



---

# 项目展示：图像融合

Project Presentation: Image Blending

---

第四组

钱博翀 周鑫渝 刘文涛



## 主要工作及分工

---

- 用于图像融合的GUI (刘文涛)
- 多种图像融合方法
  - › Convolution Pyramids (钱博翀)
  - › Deep Image Harmonization (周鑫渝)
  - › GP-GAN (周鑫渝)
- 制作了统一的接口整合到GUI中 (周鑫渝、刘文涛)
- 多聚焦图像融合 (钱博翀)
  - › Poisson Pyramid 小波变换 基于边界查找的算法

01

---

# 图形用户界面

Graphical User Interface

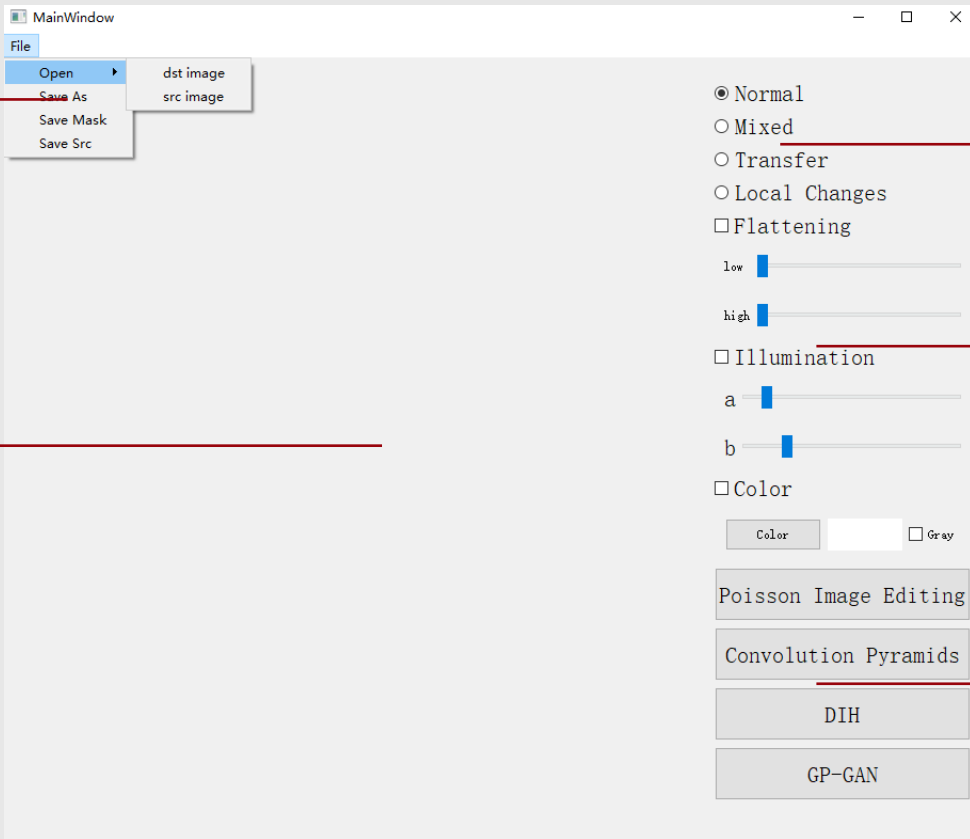
---



# 界面外观

图像读取/保存

图像显示、  
操作区域



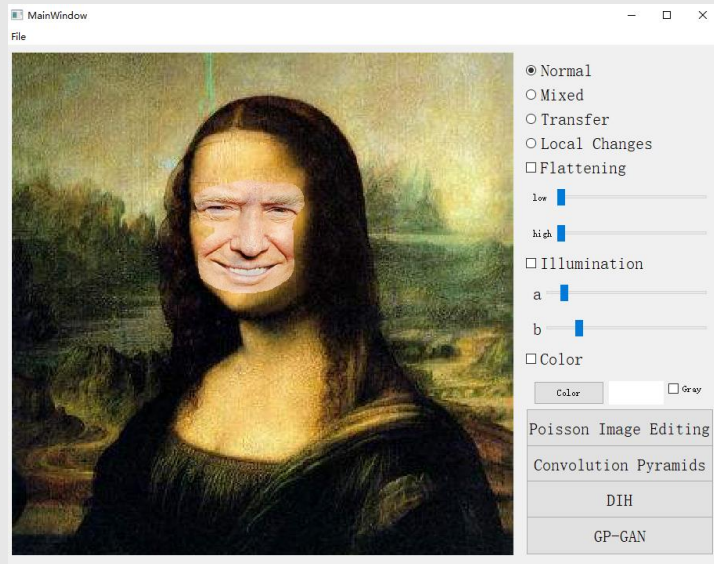
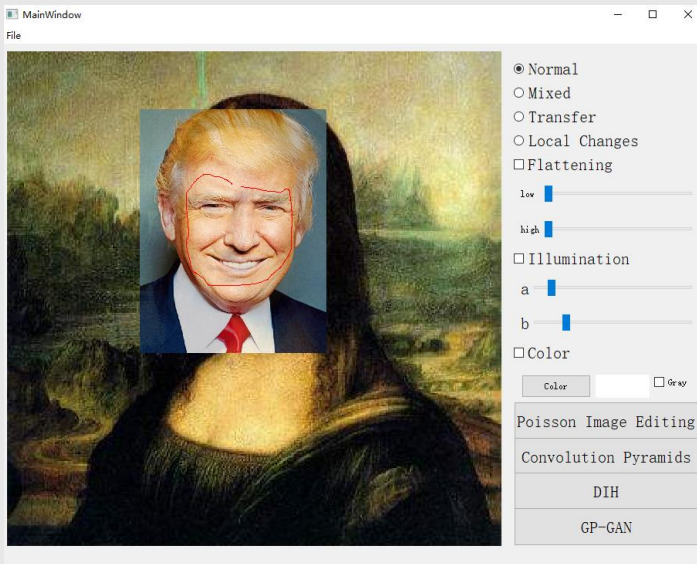
模式选择

