

## Transformée de Fourier discrète 1D et 2D

Cours Perception, acquisition et analyse d'images (M2 MMA)

# Plan du cours

- 1 Transformée de Fourier discrète
- 2 Transformée de Fourier discrète des images numériques
- 3 TFD 2D et transformations géométriques des images

# Outline

- 1 Transformée de Fourier discrète
- 2 Transformée de Fourier discrète des images numériques
- 3 TFD 2D et transformations géométriques des images

## Signaux discrets : Cadre et notation

- Soit  $N \in \mathbb{N}^*$  un entier naturel non nul que l'on supposera être pair.
- On se place sur l'espace vectoriel  $\mathbb{C}^N$  des vecteurs  $u = (u_0, u_1, \dots, u_{N-1})$  à coefficients complexes à  $N$  coefficients **dont les indices sont numérotés de 0 à  $N - 1$** .
- Notation des coordonnées :  $u = (u_0, u_1, \dots, u_{N-1})$  ou notation fonctionnelle  $u = (u(0), u(1), \dots, u(N - 1))$ .
- On notera  $\Omega_N = \{0, 1, \dots, N - 1\}$  les valeurs des indices, *i.e.* le domaine spatial.

## Signaux discrets : Périodicité

- Un vecteur  $u \in \mathbb{C}^N$  est étendu sur  $\mathbb{Z}$  par  $N$ -périodicité, c'est-à-dire :

$$\forall n \in \mathbb{Z}, \quad u(n) = u(n \bmod N)$$

- On verra que c'est naturel vu la définition de la transformée de Fourier discrète...

## Signaux discrets : Echantillonnage de fonctions périodiques

- Etant donné une fonction  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$   $2\pi$ -périodique, on définit le vecteur échantillonné à  $N$  points de  $f$  par

$$\forall n \in \Omega_N, \quad u(n) = f\left(\frac{2\pi n}{N}\right).$$

- C'est compatible avec la  $N$ -périodicité des signaux :

$$f \text{ } 2\pi\text{-périodique} \implies u \text{ } N\text{-périodique}$$

# Transformée de Fourier discrète : Définition

## Définition (Transformée de Fourier discrète)

La transformée de Fourier discrète (TFD) est l'application linéaire

$$\begin{aligned}\mathcal{F} : \mathbb{C}^N &\rightarrow \mathbb{C}^N \\ u &\mapsto \hat{u} = (\hat{u}_0, \hat{u}_1, \dots, \hat{u}_{N-1})\end{aligned}$$

où pour tout  $k \in \Omega_N$ ,

$$\hat{u}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u_n e^{-\frac{2ikn\pi}{N}} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u_n \omega_N^{-kn}, \quad (1)$$

en posant

$$\omega_N = e^{\frac{2i\pi}{N}}.$$

- On remarque que  $\hat{u}_0$  n'est autre que la moyenne de  $u$ .

# Transformée de Fourier discrète inverse

## Proposition

La TFD  $\mathcal{F} : u \mapsto \hat{u}$  est un isomorphisme de  $\mathbb{C}^N$ . La matrice de la TFD dans la base canonique est égale à

$$A = \frac{1}{N} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & \omega_N^{-1} & \omega_N^{-2} & \dots & \omega_N^{-(N-1)} \\ 1 & \omega_N^{-2} & \omega_N^{-4} & \dots & \omega_N^{-2(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \omega_N^{-(N-1)} & \omega_N^{-2(N-1)} & \dots & \omega_N^{-(N-1)(N-1)} \end{pmatrix} = \frac{1}{N} (\omega_N^{-kl})_{0 \leq k, l \leq N-1}$$

Elle est donc proportionnelle à la matrice de Vandermonde associée au vecteur  $(1, \omega_N^{-1}, \omega_N^{-2}, \dots, \omega_N^{-(N-1)})$ . Cette matrice est inversible et

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & \omega_N^1 & \omega_N^2 & \dots & \omega_N^{N-1} \\ 1 & \omega_N^2 & \omega_N^4 & \dots & \omega_N^{2(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \omega_N^{N-1} & \omega_N^{2(N-1)} & \dots & \omega_N^{(N-1)(N-1)} \end{pmatrix} = (\omega_N^{kl})_{0 \leq k, l \leq N-1}.$$

