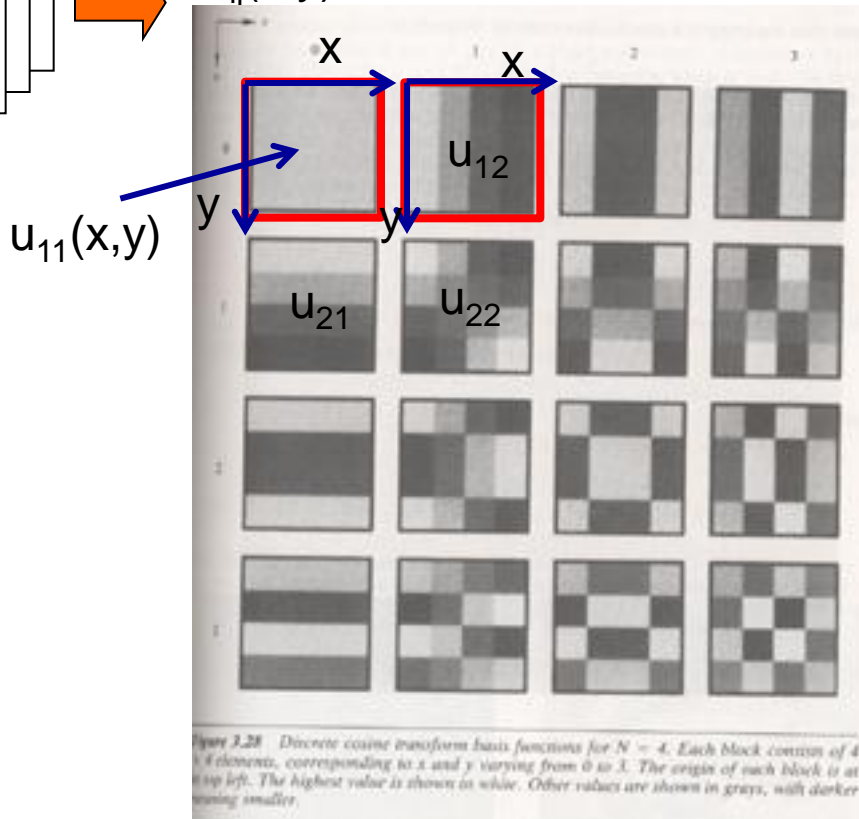
例3 画像圧縮

PCA \equiv Hotelling Transform or Karhunen-Loeve transform

オリジナル画像群

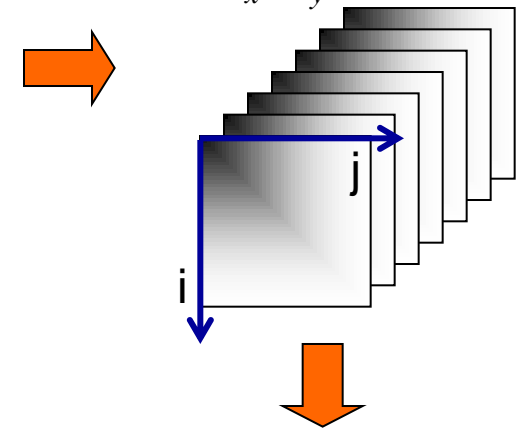


K-L変換（主成分分析）により、分散の大きい順番に基底ベクトル $u_{ij}(x, y)$ (=基底画像) を算出。

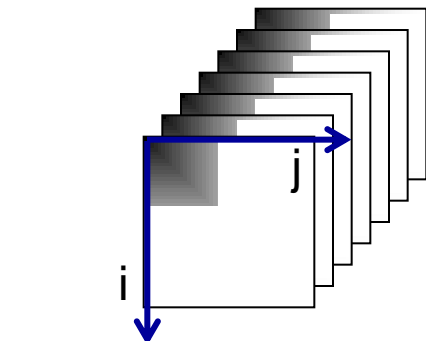


係数算出：（内積演算）

$$k(i, j) = \sum_x \sum_y f(x, y) u_{ij}(x, y)$$



分散の大きい係数のみ保存

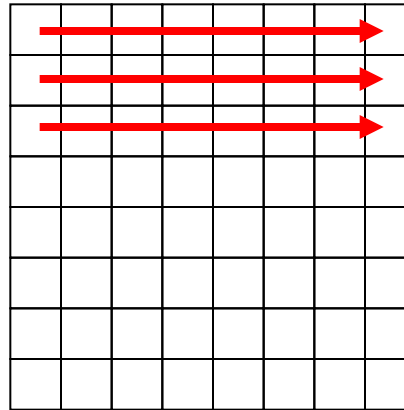


戻すときは逆の手順で

画像の主成分分析例



1番目のブロック (8x8=64画素)



$$\mathbf{x}^{(i)} = \begin{bmatrix} x_1^{(i)} \\ x_2^{(i)} \\ \vdots \\ x_{64}^{(i)} \end{bmatrix} \quad \text{画素値}$$