局部变化时的  
参数调整

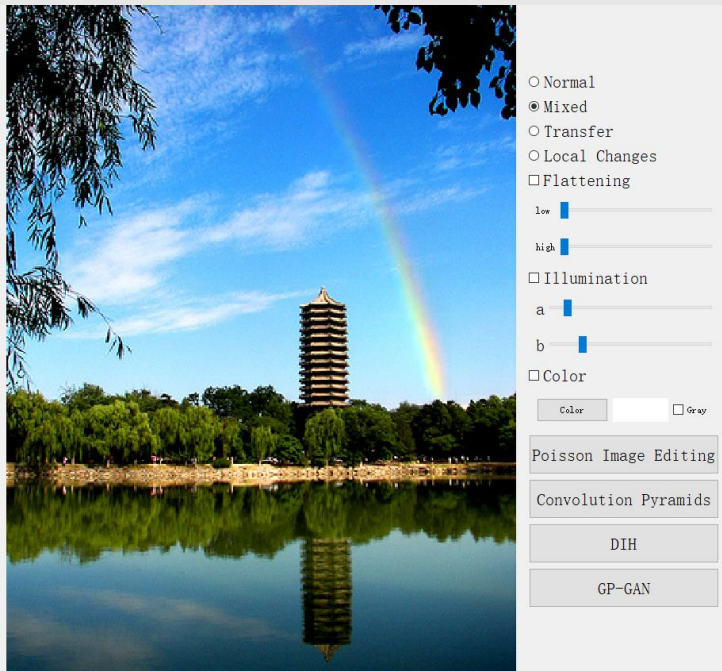
四种图像  
编辑方法

## 图像操作

- 鼠标滚轮缩放图片
- 按住空格键后鼠标拖动图片
- 左键画出选区
- 右键取消选区

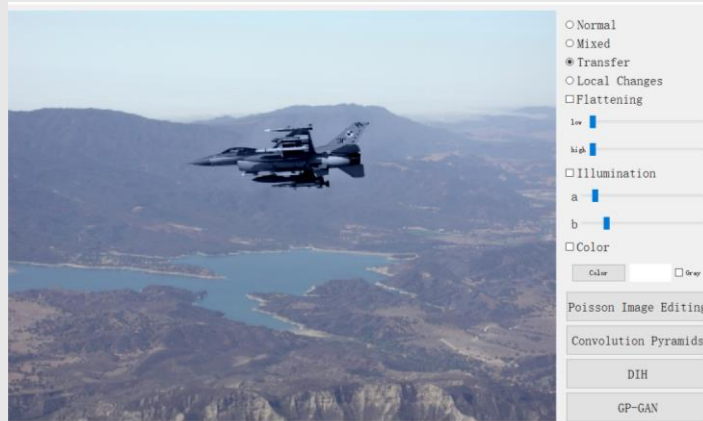


# 模式选择



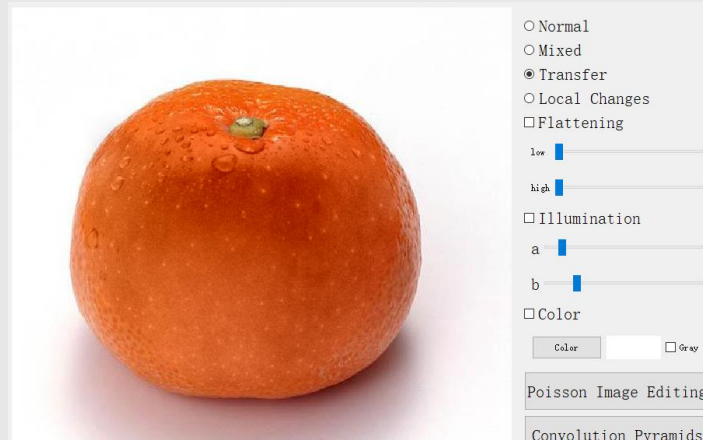
混合

$$v = \begin{cases} \nabla f & \text{if } |\nabla f| > |\nabla g| \\ \nabla g & \text{otherwise.} \end{cases}$$



