

画像データ行列の 直交変換・分解

フーリエ変換を
行列計算として表すことで
見えてくるもの

行列計算としてのフーリエ変換 (1 / 2)

• 離散フーリエ変換

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-i2\pi \frac{k}{N} n}$$

周期 k/N の波を
乗じて、総和を計算



入力信号に対して、
基本となる係数 F_N を
 $n k$ 乗した値を乗じている
ともみなせる

$$y(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) (F_N)^{nk} \quad F_N = \exp(-i2\pi/N)$$



x と y を配列とみなして
インデックスを $k=1$
から開始する場合
 $x(0) \rightarrow x[1], y(0) \rightarrow y[1]$

$$y[k] = \sum_{n=1}^N x[n] F_N^{(n-1)(k-1)}$$

行列計算としてのフーリエ変換 (2 / 2)

- 線形和の計算 \rightarrow 行列演算で書ける

$$\forall_k y[k] = \sum_{n=1}^N x[n] F_N^{(n-1)(k-1)}$$



- フーリエ変換行列

$$\begin{pmatrix} y[1] \\ y[2] \\ \vdots \\ y[k] \\ \vdots \\ y[N] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} F_N^{0 \cdot 0} & F_N^{1 \cdot 0} & \dots & F_N^{(n-1) \cdot 0} & \dots & F_N^{(N-1) \cdot 0} \\ F_N^{0 \cdot 1} & F_N^{1 \cdot 1} & \dots & F_N^{(n-1) \cdot 1} & \dots & F_N^{(N-1) \cdot 1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_N^{0 \cdot (k-1)} & F_N^{1 \cdot (k-1)} & \dots & F_N^{(n-1)(k-1)} & \dots & F_N^{(N-1)(k-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_N^{0 \cdot (N-1)} & F_N^{1 \cdot (N-1)} & \dots & F_N^{(n-1)(N-1)} & \dots & F_N^{(N-1)(N-1)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x[1] \\ x[2] \\ \vdots \\ x[n] \\ \vdots \\ x[N] \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{y} = \mathcal{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{F}\mathbf{x}$$

行列計算としての逆フーリエ変換 (1 / 2)

- 離散逆フーリエ変換

虚数の符号が反転する

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} y(k) e^{i2\pi \frac{k}{N} n}$$



入力信号に対して、
基本となる係数 W を
 $-nk$ 乗した値を乗じている
ともみなせる

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N y(k) (F_N)^{-nk} \quad F_N = \exp(-i2\pi/N)$$



x と y を配列とみなして
インデックスを $k=1$
から開始する場合
 $x(0) \rightarrow x[1]$, $y(0) \rightarrow y[1]$

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y[k] F_N^{-(n-1)(k-1)}$$

行列計算としての逆フーリエ変換（2 / 2）

- 逆フーリエ変換行列

$$\begin{pmatrix} x[1] \\ x[2] \\ \vdots \\ x[n] \\ \vdots \\ x[N] \end{pmatrix} = \frac{1}{N} \begin{pmatrix} F_N^{-0 \cdot 0} & F_N^{-1 \cdot 0} & \cdots & F_N^{-(n-1) \cdot 0} & \cdots & F_N^{-(N-1) \cdot 0} \\ F_N^{-0 \cdot 1} & F_N^{-1 \cdot 1} & \cdots & F_N^{-(n-1) \cdot 1} & \cdots & F_N^{-(N-1) \cdot 1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_N^{-0 \cdot (k-1)} & F_N^{-1 \cdot (k-1)} & \cdots & F_N^{-(n-1) \cdot (k-1)} & \cdots & F_N^{-(N-1) \cdot (k-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_N^{-0 \cdot (N-1)} & F_N^{-1 \cdot (N-1)} & \cdots & F_N^{-(n-1) \cdot (N-1)} & \cdots & F_N^{-(N-1) \cdot (N-1)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y[1] \\ y[2] \\ \vdots \\ y[k] \\ \vdots \\ y[N] \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{x} = \mathcal{F}(\mathbf{y}) = \mathbf{F}^{-1} \mathbf{y}$$