画像を小ブロックに分割

各小ブロック内の画素を
ラスタスキャンの順に並
べて列ベクトルにする

データセット

$$\mathbf{X}^{(1)}, \dots, \mathbf{X}^{(n)}$$

に対して主成分分析を行い、主成分ベクトルを求め、画像圧縮に用いる。

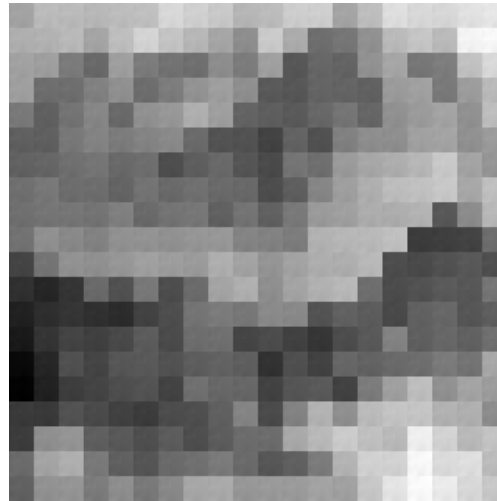
オリジナルおよび復元画像

オリジナル



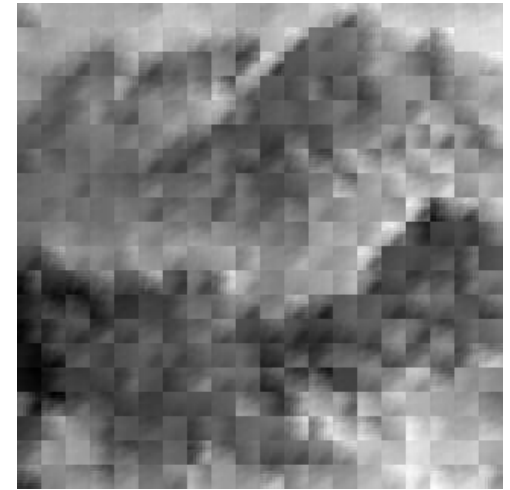
成分数：1

of synthesized components: 1



成分数：3

of synthesized components: 3



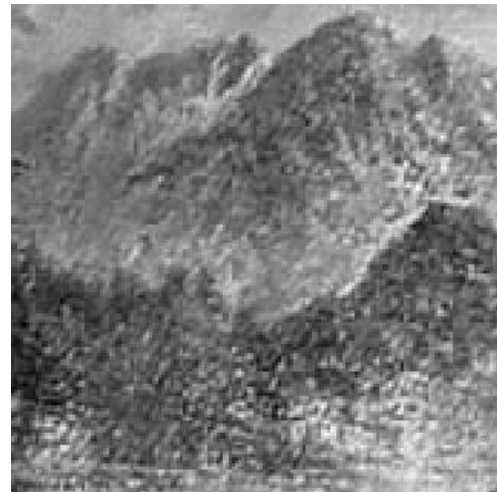
成分数：10

of synthesized components: 10



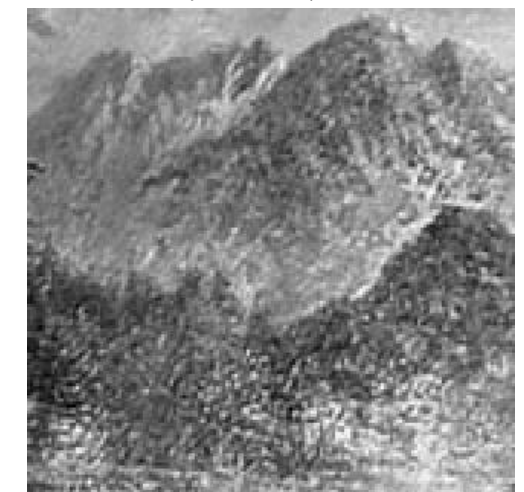
成分数：20

of synthesized components: 20



成分数：30

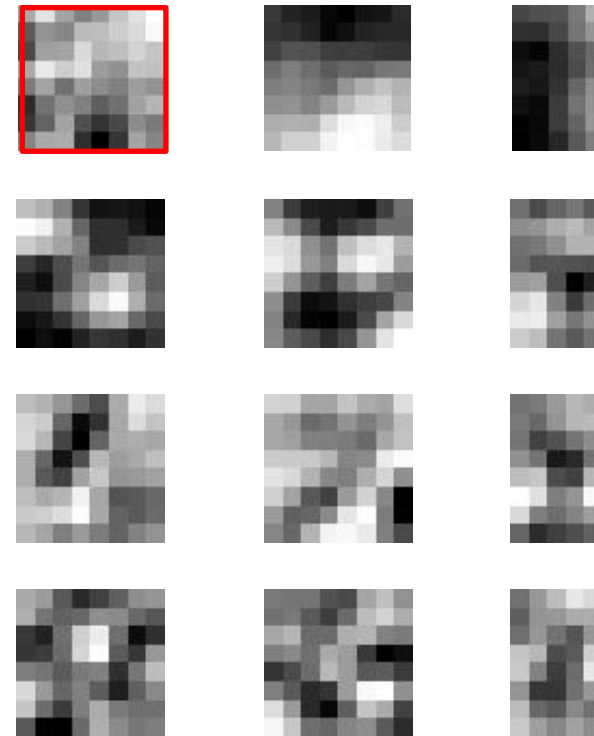
of synthesized components: 30



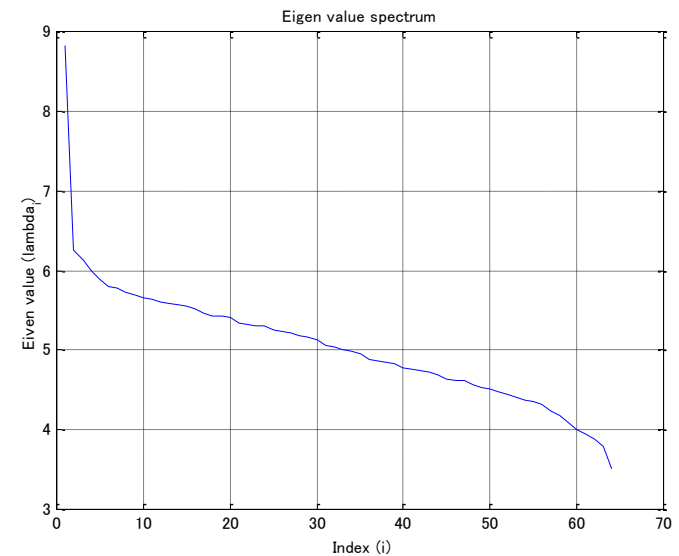
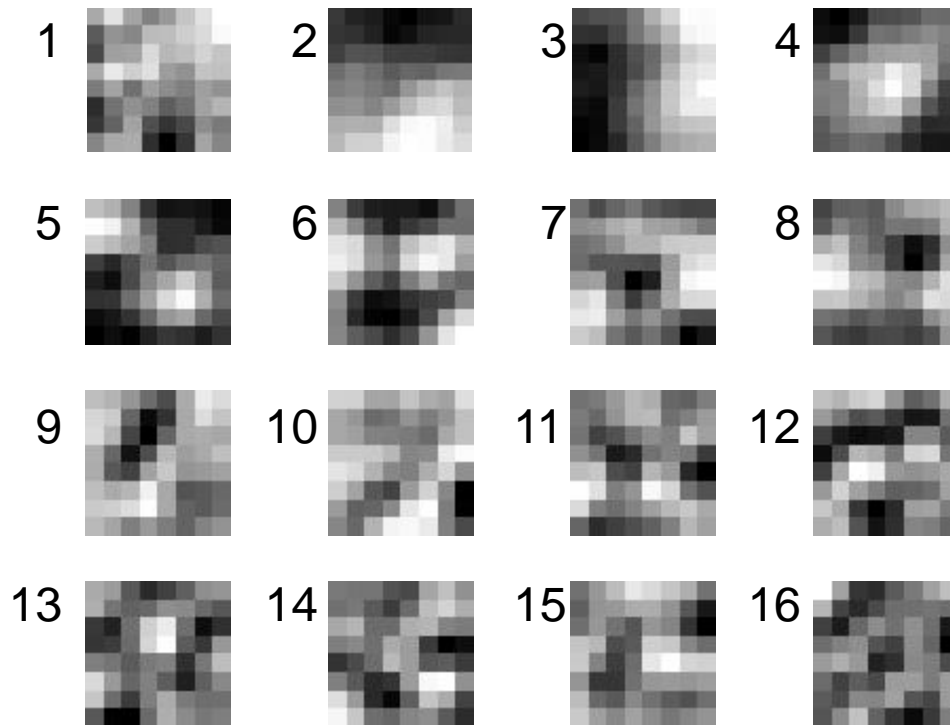
第1主成分ベクトルだけで近似した画像の拡大図