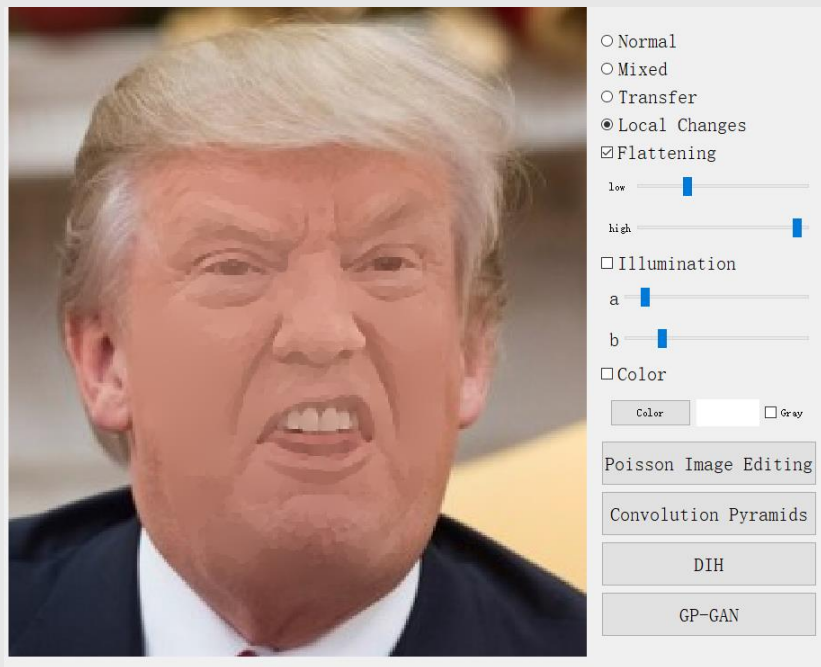
标准

$$v = \nabla g$$



单色

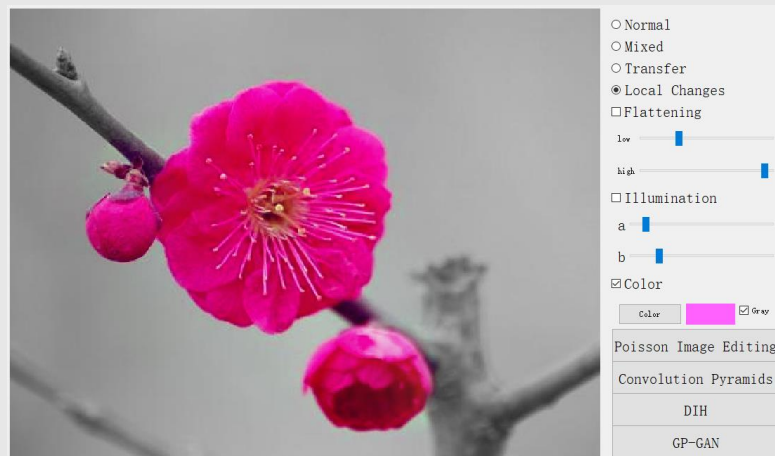
## 局部修改



扁平化



亮度变化

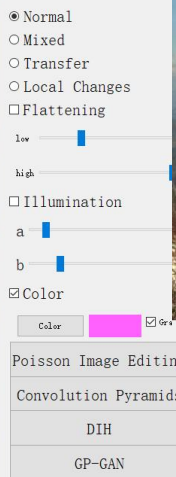
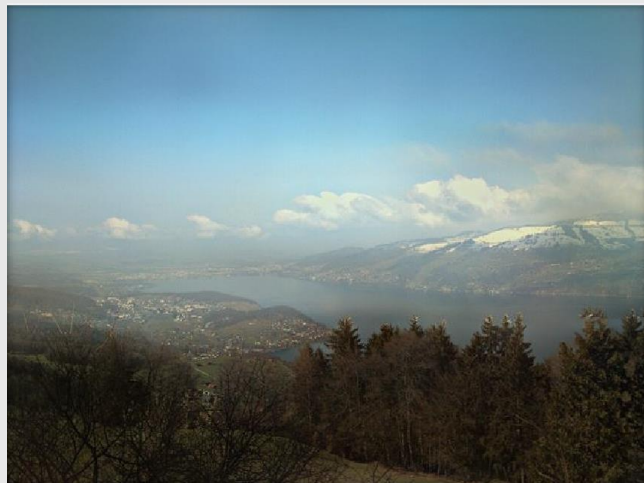


颜色改变+背景灰度