補足：

フーリエ変換行列と逆フーリエ変換行列の関係

- 共に対称行列

- 対角線を基準として，対称位置に同じ係数が現れる。

$$\mathbf{F}_v = \begin{pmatrix} F_N^{0 \cdot 0} & F_N^{1 \cdot 0} & F_N^{2 \cdot 0} & \cdots & F_N^{(N-1) \cdot 0} \\ F_N^{0 \cdot 1} & F_N^{1 \cdot 1} & F_N^{2 \cdot 1} & \cdots & F_N^{(N-1) \cdot 1} \\ F_N^{0 \cdot 2} & F_N^{1 \cdot 2} & F_N^{2 \cdot 2} & \cdots & F_N^{(N-1) \cdot 2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_N^{0 \cdot (N-1)} & F_N^{1 \cdot (N-1)} & F_N^{2 \cdot (N-1)} & \cdots & F_N^{(N-1) \cdot (N-1)} \end{pmatrix}$$

逆行列が簡単に求まる特殊な行列であり，逆変換が計算しやすいことを意味する。

- ユニタリ行列（複素数での直交行列）

- 逆行列が，複素共役転置で表される。
- 対称行列であるので，**複素数の符号を反転したもの。**

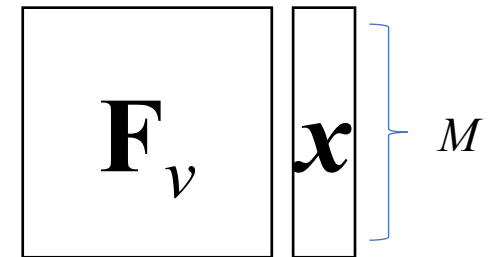
$$\mathbf{F}^{-1} = \frac{1}{N} \mathbf{F}^H = \frac{1}{N} \overline{\mathbf{F}}^\top = \frac{1}{N} \overline{\mathbf{F}}$$

補足： なぜフーリエ変換を行列演算で表さない？

- フーリエ変換を行列で表すと線形代数との関係が顕著になるが・・・
 - 線形代数の恩恵を受けられる

- なぜ使わない？

- 行列サイズが大きくなる傾向があり、計算時に行列（配列）を用意したくない。



- 計算と実装は別

- 計算の理解には線形代数を用いるが、実際の計算には行列演算を用いない。

サイズ M のデータに対して、行列サイズは $M \times M$ と膨大になる

行ベクトルのフーリエ変換 (1 / 3)

- `X = magic(3);` % 何らかの行列を生成 (ここでは魔法陣行列)

% ある 1 列の行ベクトルのみに対して, フーリエ変換

`x = X(:,1)`

`M = length(x);`

% フーリエ変換 (組み込み関数版)

`fft(x)`

% フーリエ変換行列

`k = 0:M-1; m = 0:M-1;`

`Fv = exp((complex(0,-2*pi)/M) * k' * m);`

`y = Fv*x`

$$\begin{aligned} F_M^{km} &= \exp(-i2\pi/M)^{(k-1)(m-1)} \\ &= \exp(-i2\pi \frac{(k-1)}{M} (m-1)) \end{aligned}$$

行列の縦,横のサイズを
M, N と表したいので,
N の代わりに M を用いた

行ベクトルのフーリエ変換（2 / 3）

- % 逆フーリエ変換

`ifft(y)`

% 行列バージョン

`1/M * conj(Fv) * y`

% 逆行列との比較

`inv(Fv)`

`1/M * conj(Fv)`

% フーリエ変換行列と逆フーリエ変換の乗算

`1/M * Fv' * Fv`

% 単位行列になる

行ベクトルのフーリエ変換 (3 / 3)

- % 全ての行に対してフーリエ変換

```
fft(X,[],1)
```

[] は引数を指定しない
という意味
引数のパターンでモードを変えている
1 は垂直方向を表す. 水平方向の場合は 2

```
% フーリエ変換行列を用いるバージョン
```

```
Y = Fv*X
```

```
% 逆フーリエ変換
```

```
1/M * conj(Fv) * Y
```

$$\begin{bmatrix} y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \end{bmatrix}$$

一行を計算

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X} \end{bmatrix}$$

まとめて計算

列ベクトルのフーリエ変換 (1 / 2)

- 転置を考える

縦方向への
フーリエ変換

$$\boxed{\begin{array}{|c|} \hline \mathbf{Y} \\ \hline \end{array}} = \mathbf{F}_v \boxed{\begin{array}{|c|} \hline \mathbf{X} \\ \hline \end{array}}$$



行列を
転置して計算し

$$\boxed{\begin{array}{|c|} \hline \mathbf{Y}^T \\ \hline \end{array}} = \mathbf{F}_h \boxed{\begin{array}{|c|} \hline \mathbf{X}^T \\ \hline \end{array}}$$