平均ベクトルが加算されているため、右図の
パターンが顕著に見えるわけではない

第1主成分ベクトル



画像の主成分分析例



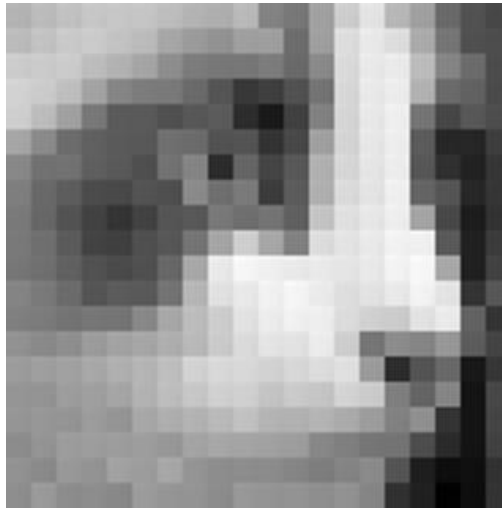
固有値スペクトル

固有値の大きい順に並べた
最初の16枚の主成分画像

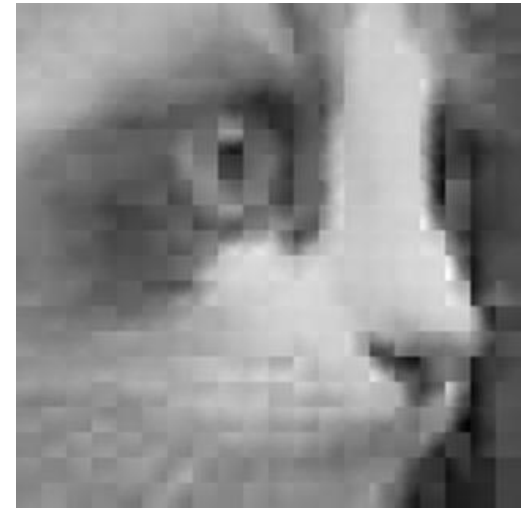
オリジナル



成分数：1
of synthesized components: 1