# Transformée de Fourier discrète inverse

## Definition (TFD inverse)

La transformée de Fourier discrète inverse (TFD inverse) est l'application linéaire

$$\begin{aligned}\mathcal{F}^{-1} : \mathbb{C}^N &\rightarrow \mathbb{C}^N \\ u &\mapsto \mathcal{F}^{-1}(u) = \check{u} = (\check{u}_0, \check{u}_1, \dots, \check{u}_{N-1})\end{aligned}$$

où pour tout  $k \in \Omega_N$ ,

$$\check{u}_k = \sum_{n=0}^{N-1} u_n \omega_N^{kn}.$$

## Remarques

- La TFD et son inverse sont très proches. En effet, on a pour tout  $u \in \mathbb{C}^N$ ,

$$\mathcal{F}^{-1}(u) = N \overline{\mathcal{F}(\bar{u})}.$$

- Il n'y a d'ailleurs pas de convention universelle pour la distinction entre le TFD et la TFD inverse (ou encore savoir quelle transformée est divisée par  $N$ ). Cette ambiguïté se retrouve dans les différents algorithmes calculant la DFT.

## TP Transformée de Fourier discrète

- Dans Numpy, les relatives à la TFD sont implémentées dans le module `numpy.fft`. la TFD se calcule par la commande `fft` (pour fast Fourier transform) et son inverse par `ifft`.
- **Question:** Vérifier que `ifft` est bien l'inverse de `fft` (attention ce n'est pas toujours le cas dans certaine librairies !)
- **Question:** Calculer la DFT de signaux simples afin de déterminer la DFT calculée par Numpy. Est-ce la même définition que dans le cours ?

## Module et phase

### Vocabulaire :

- Le vecteur  $k \mapsto |\hat{u}_k|$  est appelé le **module** de la TFD de  $u$ , et noté  $|\hat{u}|$ .  
On parle aussi du module de  $u$  par abus de langage.
- Le vecteur  $k \mapsto \arg(\hat{u}_k)$  est appelé la **phase** de la TFD de  $u$ .

### Proposition

Si  $u \in \mathbb{R}^N$  est un vecteur à coefficients réels alors  $\hat{u}_0$  et  $\hat{u}_{-\frac{N}{2}} = \hat{u}_{\frac{N}{2}}$  sont réels et pour tous  $k \in \Omega_N \setminus \{0, \frac{N}{2}\}$ ,  $\hat{u}_{-k} = \overline{\hat{u}_k}$ .

En particulier, le module de  $u$  est une fonction paire et la phase de  $u$  est une fonction impaire.

Etant donné ces conditions de symétries, il est d'usage de travailler avec un domaine d'indice centré autour de 0 pour les indices des vecteur de la TFD. On distinguera donc le domaine spatial  $\Omega_N = \{0, 1, \dots, N-1\}$  et le domaine spectral

$$\hat{\Omega}_N = \left\{ -\frac{N}{2}, \dots, -1, 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1 \right\}$$

( $N$  indices dont la fréquence nulle est au centre).

## TP Transformée de Fourier discrète

On considère la fonction  $f$   $2\pi$ -périodique égale à l'indicatrice de l'intervalle  $[\frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{5}]$  sur  $[0, 2\pi[$ .

### Questions :

- 1 Définir la fonction  $f$  à l'aide d'une fonction Python `def f(x) :`
- 2 Calculer le vecteur échantillonné  $u$  de  $f$  pour  $N = 256$ .
- 3 Afficher le graphe de  $u$  ainsi que le graphe du module de  $u$  et celui de la phase de  $u$ . Que remarque-t-on ?
- 4 Recalculer la DFT de  $u$  à l'aide de `tfu = fftshift(fft(u))` ; et afficher à nouveau le graphe du module de  $u$ .
- 5 Afficher à nouveau le module de  $u$  en précisant les bonnes valeurs sur l'axe des abscisses.

# Polynômes trigonométriques

## Definition (Polynômes trigonométriques)

Un polynôme trigonométrique de degré inférieur ou égal à  $N$  est une fonction  $p : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$  de la forme

$$p(x) = \sum_{k=-N}^N c_k e^{ikx}.$$

où les  $c_k$  sont des nombres complexes appelés coefficients du polynôme trigonométrique  $p$ . On dit que  $p$  est de degré  $N$  si de plus  $c_{-N} \neq 0$  ou  $c_N \neq 0$ .

## Rappel : Formule de Fourier

- Les coefficients d'un polynôme trigonométrique sont donnés sous forme intégrale par ses coefficients de Fourier:

$$\forall k \in \mathbb{Z}, \quad c_k = c_k(p) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} p(x) e^{-ikx} dx.$$

(où on étend la définition des  $c_k$  à tout  $\mathbb{Z}$  par des 0)

# Polynômes trigonométriques et TFD

## Proposition

Soit  $u \in \mathbb{C}^N$ . Il existe un unique polynôme trigonométrique de la forme

$$p(x) = \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} c_k e^{ikx}$$

et dont les échantillons de  $p$  valent  $u$ , c'est-à-dire:  $\forall n \in \Omega_N, p\left(\frac{2n\pi}{N}\right) = u_n$ .