計算結果をもと
に戻せば



横方向に
フーリエ変換が
行われる

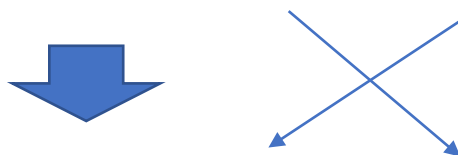
$$\boxed{\begin{array}{|c|} \hline \mathbf{Y} \\ \hline \end{array}}$$

\mathbf{F}_v と \mathbf{F}_h はサイズが異なるため、
同種のフーリエ変換行列ではあるが、
異なる行列である。

列ベクトルのフーリエ変換 (2 / 2)

- フーリエ変換行列を転置

$$\boxed{\mathbf{Y}^T} = \boxed{\mathbf{F}_h} \boxed{\mathbf{X}^T}$$



$$\boxed{\mathbf{Y}} = \boxed{\mathbf{X}} \boxed{\mathbf{F}_h^T}$$

$$(\mathbf{Y}^T)^T = (\mathbf{F}_h \mathbf{X}^T)^T$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} \mathbf{F}_h^T$$

逆順になりつつ
転置がかかる

Fは虚数を含む。虚数行列の転置には、
転置と共役複素転置（転置＋虚数の符号を反転）がある。
ここでは単なる転置となる。

列ベクトルのフーリエ変換

- % ある1行の行ベクトルのみに対して, フーリエ変換

```
x = X(1,:)
```

```
N = length( x );
```

```
% フーリエ変換 (組み込み関数版)
```

```
fft(x)
```

```
% フーリエ変換行列
```

```
k = 0:N-1;  n = 0:N-1;
```

```
Fh = exp( (complex(0,-2*pi)/N) * k' *n );
```

```
x * Fh.'
```

```
% 全ての列に対するフーリエ変換
```

```
fft( X, [], 2 )
```

```
X * Fh.'
```

2次元フーリエ変換を行列で表すと

- 各行に対する フーリエ変換 と
各列に対する フーリエ変換 で表される
 - 画像に対するフーリエ変換とは,
画像を行列とみなして,
両側からフーリエ変換行列を乗ずる変換とみなせる

フーリエ変換

$$y(k, l) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} x(m, n) e^{-i2\pi \frac{k}{M} m} e^{-i2\pi \frac{l}{N} n}$$

逆フーリエ変換

$$x(m, n) = \frac{1}{MN} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} y(k, l) e^{i2\pi \frac{k}{M} m} e^{i2\pi \frac{l}{N} n}$$

$$\boxed{\mathbf{Y}} = \boxed{\mathbf{F}_v} \boxed{\mathbf{X}} \boxed{\mathbf{F}_h^\top}$$

$$\boxed{\mathbf{X}} = \boxed{\mathbf{F}_v^{-1}} \boxed{\mathbf{Y}} \boxed{\mathbf{F}_h^{-\top}}$$

$\frac{1}{M} \bar{\mathbf{F}}_v^\top$ $\frac{1}{N} \bar{\mathbf{F}}_h$

二次元フーリエ変換

- % フーリエ変換

% 組み込み関数版

`fft2(X)`

% 行列計算バージョン

`Y = Fv * X * Fh.'`

% 逆フーリエ変換

% 組み込み関数版

`ifft2(Y)`

% 行列計算バージョン

`(1/M)*conj(Fv).' * Y * (1/N)*conj(Fh)`

3 つに分解された行列
が意味するもの

行列の直交分解 (1 / 2)

- \mathbf{X} という行列を,
 $\mathbf{U}, \mathbf{Y}, \mathbf{V}$ という 3 つの行列に分解しているともみなせる.

$$\boxed{\mathbf{X}} = \boxed{\mathbf{F}_v^{-1}} \boxed{\mathbf{Y}} \boxed{\mathbf{F}_h^{-\top}}$$



$$\boxed{\mathbf{X}} = \boxed{\mathbf{U}} \boxed{\mathbf{Y}} \boxed{\mathbf{V}^{\top}}$$

両側に
直交行列

行列の直交分解 (1 / 2)

- 両側を直交行列で挟まれる場合、次のようにも計算ができる。

$$\mathbf{X} = \sum_i \sum_j y(i, j) \mathbf{u}_i \mathbf{v}_j^T$$

The diagram illustrates the decomposition of matrix \mathbf{X} into a sum of outer products. At the top, the matrix \mathbf{X} is shown as a sum over i, j of three components: a vertical blue bar representing vector \mathbf{u}_i (labeled i), a red square representing the scalar $y(i, j)$ (labeled i, j), and a horizontal blue bar representing vector \mathbf{v}_j^T (labeled j). Blue arrows point from the vertical bar and the red square to a diagram below. This diagram shows a vertical blue bar, a horizontal blue bar, and a large blue square, with a blue arrow pointing from the horizontal bar to the large square. To the right of the large square is a red square, followed by a multiplication symbol \times . Below the large square is the text "ある数値パターンが生成される" (A numerical pattern is generated). To the right of the red square is the text "そのパターンをスケールする" (Scale the pattern).