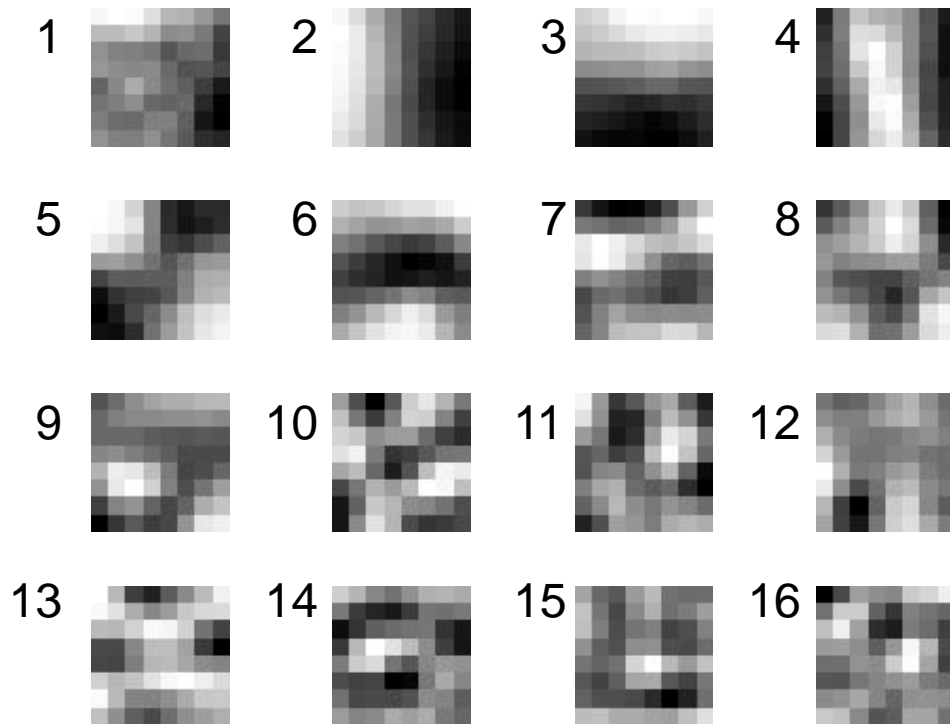
成分数：3
of synthesized components: 3



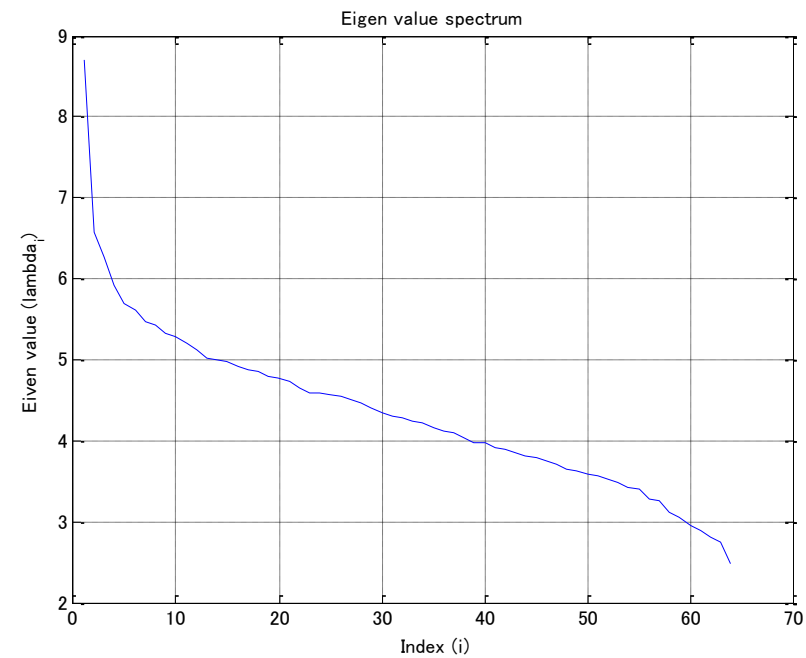
成分数：10

of synthesized components: 10

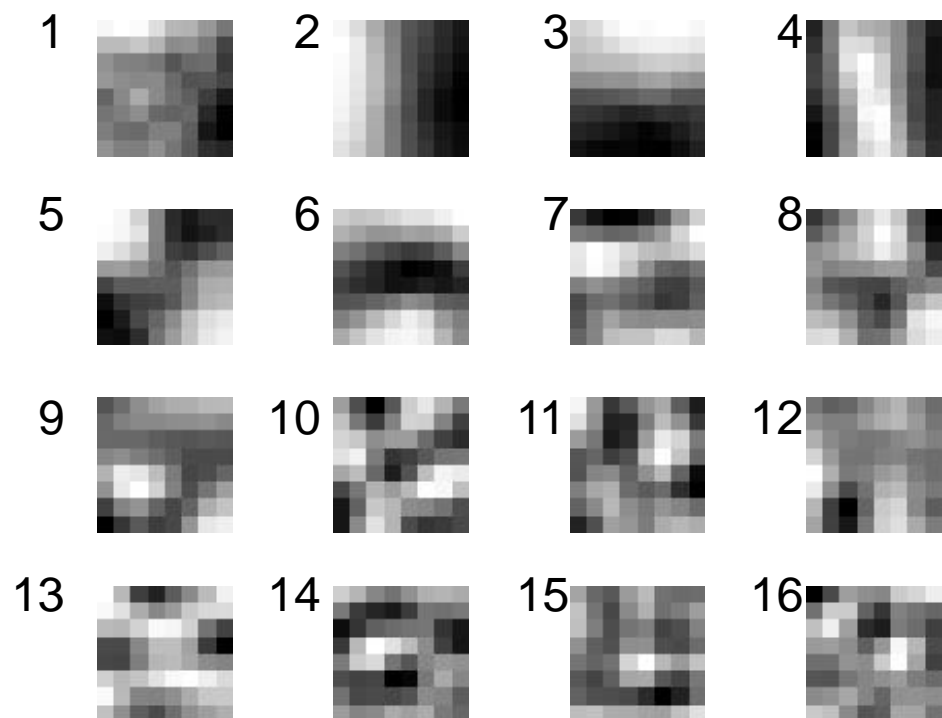
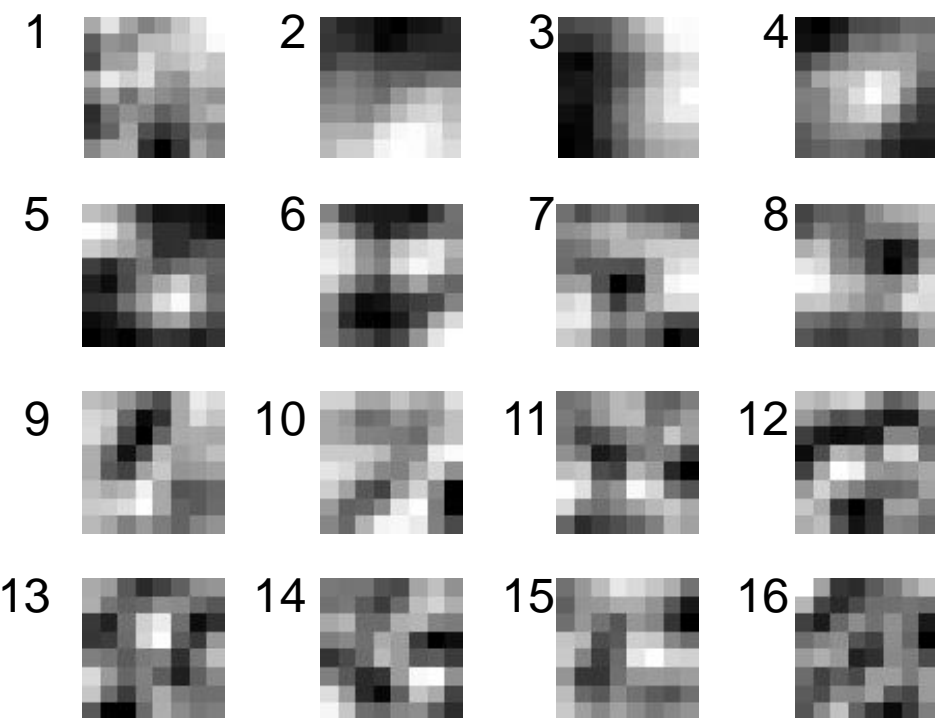