Les coefficients de ce polynôme sont donnés par la TFD de  $u$ :  $\forall k \in \hat{\Omega}_N, c_k = \hat{u}_k$ .

## Polynômes trigonométriques et TFD

### Corollaire (Calcul des coefficients d'un polynôme)

Si  $p$  est un polynôme trigonométrique de la forme

$$p(x) = \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} c_k e^{ikx},$$

alors les coefficients de  $p$  sont exactement calculables à partir des  $N$  échantillons  $u_n = p\left(\frac{2n\pi}{N}\right)$ .

- On a donc montré que

$$c_k = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} p(x) e^{-ikx} dx = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p\left(\frac{2n\pi}{N}\right) e^{-\frac{2ikn\pi}{N}}.$$

- Interprétation : Egalité entre l'intégrale sur le domaine continu  $[0, 2\pi]$  de la fonction  $x \mapsto \frac{1}{2\pi} p(x) e^{-ikx}$  et la somme de Riemann de cette fonction associée à la subdivision régulière  $\left\{ \frac{2n\pi}{N}, n \in \{0, \dots, N-1\} \right\}$ .
- S'étend à toutes les fonctions  $2\pi$ -périodiques ?

# Séries de Fourier, TFD et échantillonnage

## Proposition

Soit  $f$  une fonction  $2\pi$ -périodique intégrable sur  $[0, 2\pi]$ ,  $N \in \mathbb{N}^*$ , et  $u \in \mathbb{C}^N$  le vecteur échantillonné de  $f$ , c'est-à-dire le vecteur  $u$  tel que

$\forall n \in \Omega_N, u_n = f\left(\frac{2n\pi}{N}\right)$ . Alors, pour tout  $k \in \hat{\Omega}_N$ , le coefficient  $\hat{u}_k$  d'indice  $k$  de la TFD est l'approximation par la méthode des trapèzes du coefficient de Fourier  $c_k(f)$ .

- Vu la périodicité, on peut voir l'approximation comme la formule du point milieu sur l'intervalle  $[-\frac{1}{2N}, 2\pi - \frac{1}{2N}]$  donc l'erreur est de l'ordre de  $\frac{1}{N^2}$  pour une fonction suffisamment régulière.
- En fait on peut relier explicitement la TFD de l'échantillonné  $u$  de  $f$  avec les coefficients de Fourier de  $f$ ...

## Séries de Fourier, TFD et échantillonnage

## Proposition

Soit  $f$  une fonction  $2\pi$ -périodique dont la série de Fourier converge normalement, i.e.  $\sum_{n \in \mathbb{Z}} |c_n(f)| < +\infty$ , et  $u \in \mathbb{C}^N$  le vecteur échantillonné de  $f$ . Alors la TFD  $(\hat{u}_k)_{k \in \hat{\Omega}_N}$  de  $u$  est la  $N$ -périodisé de la suite de coefficients de Fourier

$$\forall k \in \hat{\Omega}_N, \quad \hat{u}_k = \sum_{q \in \mathbb{Z}} c_{k+qN}(f).$$

Cette proposition permet d'expliciter le **phénomène de repliement du spectre (aliasing)** lorsque l'on sous-échantillonne un signal.

## Proposition

Soit  $u \in \mathbb{C}^N$  et soit  $v \in \mathbb{C}^{\frac{N}{2}}$  le vecteur sous-échantillonné de  $u$  par un facteur 2, i.e.

$$\forall n \in \Omega_{\frac{N}{2}}, \quad v(n) = u(2n).$$

Alors la TFD de  $v$  est donnée par

$$\forall k \in \hat{\Omega}_{\frac{N}{2}} = \left\{ -\frac{N}{4}, \dots, \frac{N}{4} - 1 \right\}, \quad \hat{v}(k) = \begin{cases} \hat{u}(k) + \hat{u}(k + \frac{N}{2}) & \text{si } k \leq 0 \\ \hat{u}(k) + \hat{u}(k - \frac{N}{2}) & \text{si } k > 0 \end{cases}$$

## Séries de Fourier, TFD et échantillonnage

**Phénomène de repliement du spectre (aliasing) :** Il faut enlever les hautes fréquences avant de sous-échantillonner (zoom arrière pour les images), sinon les hautes fréquences induisent de faux signaux basse fréquence.