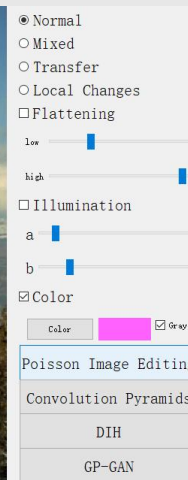
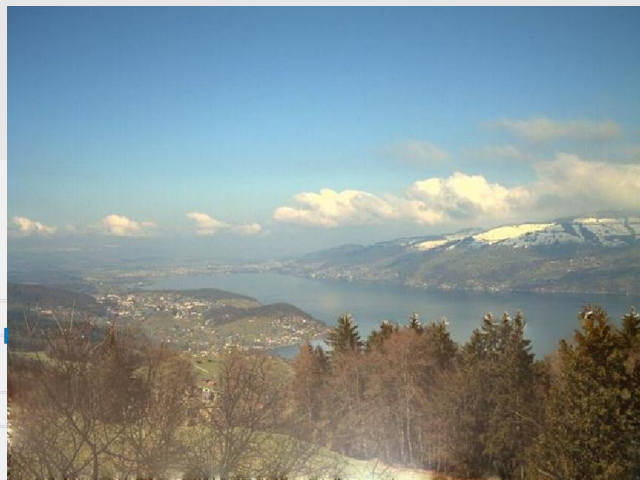




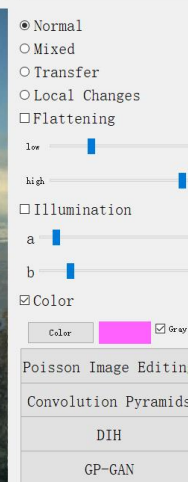
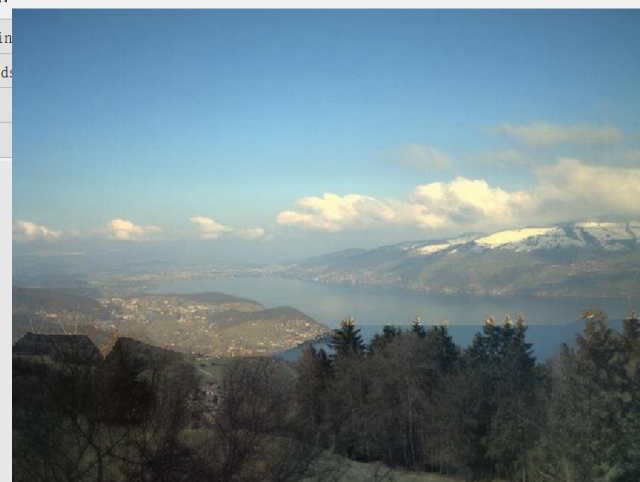
# 编辑方式选择



GP-GAN



Poisson



DIH





## 关于项目

欢迎Star体验!