固有値の大きい順に並べた
最初の16枚の主成分画像



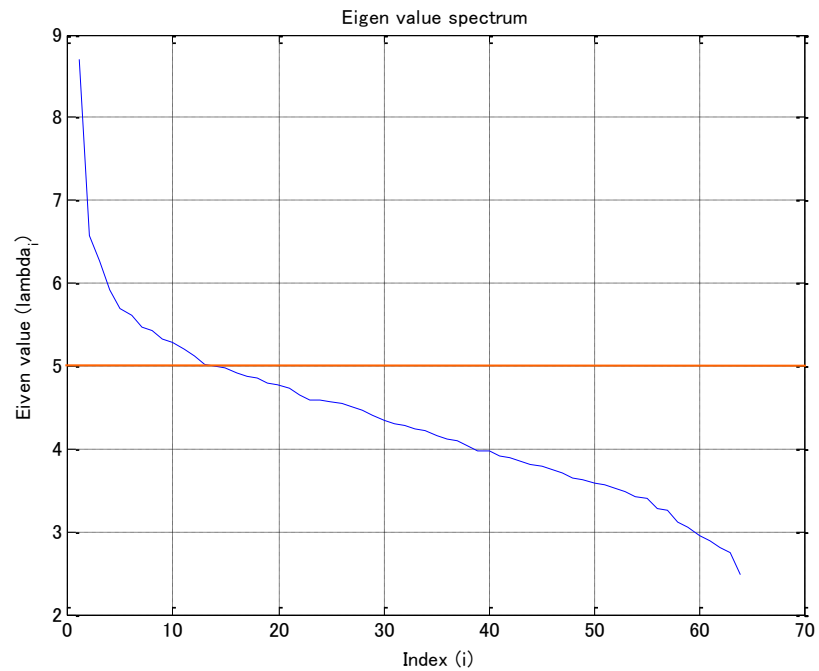
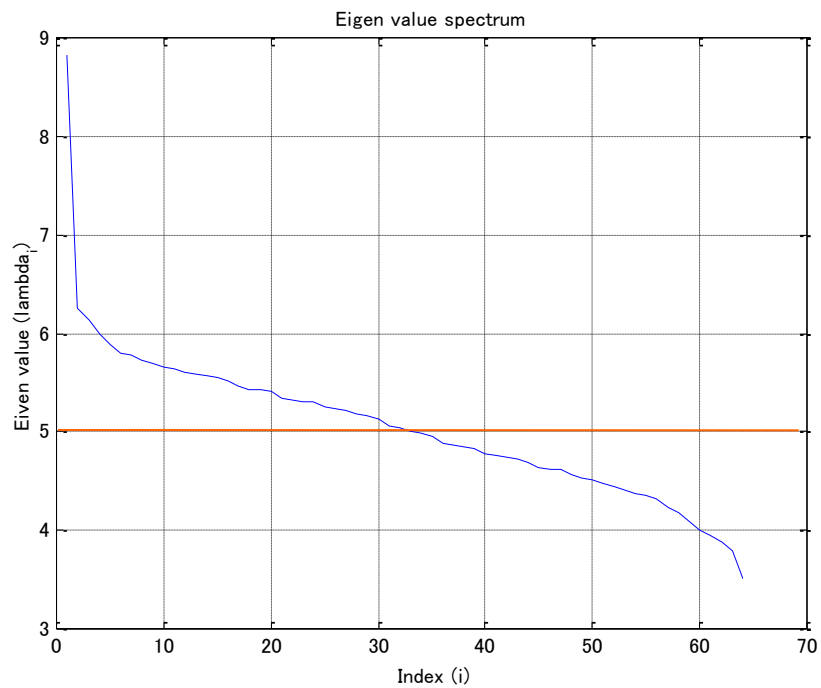
固有値スペクトル