分解された行列の合成

- `U = inv(Fv);`
`V = inv(Fh);`

```
X = zeros( size( Y ) );
```

```
for j = 1:N  
    for i = 1:M
```

```
        ui = U(:,i);  
        vj = V(:,j);  
        yij = Y(i,j);
```

```
        X = X + yij * ui * vj.';
```

```
    end
```

```
end
```

```
X % 結果を表示
```

実際の画像データを用いて

```
• X = imread(' ../images/face8.jpg' );  
  X = im2double( X );  
  X = rgb2gray( X );  
  figure(1), imshow( X );
```

```
[M,N] = size( X );
```

% フーリエ変換行列の作成

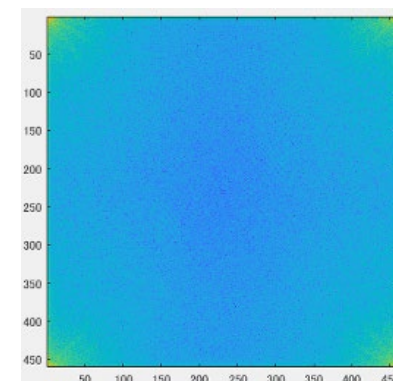
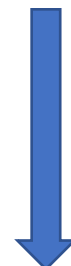
```
DFTmtx = @(M) ...  
    exp( complex(0,-2*pi)/M * (0:M-1)' * (0:M-1) );
```

```
Fv = DFTmtx( M );
```

```
Fh = DFTmtx( N );
```

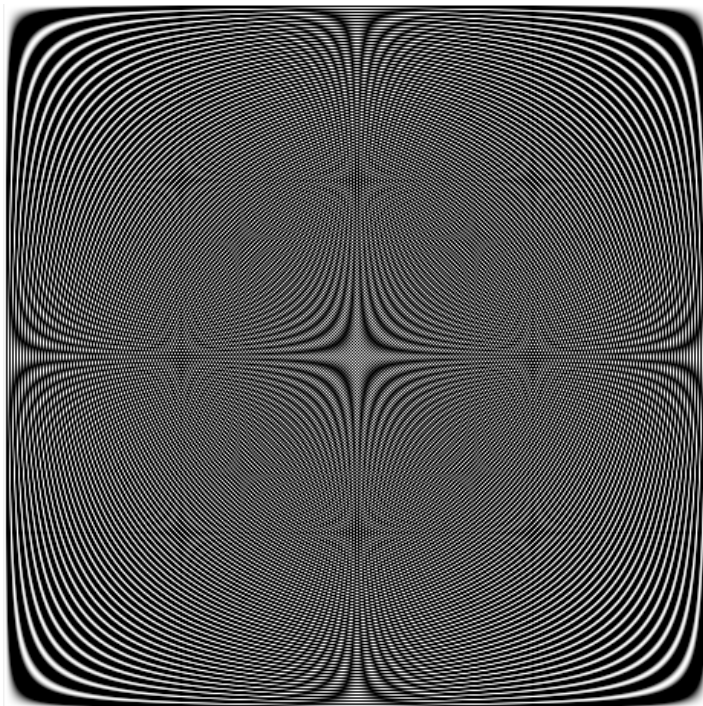
% フーリエ変換

```
Y = Fv*X*Fh.';  
figure(2), imagesc( log( abs(Y) + 0.01 ) );
```