Lllmmr / Image-Blending-GUI

Unwatch 1 Star 0 Fork 0

<> Code Issues 0 Pull requests 0 Actions Projects 0 Wiki Security 0 Insights Settings

An Image Blending GUI with Poisson Image Editing, Convolution Pyramids, Deep Image Harmonization and GP-GAN Edit

[Manage topics](#)

3 commits 1 branch 0 packages 0 releases 1 contributor

Branch: master New pull request Create new file Upload files Find file Clone or download

Lllmmr add README.md Latest commit 7edfcf7 14 minutes ago

|                 |  |             |
|-----------------|--|-------------|
| GP_GAN_blending |  | 9 hours ago |
| LaplacePyramids |  | 9 hours ago |

- GUI使用PyQt5
- 项目地址: <https://github.com/Lllmmr/Image-Blending-GUI>
  - › 配置环境、下载模型后就可以运行



# 项目简化版

欢迎Star体验!

Lllmmr / Poisson-Image-Editing-UI

Unwatch 1 Unstar 2 Fork 0

Code Issues 0 Pull requests 0 Actions Projects 0 Wiki Security 0 Insights Settings

No description, website, or topics provided. Edit

[Manage topics](#)

17 commits 1 branch 0 packages 1 release 1 contributor

Branch: master

New pull request

Create new file

Upload files

Find file

Clone or download

|           |                             |                                      |
|-----------|-----------------------------|--------------------------------------|
| Lllmmr    | solve QImage format problem | Latest commit 1f79158 19 minutes ago |
| UI        | solve QImage format problem | 19 minutes ago                       |
| README.md | edit README.md              | 9 hours ago                          |

- 仅保留了泊松编辑
- 地址: <https://github.com/Lllmmr/Poisson-Image-Editing-UI>
  - › 下载后打开dist\main.exe即可运行 (注: 应用路径和图片路径中都不能有中文)



---

# 多聚焦图像融合

Multiple Focus Image Fusion

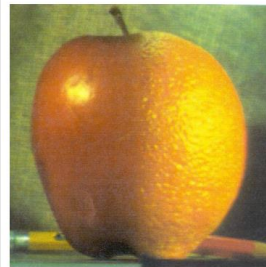
---

## 前一小节的小补充

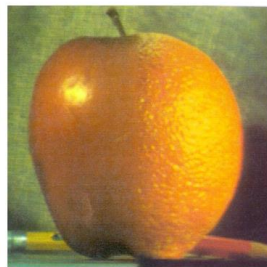
- Pyramid如何进行非规则边界的融合?
- 考虑使用mask



金字塔层数level=5



金字塔层数level=10



## 前一小节的小补充

- 受限于层数（4层），效果一般
- 改进：截取包含源图贴图区域的边长 $2^n$ 的区域( $n$ 较大)以进行更深层的采样。



Laplace  
Pyramid



Poisson

Laplace  
Pyramid

## 多聚焦图像合成

- 原论文中提到“更改焦点”
- 多聚焦图像合成是上述较为简单的实现
- 与之比较的方法：
  - Laplace Pyramid
  - 基于小波变换的算法
  - 基于边界寻找的算法



画出区域后Poisson





# 小波变换

---

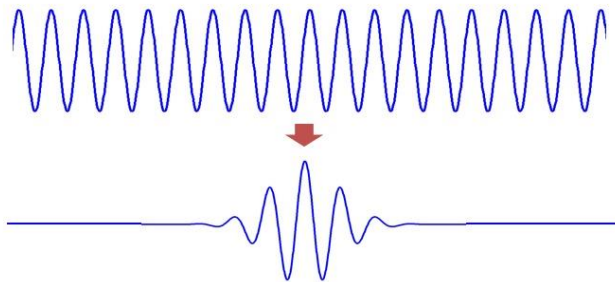
- 什么是小波？
  - 小波指的是一种能量在时域非常集中的波，它的能量有限，都集中在某一点附近，且单一周期内积分值为零
- 一族小波形成空间的基
  - 对原始小波进行平移、缩放(一般是2的幂)可以得到一族小波
  - 两两正交，于是其级数可以很简单地求出系数
- 图像处理中的小波和傅里叶波
  - 图像的傅里叶变换是将图像信号分解为各种不同频率的正弦波。
  - 小波变换是将图像信号分解为一组小波。
  - 小波在图像处理里被称为“图像显微镜”，原因在于它的多分辨率分解能力可以将图片信息一层一层分解剥离开来。