固有値の大きい順に並べた
最初の16枚の主成分画像

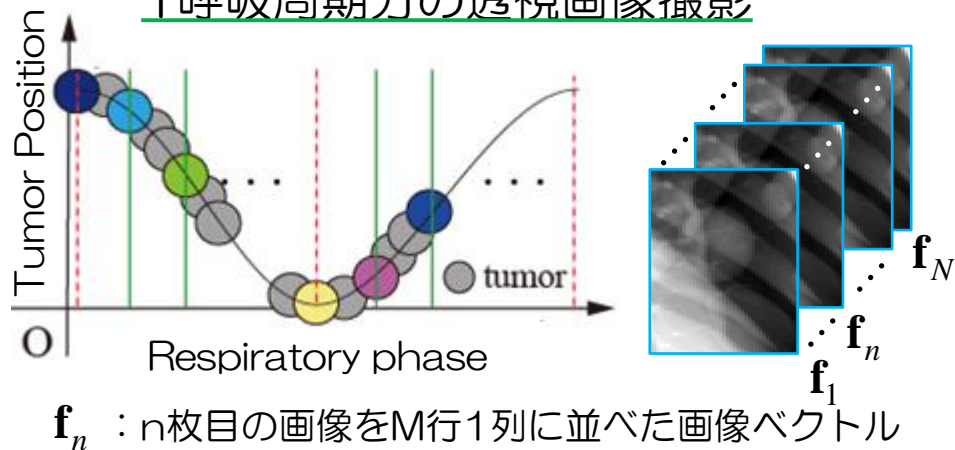
固有値の大きい順に並べた
最初の16枚の主成分画像

固有値スペクトルの比較

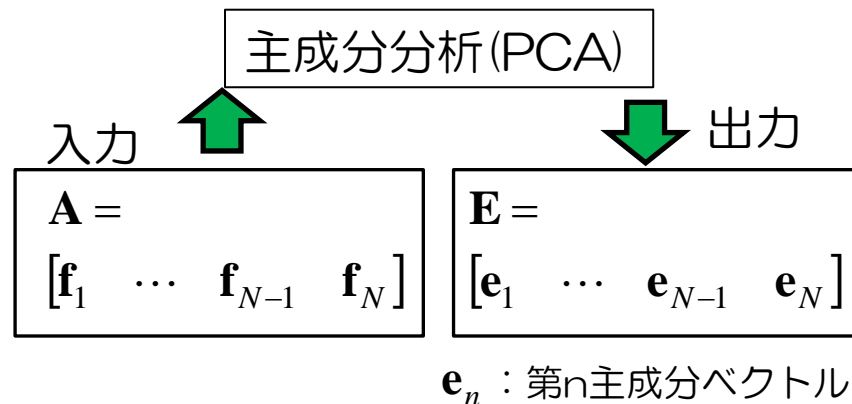


腫瘍トラッキング

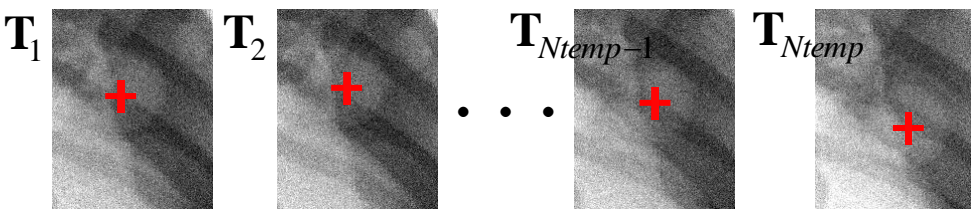
1呼吸周期分の透視画像撮影



主成分分析



マルチプルテンプレート



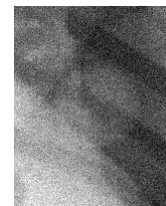
$$\text{CompT}_{ntemp} = \mathbf{K}^T \mathbf{T}_{ntemp}$$

$$\mathbf{K}^T = [\mathbf{e}_1 \ \cdots \ \mathbf{e}_{\text{dim}-1} \ \mathbf{e}_{\text{dim}}]^T \ (\text{dim} < N)$$

$$\text{CompT}_{ntemp} = [t_1 \ \cdots \ t_{\text{dim}-1} \ t_{\text{dim}}]$$

腫瘍検出

リアルタイム
入力画像
Input



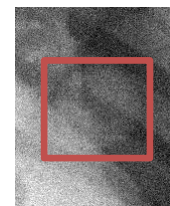
$$\text{CompI} = \mathbf{K}^T \text{Input}$$

$$\mathbf{K}^T = [\mathbf{e}_1 \ \cdots \ \mathbf{e}_{\text{dim}-1} \ \mathbf{e}_{\text{dim}}]^T \ (\text{dim} < N)$$

$$\text{CompI} = [i_1 \ \cdots \ i_{\text{dim}-1} \ i_{\text{dim}}]$$

類似度演算

腫瘍位置検出



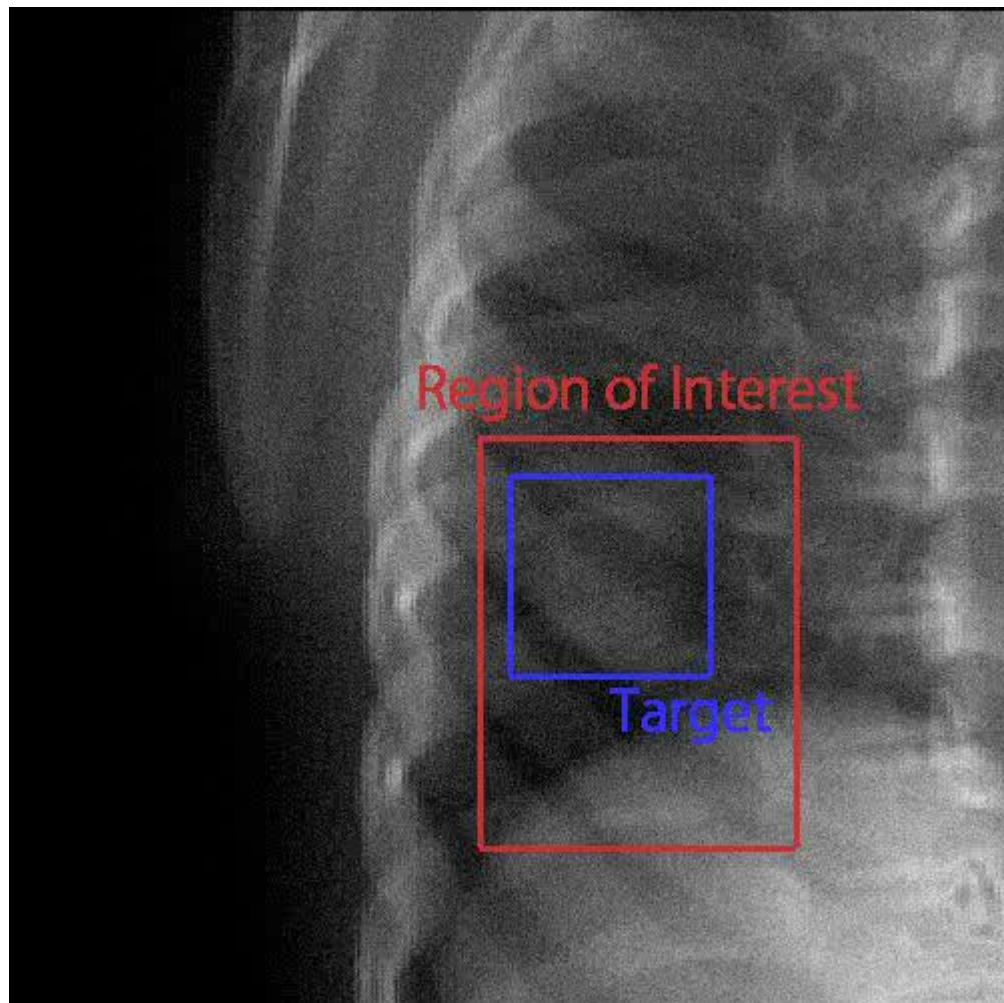
(例) CompT_1 を視覚化, $\text{dim} = 50$ (※画像処理済み)



