HoloProcessing 中文文档

Qling

April 24, 2021

Contents

Со	ntents	ii
i	主页	1
n	HoloProcessing 中文文档	2
1	Package Features	3
2	Manual Outline	4
Ш	Base	5
3	标准全息处理 3.1 全息图的读取	
4	全息降噪算法 4.1 空域掩膜法 (SDM)	8
5	质量评价指标 5.1 图像对比度(Contrast, C)	10 10

Part I

主页

Part II HoloProcessing 中文文档

Package Features

该包主要分三大模块:

- 标准全息处理:
 - 全息的读取
 - 全息的重建(仅实现无透镜傅立叶变换全息的数值重建)
- 全息降噪算法
 - 空域掩膜法(SDM)
 - 冗余散斑降噪法(RSE)
 - 低维重建法 (LDR)
- 质量评价指标
 - Contrast
 - ENL
 - SMPI
 - SSI

Manual Outline

- 标准全息处理
- 全息降噪算法
- 质量评价指标
- 函数库

Part III

Base

标准全息处理

3.1 全息图的读取

读取全息图,并将其转换为 Float64 类型的二维矩阵

```
holo = load_holo(path, "xxx.bmp"; convert=true)
```

其中:

- path 是存放全息图的路径
- "xxx.bmp" 是全息图的名称(实验中全息图都是以及 bmp 格式存放的)
- convert 表示是否将其转换为 Float64 的矩阵

3.2 全息图的再现

对全息图实现数值再现(针对无透镜傅立叶变换全息图)

开启多线程

Note

首先需要注意的是,由于 julia 的傅立叶变换实现是**默认不开多线程**(而 matlab 的傅立叶变换是默认开多线程的,这也是为什么如果直接使用 fft 函数,julia 的性能会比 matlab 差)。因此,需要在建立 P(后面会解释这个 P是什么)之前**开启**傅立叶变换的多线程,如下:

FFTW.set_num_threads(Sys.CPU_THREADS)

其中, Sys.CPU_THREADS 表示我们 cpu 核心数的最大数量, 比如在 12 核 cpu 上, 输入 Sys.CPU_THREADS,则显示如下:

```
julia> Sys.CPU_THREADS
```

高效的傅立叶变换的实现

正常情况下,对图像进行傅立叶变换,其代码如下:

```
fft_img = fft(holo)

# 或者

fft img = fftshift(fft(fftshit(holo)))
```

其中是否加上 fftshifts 其关系不大,fftshift 的作用仅仅是对图像进行旋转而已。 在实际的实现中,考虑到会多次执行傅立叶变换的操作。因此,一个更加具备效率的做法是

```
P = plan_fft(holo)
fft_img = P * holo
```

在这里 P 是 FFTW.cFFTWPlan, 表示以后都打算对与 holo 同个维度的矩阵进行傅立叶变换。

另外,由于我们知道无透镜傅立叶变换全息图的再现像,其 +1 级和-1 级都是一样的。因此,为了提高效率和节省空间,我们并不需要重建出完整的图像,而是可以重建出一半即可,这通过改变 P即可做到:

```
P = plan_rfft(holo)
fft_img = P * holo
```

总结

· 总的来说,一个开启了多线程的全息图数值重建代码范例(High Performance)如下:

```
FFTW.set_num_threads(Sys.CPU_THREADS)
Pr = plan_rfft(holo)
# scale 是手动调整的
scale = 1500
re img = reconst(holo, Pr, scale; nthreads=true)
```

• 如果你坚持要完整的重建像,则范例如下:

```
FFTW.set_num_threads(Sys.CPU_THREADS)
P = plan_fft(holo)
# scale 是手动调整的
scale = 1500
re_img = reconst(holo, P, scale; nthreads=true)
```

• 如果你还需要对图像进行旋转(建议仅在需要观测合适的重建像时使用),则范例如下

```
FFTW.set_num_threads(Sys.CPU_THREADS)
P = plan_fft(holo)
# scale 是手动调整的
scale = 1500
re_img = reconst(holo, P, scale; shift=true, nthreads=true)
```

Note

你可能不确定 shift 采用 true 还是 false,我建议你都试一下,然后用 imshow 函数看一下图像的区别。

全息降噪算法

4.1 空域掩膜法 (SDM)