# Convolution

## Definition (Convolution périodique)

Le produit de convolution entre deux vecteurs  $u$  et  $v$  de  $\mathbb{C}^N$  est le vecteur  $u * v \in \mathbb{C}^N$  défini pour tout  $n \in \Omega_N$  par

$$(u * v)_n = \sum_{m=0}^{N-1} u_m v_{n-m}$$

## Proposition (Convolution périodique et TFD)

Soient  $u$  et  $v \in \mathbb{C}^N$ . Alors pour tout  $k \in \hat{\Omega}_N$ ,

$$(\widehat{u * v})_k = N \hat{u}_k \hat{v}_k.$$

Cette proposition vaut pour algorithme. Pour calculer la convolution  $u * v$ , on effectue les opérations suivantes:

- 1 Calcul de  $\hat{u}$  et  $\hat{v}$  (par transformée de Fourier rapide (FFT)).
- 2 Calcul du produit coordonnées à coordonnées  $N \hat{u} \cdot \hat{v} = \widehat{u * v}$ .
- 3 Calcul de  $u * v$  par TFD inverse.

Ce passage par le domaine spectral n'a d'intérêt que parce que la TFD peut être calculée de manière rapide en  $O(N \log(N))$  opérations.

# Outline

- 1 Transformée de Fourier discrète
- 2 Transformée de Fourier discrète des images numériques
- 3 TFD 2D et transformations géométriques des images

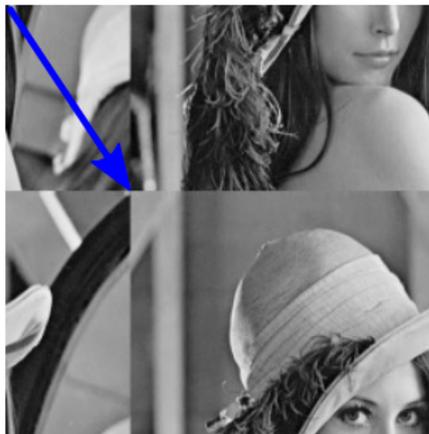
## Images numériques : Cadre

- On considère des images numériques  $u \in \mathbb{R}^{M \times N}$  dont les indices sont dans  $\Omega_{M,N} = \{0, \dots, M-1\} \times \{0, \dots, N-1\}$ .
- Chaque image est étendue par périodicité

$$u(k, l) = u(m \bmod M, n \bmod N) \quad \forall (m, n) \in \mathbb{Z}^2.$$

- Conséquence: Translation d'une image :  $\forall \tau \in \mathbb{Z}^2$ ,

$$\theta_{\tau} u(m, n) = u(m - \tau_1, n - \tau_2).$$

 $u$  $\theta_{\tau} u$

## Transformée de Fourier discrète des images numériques

- Domaine spatial :  $\Omega_{M,N} = \{0, \dots, M-1\} \times \{0, \dots, N-1\}$
- Domaine spectral :  $\hat{\Omega}_{M,N}$ : la fréquence nulle (0, 0) est placée au centre

$$\hat{\Omega}_{M,N} = \left\{ -\frac{M}{2}, \dots, \frac{M}{2} - 1 \right\} \times \left\{ -\frac{N}{2}, \dots, \frac{N}{2} - 1 \right\}.$$

(correspond aux vraies fréquences du polynôme trigonométrique qui interpole  $u$ ...)

### Définitions:

- La **transformée de Fourier discrète (TFD)** de  $u$  est l'image à **valeurs complexes**  $\hat{u}$  définie par :

$$\forall (k, l) \in \hat{\Omega}_{M,N}, \quad \hat{u}(k, l) = \hat{u}_{k,l} = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} u_{m,n} \omega_M^{-km} \omega_N^{-ln}.$$

- $|\hat{u}|$ : **Module de Fourier** de  $u$ .
- $\arg(\hat{u})$ : **Phase de Fourier** de  $u$ .
- La **transformée de Fourier discrète (TFD) inverse** de  $u$  est l'image  $\check{u}$  définie par :

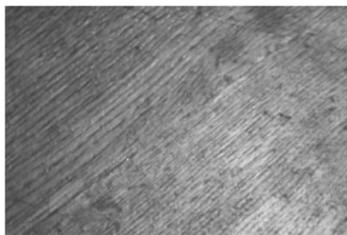
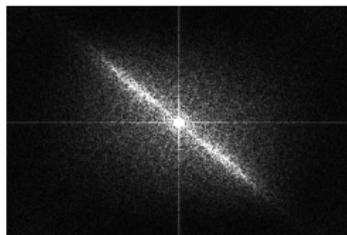
$$\forall (m, n) \in \Omega_{M,N}, \quad \check{u}_{m,n} = \sum_{k=-\frac{M}{2}}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{l=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \hat{u}_{k,l} \omega_M^{km} \omega_N^{ln}.$$

# Transformée de Fourier discrète des images numériques

## Propriétés de symétrie

- Si  $u \in \mathbb{R}^{M \times N}$  alors  $\hat{u}(-k, -l) = \overline{\hat{u}(k, l)}$ .
- $|\hat{u}|$ : Le **module de Fourier** de  $u$  est **paire**.
- $\arg(\hat{u})$ : Le **phase de Fourier** de  $u$  est **impaire**.