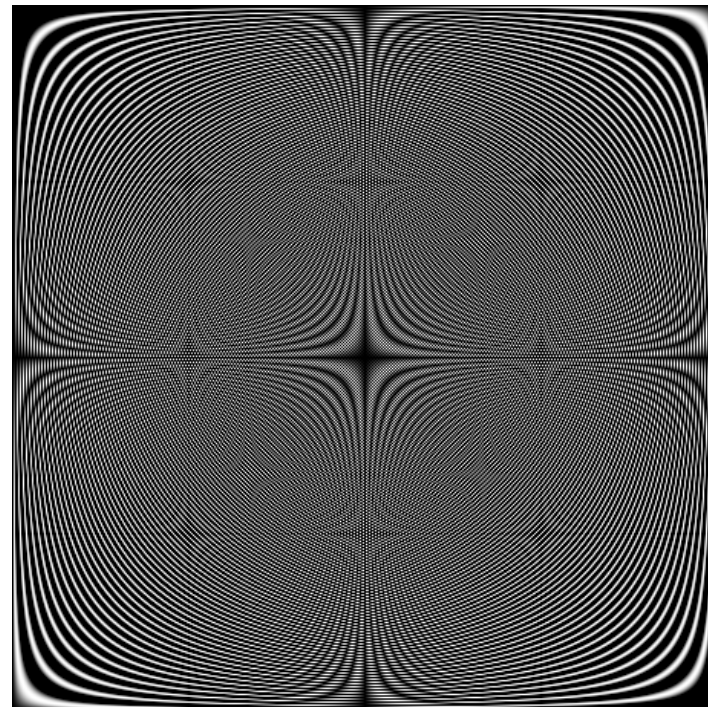


\mathbf{F}_v と \mathbf{F}_h^T はどのような行列か？

- `figure(3), imshow([real(Fv), imag(Fv)]);`
 `figure(4), imshow([real(Fh.'), imag(Fh.')]);`



\mathbf{F}_v の実数部分



\mathbf{F}_v の虚数部分

\mathbf{U} と \mathbf{V}^T はどのような行列か？

- % 逆フーリエ変換行列

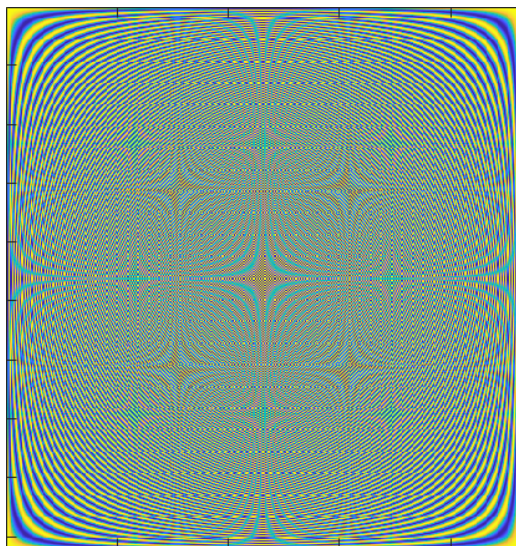
```
U = 1/M * conj( Fv );
```

```
V = 1/N * conj( Fh );
```

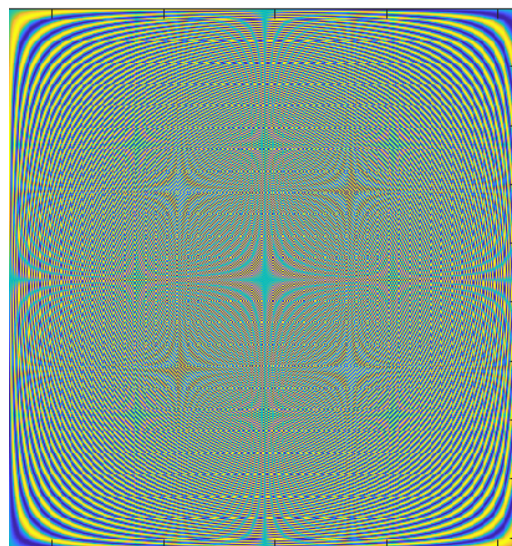
% さほど変わらない

```
figure(5), imagesc( [real( U ), imag( U )] );
```

```
figure(6), imagesc( [real( V.'), imag( V.')] );
```