一个简单的演示案例如下:

```
holo = load_holo(path, "xxx.bmp"; convert=true)
FFTW.set_num_threads(Sys.CPU_THREADS)
P = plan_rfft(holo)^^I# or P = plan_fft(holo)
# Parameter
N = 2
Nx, Ny = size(holo) .÷ N
Dx, Dy = 50, 100
scale = 600
sdm_img = sdm(holo, (Nx, Ny), (Dx, Dy), P, scale)
```

Note

更多的用法,可以通过输入如下:

```
>julia?
help>sdm
```

来获取 sdm 函数的更多用法.

4.2 冗余散斑降噪法 (RSE)

一个简单的演示案例如下:

```
holo = load_holo(path, "xxx.bmp"; convert=true)
FFTW.set_num_threads(Sys.CPU_THREADS)
P = plan_rfft(holo)^^I# or P = plan_fft(holo)
# Parameter
N = 2
Nx, Ny = size(holo) .÷ N
Dx, Dy = 50, 100
scale = 600
sdm_img = rse(holo, (Nx, Ny), (Dx, Dy), P, scale)
```

Note

更多的用法,可以通过输入如下:

```
>julia?
help>rse
```

来获取 rse 函数的更多用法.

4.3 低维重建法 (LDR)

一个简单的演示案例如下:

```
holo = load_holo(path, "xxx.bmp"; convert=true)
FFTW.set_num_threads(Sys.CPU_THREADS)

# Parameter
N = 2
P = plan_rfft(similar(holo, size(holo) .÷ N))
# or P = plan_fft(similar(holo, size(holo) .÷ N))

Dx, Dy = 50, 100
scale = 600

ldr_img = ldr(holo, N, (Dx, Dy), P, scale)
```

Note

更多的用法,可以通过输入如下:

```
>julia?
help>ldr
```

来获取 ldr 函数的更多用法.

质量评价指标

5.1 图像对比度 (Contrast, C)

$$C = \frac{\mu_{I}}{\sigma_{I}}$$

其中 μ_I 和 σ_I 分别表示图像的平均值及其标准差。

C = contrast(img)

5.2 等效视数 (Equivalent Number of Looks, ENL)

$$ENL = \left(\frac{\mu_{\rm I}}{\sigma_{\rm I}}\right)^2$$

其中 $\mu_{\rm I}$ 和 $\sigma_{\rm I}$ 分别表示图像的平均值及其标准差。ENL 通常用于测量不同的降噪滤波器的性能好坏,当 ENL 值较大时,表明图像比较平滑,这意味着图像的噪点突刺比较少,滤波器的降噪性能较好。

ENL = enl(img)

5.3 散斑抑制系数 (Speckle Suppression Index, SSI)

$$SSI = \frac{\sigma_f}{\mu_f} \cdot \frac{\mu_o}{\sigma_o}$$

其中 $\sigma_{\rm o}$ 和 $\mu_{\rm o}$ 分别表示原始图像的标准差和均值。类似地, $\sigma_{\rm f}$ 和 $\mu_{\rm f}$ 分别是经过降噪滤波器降噪后的图像的标准差和均值。通常来说,图像的均值表示它的信息,而图像的标准差则表示它的噪声严重程度,因此,SSI 越小意味着降噪滤波器的性能越好。

| SSI = ssi(noised=noised_img, filtered=filtered_img)

5.4 散斑抑制和均值保持指数(Speckle Suppression and Mean Preservation Index, SMPI)

$$\mathrm{SMPI} = (1 + |\mu_{\mathrm{f}} - \mu_{\mathrm{o}}|) \cdot \frac{\sigma_{\mathrm{f}}}{\sigma_{\mathrm{o}}}$$

与 ENL 和 SSI 相比,SMPI 考虑了降噪后的图像和降噪前的图像之间的均值差异。当降噪后的图片均值过于偏离原有的图片均值时,SMPI 的数值的可信度高于 ENL 和 SSI。理论上,较小的 SMPI 值表示在均值保持和降噪方面,滤波器具有更好的性能。

| SMPI = smpi(noised=noised_img, filtered=filtered_img)