## Visualisation de la TFD:

Image  $u$ Module  $|\hat{u}|$ Phase  $\arg(\hat{u})$ 

## Calcul :

- La transformée de Fourier rapide (*Fast Fourier Transform (FFT)*) calcule  $\hat{u}$  en  $\mathcal{O}(MN \log(MN))$  opérations (en non  $\mathcal{O}((MN)^2)$ ).
- Commande Numpy: `fft2` ou plutôt `fftshift(fft2(u))`

## Convolution 2D

## Definition (Convolution 2D)

Le produit de convolution entre deux images  $u$  et  $v$  de  $\mathbb{C}^{M \times N}$  est l'image  $u * v \in \mathbb{C}^{M \times N}$  définie pour tout  $(m, n) \in \Omega_{M,N}$  par

$$(u * v)_{m,n} = \sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} u_{p,q} v_{n-p,m-q}.$$

En dimension 2 la TFD transforme encore la produit de convolution en produit coordonnées par coordonnées.

## Proposition (Convolution périodique et TFD 2D)

Soient  $u$  et  $v$  deux images de  $\mathbb{C}^{M \times N}$ . Alors, pour tout  $(k, l) \in \hat{\Omega}_{M,N}$ ,

$$(\widehat{u * v})_{k,l} = MN \hat{u}_{k,l} \hat{v}_{k,l}.$$

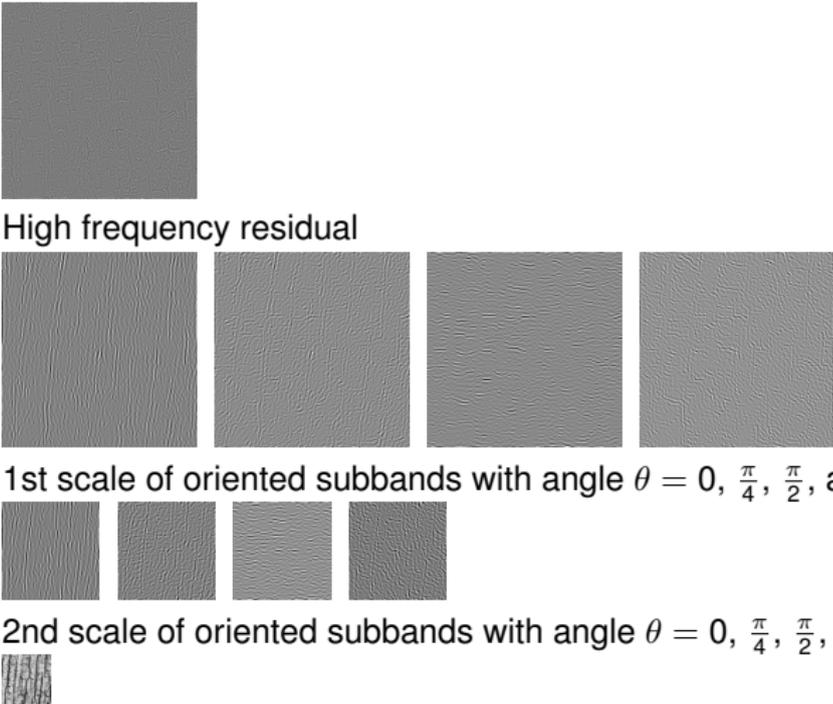
# Convolution 2D

- Tout opérateur linéaire invariant par translation est une convolution.

## Nombreux exemples :

- Flou avec un noyau quelconque (moyenne locale)
- Gradient discret, gradient régularisé,...
- Corrélation entre images

# Steerable Pyramid

Original image	Associated steerable pyramid
	 <p data-bbox="408 449 765 484">High frequency residual</p> <p data-bbox="408 698 1332 743">1st scale of oriented subbands with angle <math>\theta = 0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2},</math> and <math>\frac{3\pi}{4}</math></p> <p data-bbox="408 850 1345 896">2nd scale of oriented subbands with angle <math>\theta = 0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2},</math> and <math>\frac{3\pi}{4}</math></p> <p data-bbox="408 957 758 992">Low frequency residual</p>