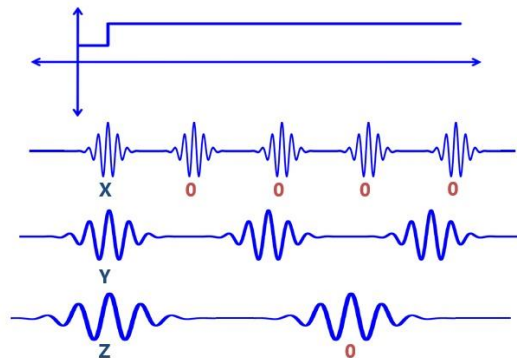
# 小波变换

## 小波变换

$$F(w) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * e^{-iwt} dt \rightarrow WT(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) * \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt$$

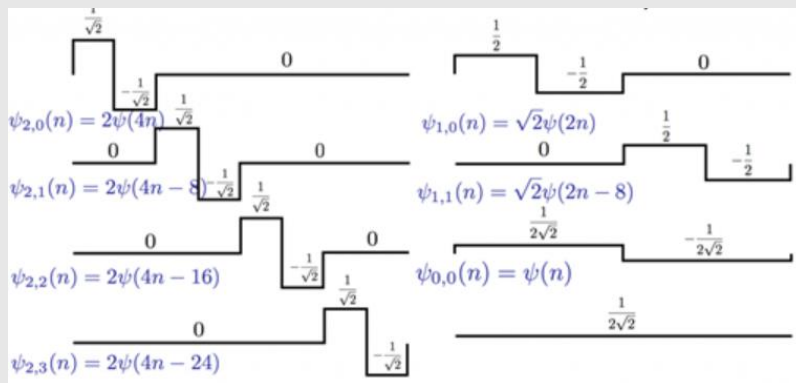


## 对于突变信号



只有小波函数和信号突变处重叠时，系数不为0

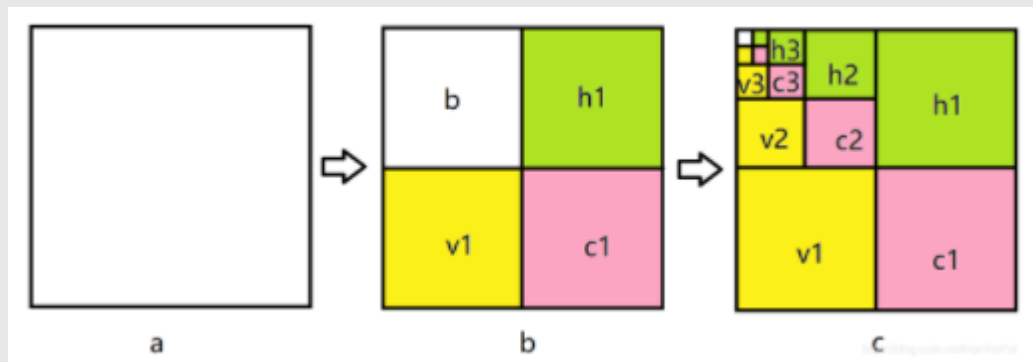
我们以下利用的小波是  
Haar小波，为最简单的小波



# 小波变换

- 主要思想:

在不断下采样过程中图像矩阵的1/4保留下采样信息, 剩下3/4保留细节。



一个 $4 \times 4$ 图像的二维Haar小波变换。

图中h1保留水平方向细节,  
v1保留垂直方向细节, c1  
保留对角方向细节

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 4 & 5 & 3 & 8 \\ 6 & 7 & 1 & 2 \\ 5 & 9 & 6 & 3 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{行小波变换}} \begin{bmatrix} 1.5 & 3.5 & -0.5 & -0.5 \\ 4.5 & 5.5 & -0.5 & -2.5 \\ 6.5 & 1.5 & -0.5 & -0.5 \\ 7 & 4.5 & -2 & 1.5 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{列小波变换}} \begin{bmatrix} 3 & 6.75 & -1.5 & -0.25 \\ 4.5 & 3 & -1 & -1.5 \\ -0.5 & -1.25 & 0 & 0.75 \\ -1.5 & 0.5 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

## 小波变换

---

- 主要思想:
- 图像融合时, 内容加权平均 (可以有其他方式), 在Haar小波下, 细节选择梯度较大的是较好的方式 (可以有其他方式)





# 基于边界寻找的算法

---

- 选取论文：《Boundary finding based multi-focus image fusion through multi-scale morphological focus-measure》