\mathbf{U} の実数部分



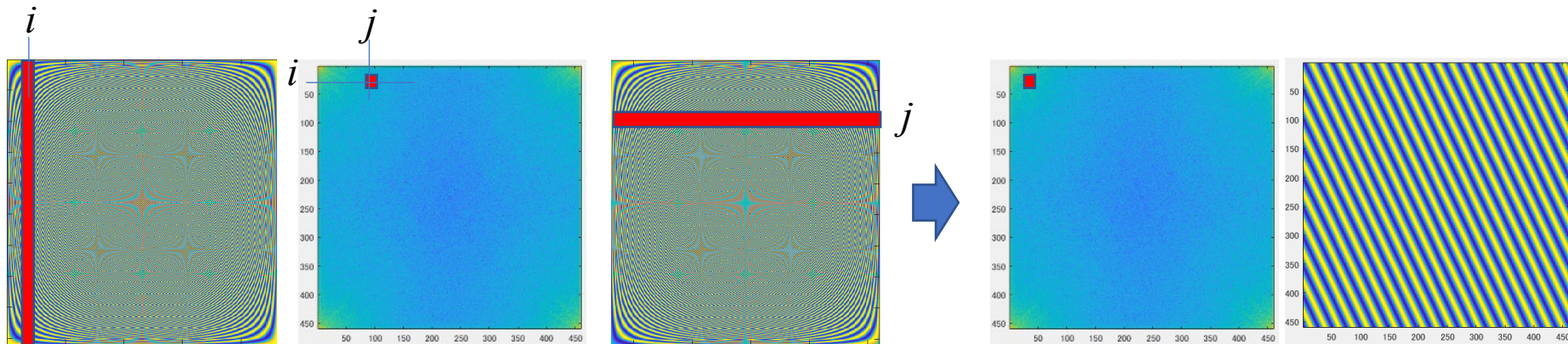
\mathbf{U} の虚数部分

分解された行列の合成

- `i = 10; j = 20; % の計算を行ってみる`
`ui = U(:,i); vj = V(:,j); yij = Y(i,j);`

`uvt = ui * vj. '; % パターン`
`Z = yij * uvt;`

`figure(7), imagesc([real(uvt), imag(uvt)]);`
`figure(8), imagesc(real(Z)); axis image;`



赤い部分を取り出して計算すると

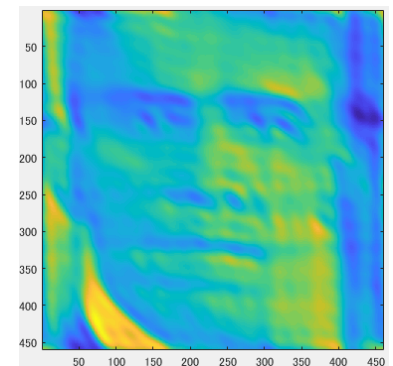
あるパターンが
生成される

For 文で累積和を計算してみる

```
• Z = zeros( size(X) );  
  for j = 1:20  
    for i = 1:20  
      ui = U(:,i);  
      vj = V(:,j);  
      yij = Y(i,j);  
  
      uvt = ui * vj.'; % パタン  
      Z = Z + yij * uvt;
```

```
% 高速にパタンが変わり，明滅するので，注視しすぎないように  
%figure(7), imagesc( [real(uvt), imag(uvt)] );  
figure(8), imagesc( real(Z) ); axis image;  
drawnow;
```

```
end  
end
```



他の類似な
行列の分解法として

特異値分解

行列の特異値分解

- 特異値分解 (SVD: singular value decomposition)
- 行列を \mathbf{U} , \mathbf{D} , \mathbf{V}^T という 3 つの行列に分解する
 - \mathbf{D} は対角行列, 対角に特異値が並ぶ
 - \mathbf{U} と \mathbf{V} は直交行列, 各行に特異ベクトルが並ぶ

$$\mathbf{X} = \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V}^T$$

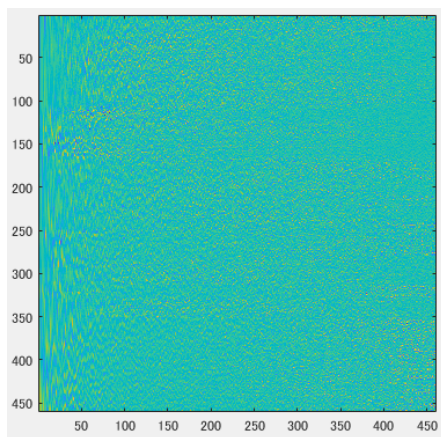
対角にのみ
値をもつ

$$\mathbf{X} = \sum_i d(i, i) \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$$
$$\mathbf{X} = \sum_i \begin{array}{|c|} \hline \text{blue bar} \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \text{blue square } (i,i) \\ \hline \end{array} \begin{array}{|c|} \hline \text{blue bar} \\ \hline \end{array}^i$$