## TP Convolution 2D

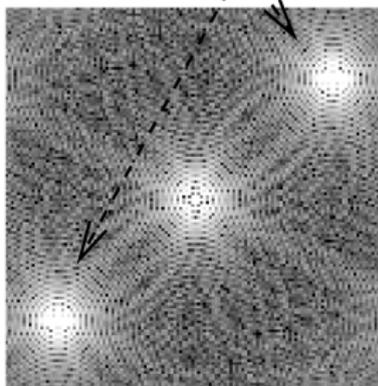
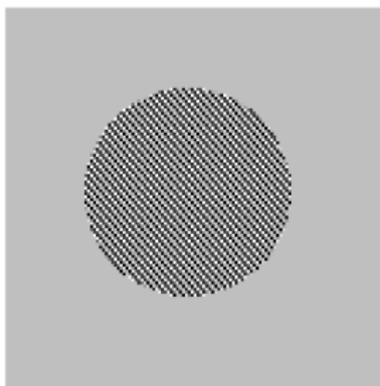
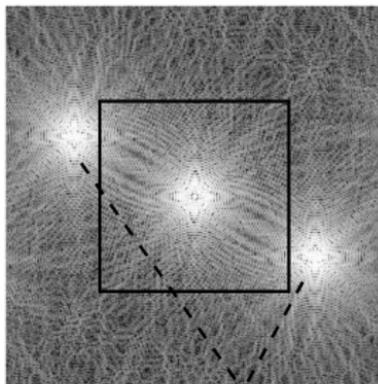
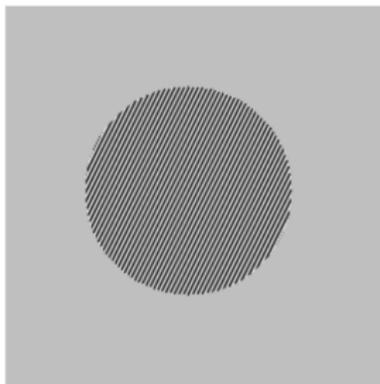
Créer une fonction

```
def flou_gaussien(u, sigma):
```

qui applique un flou gaussien d'écart-type  $\sigma$  à l'image  $u$ .

# TFD et échantillonnage

Problème de l'aliasing :



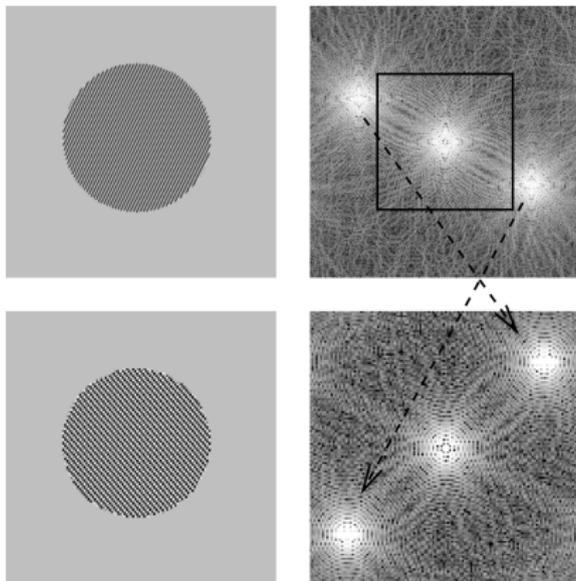
# TFD et échantillonnage

Problème de l'aliasing :



## TP TFD et échantillonnage

Créer une image permettant de reproduire cette expérience. Vérifier que la nouvelle fréquence obtenue s'obtient par un décalage de  $\frac{N}{2}$ .



## Module et phase d'une image numérique

Que représentent le module et la phase d'une image ?

# Module et phase d'une image numérique

## Echange de la phase et du module de deux images

Image 1

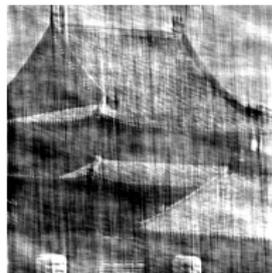


Image 2

Module de 1  
& phase de 2



Module de 2  
& phase de 1



- Les contours géométriques sont principalement contenus dans la phase.

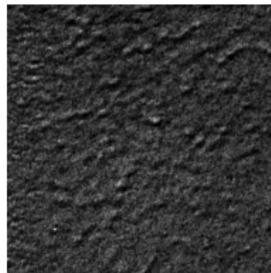
## Module et phase d'une image numérique

### Echange de la phase et du module de deux images

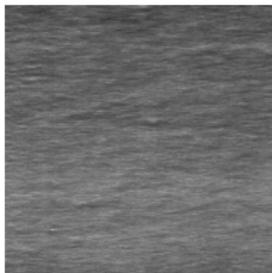
Image 1



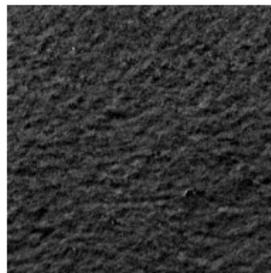
Image 2



Module de 1  
& phase de 2



Module de 2  
& phase de 1



- Les textures sont principalement contenus dans le module.