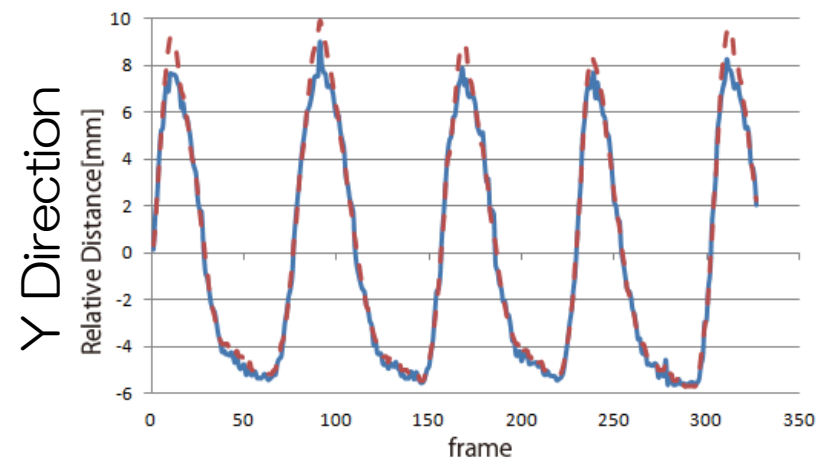
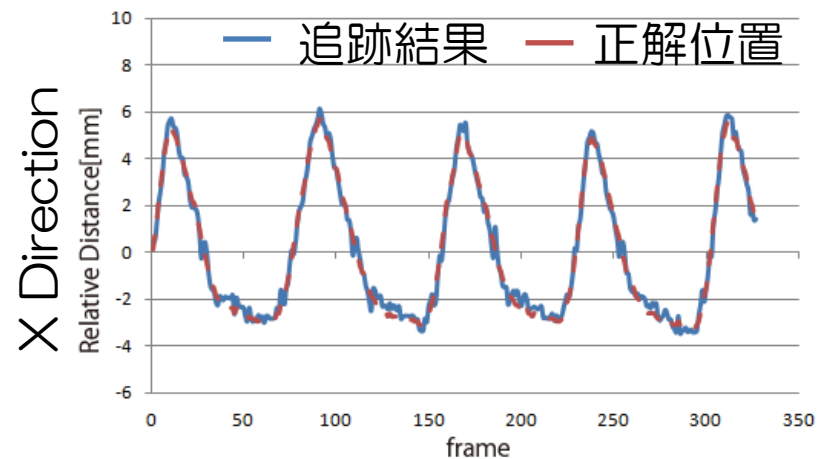
トラッキング結果

x
y

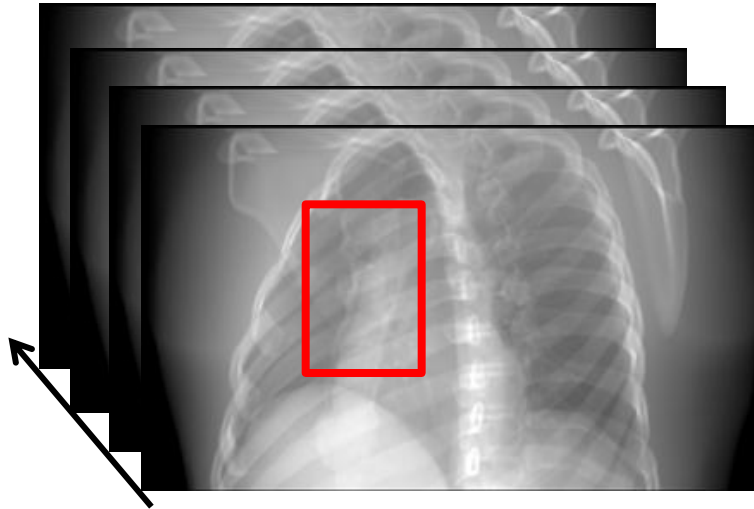
□:トラッキング結果



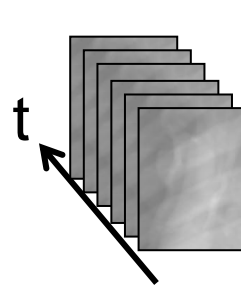
トラッキング軌跡



Preparation



Series of the projection image



ROI images

$$f_{learn,t} \triangleq f_{learn}(x, y; t)$$

Vector representation

M : Number of bins
 T : A cycle of breath
 t_w : duration of a bin
 $t_w = T/M$

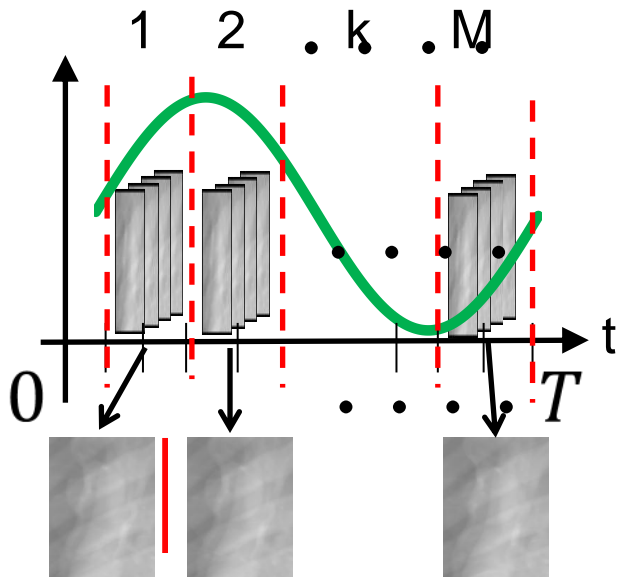
Calculate PCA using

$$\{f_{learn,t} | t = 1 \sim T\}$$



$$E = [e_1 \quad \dots \quad e_L]$$

Prior to radiotherapy, each patient breathes on the treatment table. A series of X-ray projection images are captured during breathing. Then multiple templates are generated.