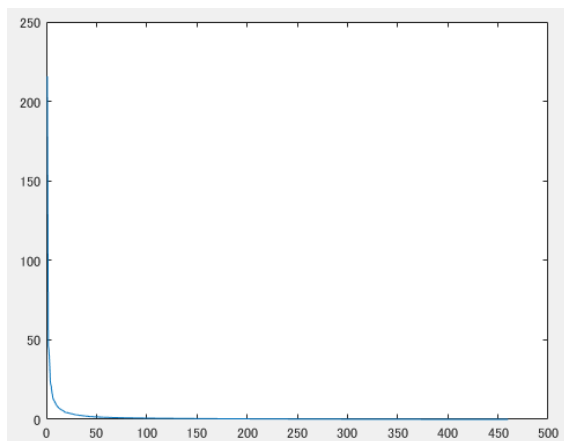
画像データ行列に対する SVD

- `[U,D,V] = svd(X);`

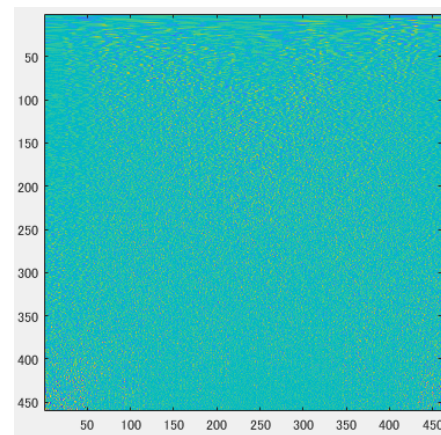
```
figure(9), imagesc( U ); axis image;  
figure(10), imagesc( V' ); axis image;  
figure(11), plot( diag( D ) );
```



U



D の対角値



V^T

- `Z = zeros(size(X));`

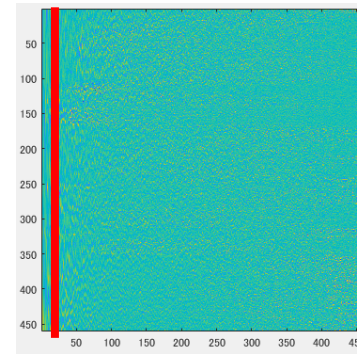
```
for i = 1:20  
    ui = U(:,i);  
    vi = V(:,i);  
    dii = D(i,i);
```

```
    uvt = ui * vi';  
    figure(12), imagesc( uvt );
```

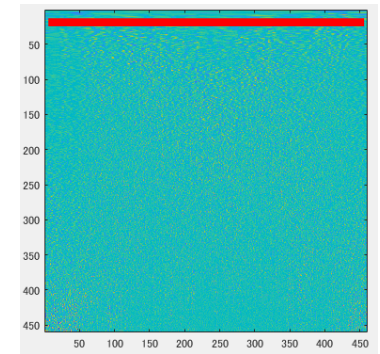
```
    Z = Z + dii * uvt;  
    figure(13), imagesc( Z );
```

```
    pause( 1.0 );
```