主要思路：

**Step1**：定义一种清晰度描述（MSMFM）一种多尺度下形态学梯度求和的结果。

**Step2**：基于saliency\_map（显著性映射）确定清晰块，不清晰块及含有清晰区域和不清晰区域的块。  
并在清晰区域与不清晰区域块中中形成边界。

**Step3**:对边界进行优化，并生成边界区域的权重，由此形成边界区域的融合结果。

**Step4**：将所有图像中对应的清晰块相结合。

**Step5**：将Step3中的融合结果与Step4中的融合结果相加得到最终的融合图像。

(参考链接：<https://www.jianshu.com/p/1a5faa7b6ec7>)

## 结果比对

小波变换



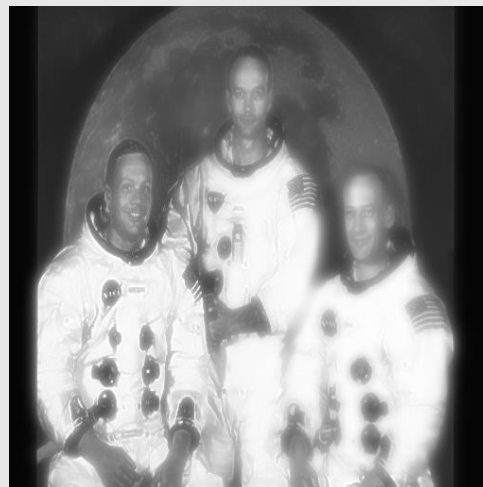
Poisson



边界寻找



Pyramid



## 结果比对

小波变换



边界寻找



Poisson



Pyramid



03

---

# 方法比较

Comparison

---





## 深度学习+图像融合

---

选取两个深度学习的图像融合算法，与经典的图像融合算法比较

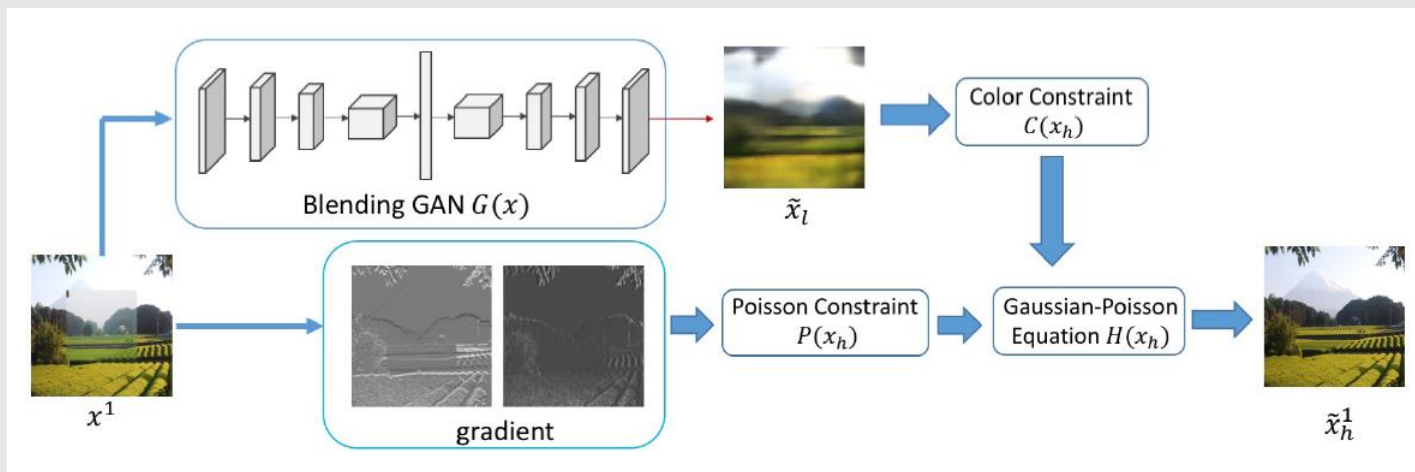
- GP-GAN (Gaussian-Poisson GAN) :  
《GP-GAN: Towards Realistic High-Resolution Image Blending》
- 《Deep Image Harmonization》