# Module et phase d'une image numérique

## Echange de la phase et du module de deux images

Image 1

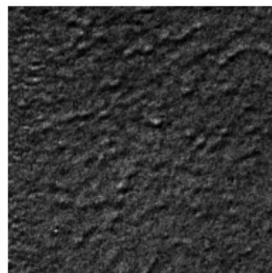
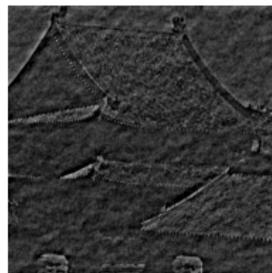
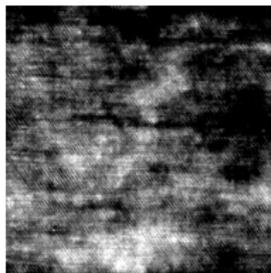


Image 2

Module de 1  
& phase de 2



Module de 2  
& phase de 1

- Les contours géométriques sont principalement contenus dans la phase.
- Les textures sont principalement contenus dans le module.

## TP Transformée de Fourier discrète

Reproduire les résultats d'échanges de modules et phases sur des paires d'images de même taille de votre choix.

Si besoin utiliser `cv2.cvtColor` pour passer en niveau de gris et `cv2.resize` pour changer la taille des images (cf exemple donné en cours).

# Outline

- 1 Transformée de Fourier discrète
- 2 Transformée de Fourier discrète des images numériques
- 3 TFD 2D et transformations géométriques des images**

## Rappel : TFD et polynôme trigonométrique interpolateur

La **transformée de Fourier discrète (TFD)** de  $u$  est l'image à valeurs complexes image  $\hat{u}$  définie par :

$$\forall (k, l) \in \hat{\Omega}_{M,N}, \quad \hat{u}(k, l) = \hat{u}_{k,l} = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} u_{m,n} e^{-\frac{2i\pi km}{M}} e^{-\frac{2i\pi ln}{N}}.$$

### Proposition

Soit  $u \in \mathbb{C}^M \times N$ . Il existe un unique polynôme trigonométrique de la forme

$$p(x, y) = \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{l=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} c(k, l) e^{ikx} e^{ily}$$

et dont les échantillons de  $p$  valent  $u$ , c'est-à-dire:

$$\forall (m, n) \in \Omega_{M,N}, \quad p\left(\frac{2m\pi}{N}, \frac{2n\pi}{N}\right) = u(m, n).$$

Les coefficients de ce polynôme sont donnés par la TFD de  $u$  :

$$\forall (k, l) \in \hat{\Omega}_{M,N}, \quad c(k, l) = \hat{u}(k, l).$$

## Rappel : TFD et polynôme trigonométrique interpolateur

- En résumé,

$$p(x, y) = \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{l=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \hat{u}(k, l) e^{ikx} e^{ily}$$

est un polynôme trigonométrique interpolateur de  $u$ .

- Attention, même si  $u \in \mathbb{R}^{M \times N}$  est réelle  $p$  peut prendre des valeurs complexes à cause des fréquences extrêmes qui n'ont pas de symétrie. Mais alors  $\text{Re}(p)$  est aussi un polynôme trigonométrique interpolateur.
- Evaluer  $p$  en un point  $(x, y)$  coûte a priori de  $O(MN)$  opérations.
- Mais **on peut évaluer  $p$  sur toute une grille grâce avec une seule FFT**, soit  $O(MN \log(MN))$  opérations.

## Zoom avant d'une image

### Premier exemple : Zoom avant d'une image = Evaluation sur une grille deux fois plus fine

- Il existe plusieurs méthodes pour effectuer le zoom d'une image.
  - Interpolation plus proche voisin,
  - Interpolation bilinéaire,
  - Interpolation bicubique . . .
- On présente ici l'interpolation liée au polynôme trigonométrique interpolateur.
- On parle de zoom par **zero padding**. . . Nous allons voir pourquoi.

## Zoom avant d'une image

Place aux calculs...

## TP Zoom avant d'une image

- 1 Implémenter une fonction

```
def zoom_fourier(u, r):
```

qui implémente le zoom par zero padding avec un facteur entier  $r \geq 2$ .