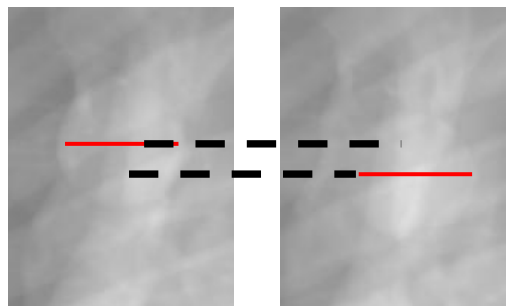


Average the images in k th respiratory phase bin.

$$\bar{f}_{learn,k} \triangleq \sum_{m=1}^{tw} f_{learn,tw(k-1)+m/tw}$$



Generate more templates by shifting the averaged image by small amounts for each bin:



$$\bar{f}_{learn,k,i,j} \triangleq \bar{f}_{learn,k}(x + i\Delta x, y + j\Delta y)$$

$$i = 1, \dots, I$$

$$j = 1, \dots, J$$

$$\bar{\mathbf{f}}_{learn,k,i,j} \triangleq \bar{\mathbf{f}}_{learn,k} (x + i\Delta x, y + j\Delta y)$$

$$i = 1, \dots, I$$

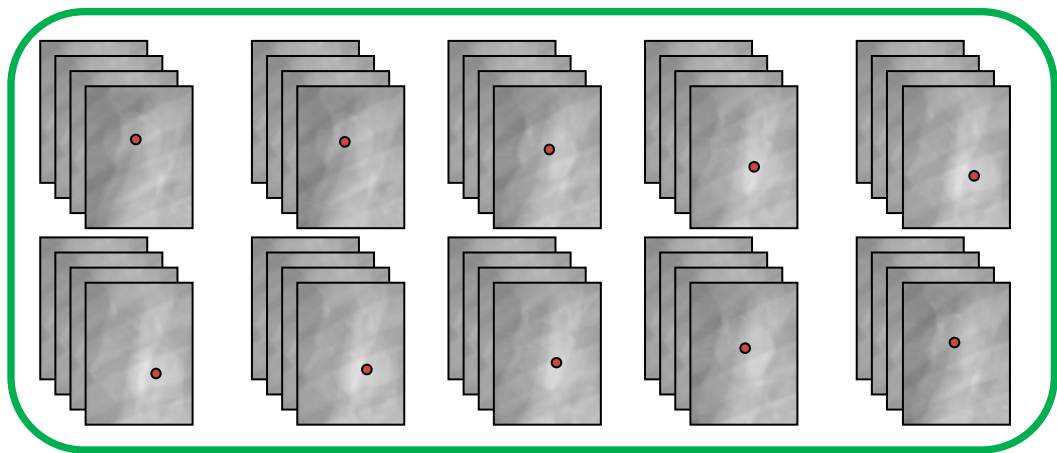
$$j = 1, \dots, J$$



Define the target position for each template



$$\mathbf{r}_{k,i,j} = (x_{k,i,j}, y_{k,i,j})$$



Reducing template image dimension using principal component analysis (PCA)



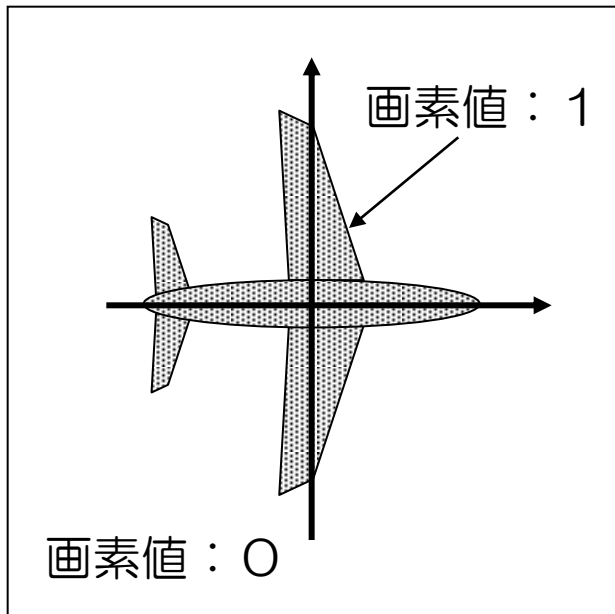
Multiple template

Use $\{\mathbf{g}_{learn,k,i,j}\}$ as templates

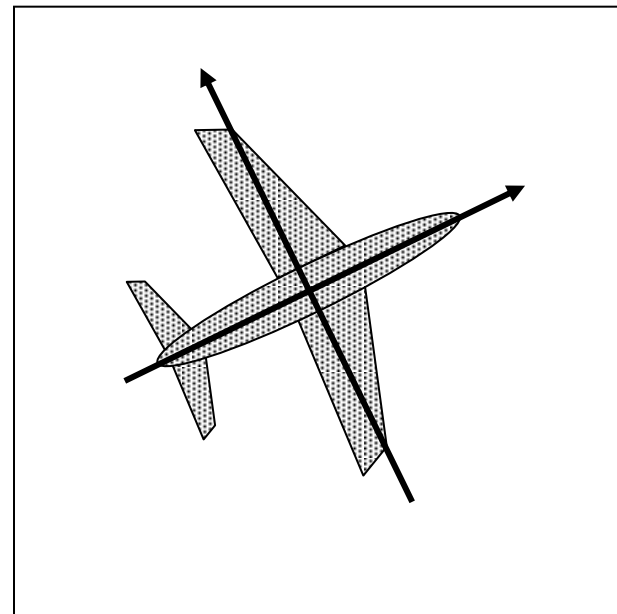
$$\mathbf{g}_{learn,k,i,j} = \mathbf{E}^t \bar{\mathbf{f}}_{learn,k,i,j}$$

$$\mathbf{g}_{learn,k,i,j}$$

2値画像



2値画像



画素値 1 のプロットの共分散行列
から主成分方向とばらつきを算出

画素値 1 のプロットの共分散行列
から主成分方向とばらつきを算出



- 固有値 (λ_1, λ_2) からパターン的一致度がわかる
- 固有ベクトルの方向から物体の回転が検出できる