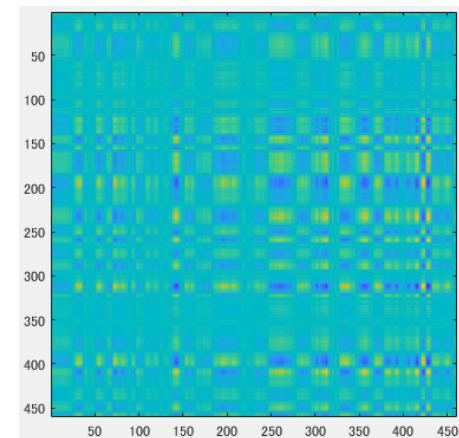
```
end
```



U



V^T



処理結果



5 個



1 0 個



2 0 個



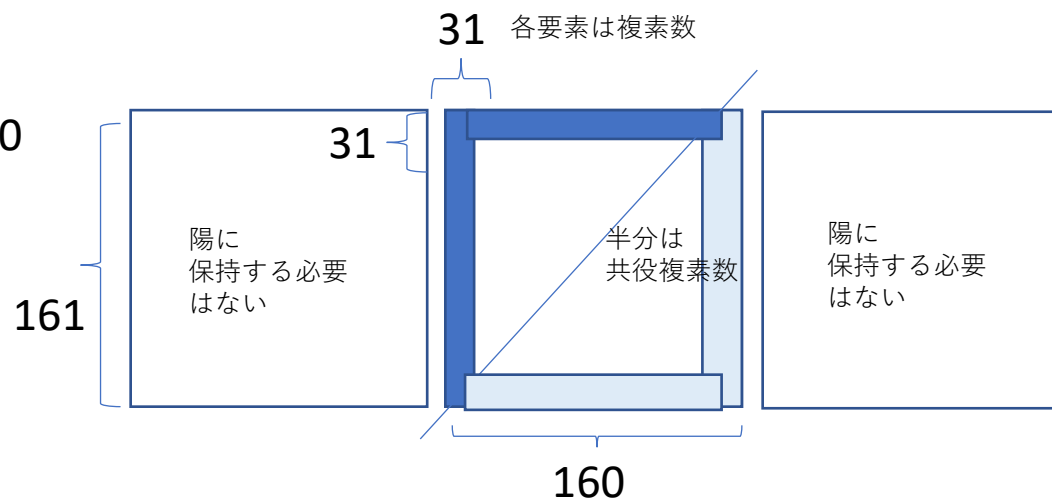
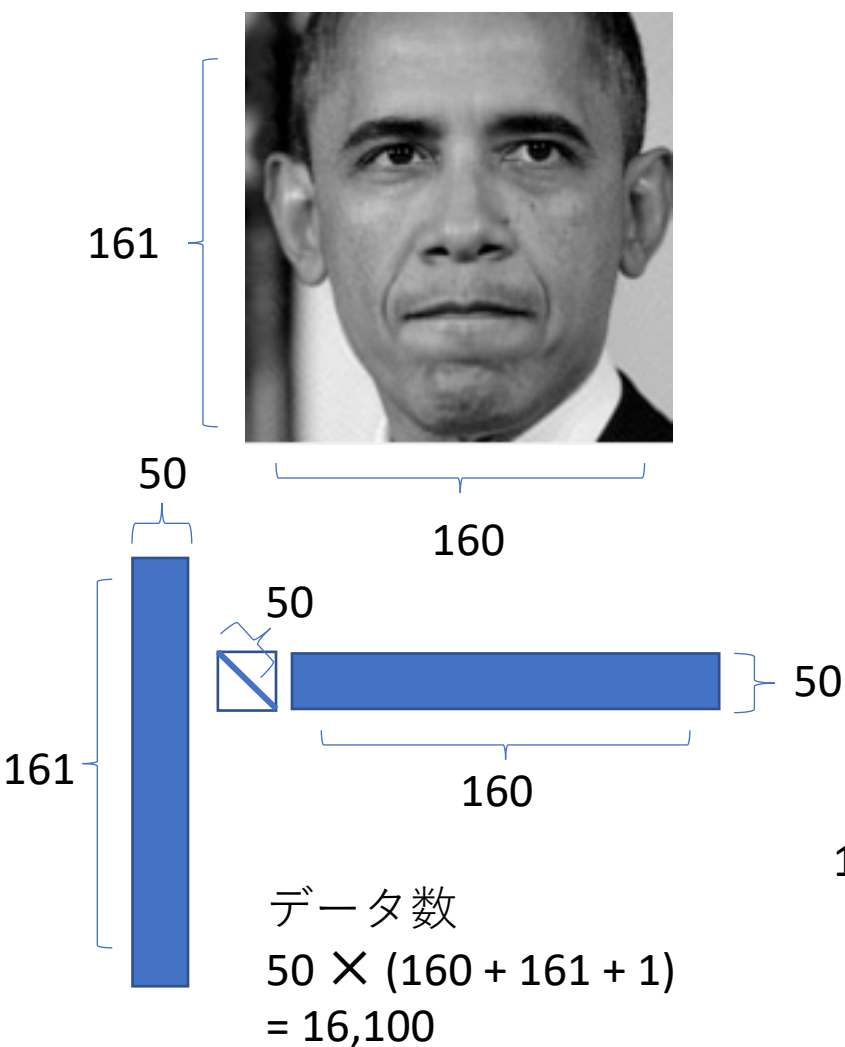
5 0 個

特異値・特異ベクトルの個数

補足： SVD vs DFT (1 / 3)

- SVD（特異値分解）のほうが少ないパターンでも復元能力が高い
- なぜ使わない？
 - 左右の行列 U と V を（一部ではあるが）陽に保持しておく必要がある。
 - 計算量が DFT よりも多い。
 - 低いデータ量の場合は，DFT の方が見た目が良い。
- DFT（フーリエ変換）の利点
 - U と V を \sin と \cos 関数から作り出せる。

補足： SVD vs DFT (2 / 3)



$$(161 \times 160 - (161 - 31 \times 2) \times (160 - 31 \times 2)) \div 2 \times 2 = 16156$$

補足： SVD vs DFT (3 / 3)