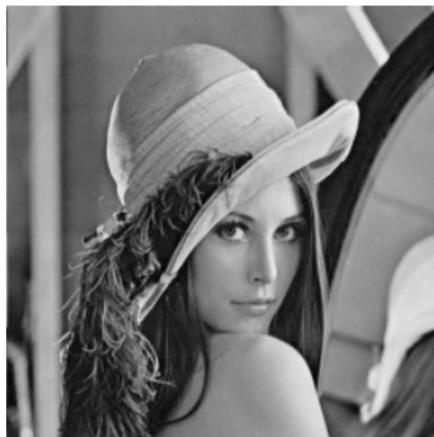
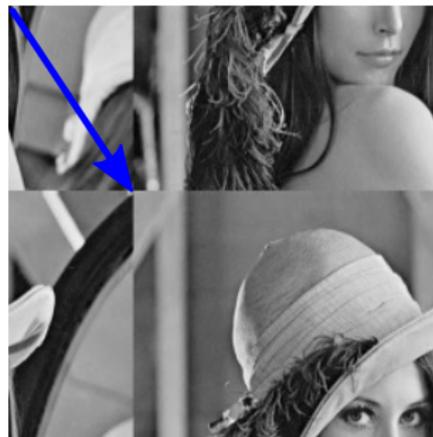
- 2 En utilisant une image naturelle  $u$  en entrée, vérifier que le sous-échantillonnage de l'image zoomée renvoie bien l'image originale.
- 3 Pour un facteur  $r$  important ( $r = 8$ ), vérifier qu'il y a des phénomènes d'oscillations le long des contours et sur les bords des images.
- 4 Comment expliquer ces oscillations ?

## TP Zoom avant d'une image : Phénomène de Gibbs

Refaire un zoom de facteur important à partir d'une image représentant un rectangle gris clair sur un fond gris foncé.

## Translations non entières

- Translater une image par un vecteur de translation à coordonnées entières revient à découper l'image en quatre et à replacer les morceaux.

 $u$  $\theta_{\tau} u$ 

- Grâce au polynôme interpolateur, on peut translater une image pour un vecteur de translation  $\tau = (\tau_1, \tau_2)$  à coordonnées non entières.

## Translations non entières

- Observation : Translater une exponentielle complexe  $\varphi(x) = re^{i\theta} e^{i\alpha x}$  revient à changer l'argument  $\theta$  (= phase à l'origine) du coefficient multiplicateur :

$$\varphi(x + t) = re^{i\theta} e^{i\alpha(x+t)} = re^{i(\theta+\alpha t)} e^{i\alpha x}.$$

## TP Translations non entières

Soit  $u \in \mathbb{R}^{M \times N}$  une image.

- 1 Si l'on souhaite traduire l'image  $u$  par un vecteur  $\tau = (\tau_1, \tau_2) \in \mathbb{R}^2$ , quel est le vecteur de translation pour le polynôme trigonométrique interpolateur ?
- 2 Soit  $v$  l'image traduite de  $u$  par le vecteur  $\tau = (\tau_1, \tau_2) \in \mathbb{R}^2$  (évaluation sur les points  $\tau + \Omega_{M,N}$ ). Déterminer la relation entre la TFD de  $v$  et la TFD de  $u$ .
- 6 Implémenter une fonction

```
def translation_fourier(u, tau):
```

qui translate une image par la méthode étudiée. On n'oubliera pas de prendre la partie réelle des images traduite.

## Rotation d'une image

- Effectuer la rotation d'une image revient à appliquer une matrice de rotation à la grille de pixel.
- Pour  $\theta = \frac{\pi}{2}, \pi$ , ou  $-\frac{\pi}{2}$  il suffit de réordonner les coefficients de l'image.
- Pour un angle non multiple de  $\frac{\pi}{2}$  on doit faire appel à une méthode d'interpolation.
- La méthode de Yaroslavsky repose sur l'observation suivante :

$$\begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -\tan(\frac{\theta}{2}) \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \sin(\theta) & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -\tan(\frac{\theta}{2}) \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

- On décompose alors une rotation en translations successives sur les lignes et les colonnes des images.

## TP Rotation d'une image

- 1 Détailler les étapes de translations sur les lignes et les colonnes des images données par

$$\begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -\tan(\frac{\theta}{2}) \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \sin(\theta) & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -\tan(\frac{\theta}{2}) \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

- 2 Implémenter une fonction

```
def rotation_fourier(u, theta):
```

qui calcule la translation de  $u$  par un angle  $\theta$ .

- 3 Tester cette fonction sur une image  $u$ .
- 4 Appliquer cette fonction à l'image  $u$  bordée de 0 (=bordure noire).