融合图片的真实性

# GP-GAN

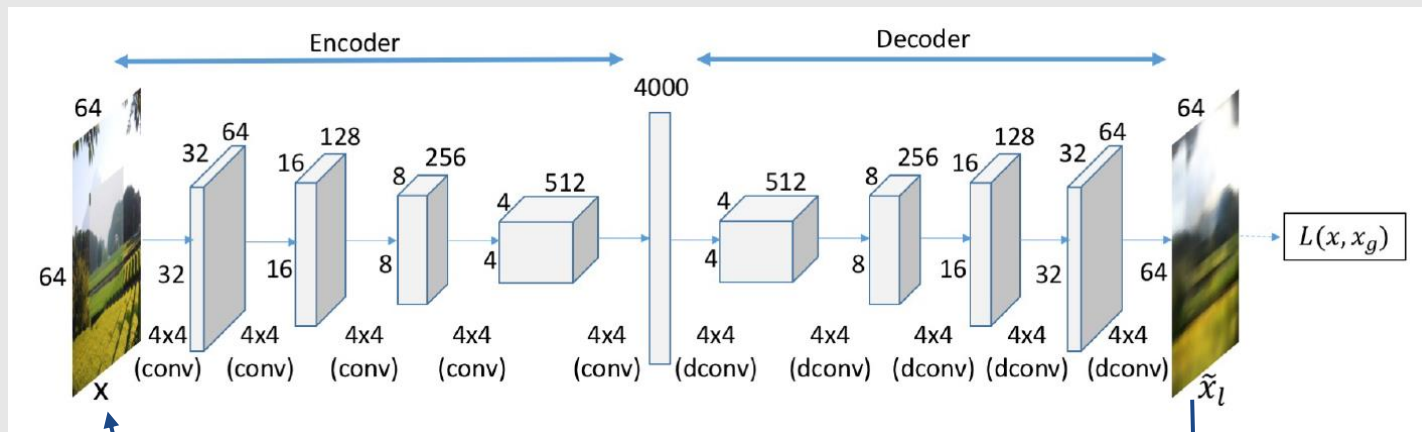
结合GAN生成真实图片的能力

Color constraint



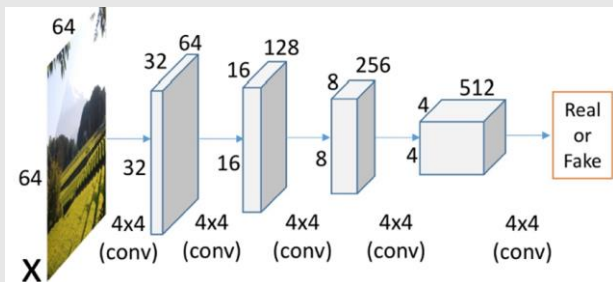
Gradient constraint

# Blending GAN



高斯金字塔最上层

低分辨率更加自然图片



# Blending GAN

$$L(x, x_g) = \lambda L_{l_2}(x, x_g) + (1 - \lambda) L_{adv}(x, x_g)$$

$$L_{adv}(x, x_g) = \max_D E_{x \in \mathcal{X}} [D(x_g) - D(G(x))]$$

$$L_{l_2}(x, x_g) = \|G(x) - x_g\|_2^2$$

$x_g$ 从哪里来

$x_{dst}$ 近似代替 $x_g$



Transient Attributes Database

# Gaussian-Poisson Equation

泊松方程

通过每一级金字塔上 $x_{src}$ 和 $x_{dst}$ 计算梯度

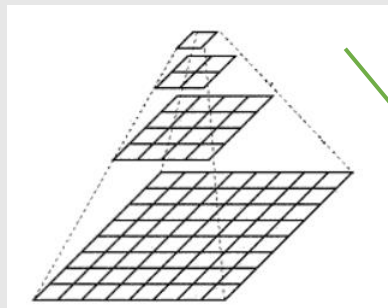
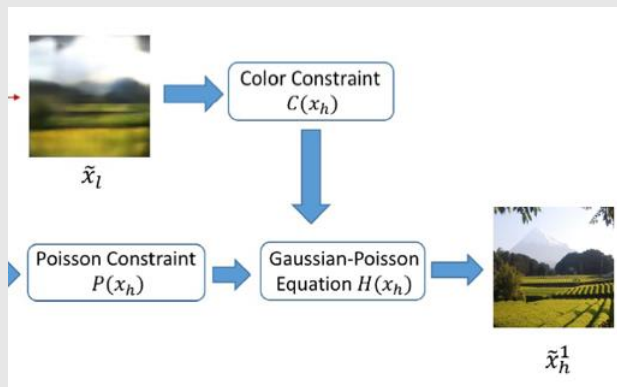
$$H(x_h) = P(x_h) + \beta C(x_h)$$

$$P(x_h) = \int_T \|\mathbf{div} v - \Delta x_h\|_2^2 dt$$

$$v^i = \begin{cases} \nabla x_{src}^i & \text{if } x_{mask}^i = 1 \\ \nabla x_{dst}^i & \text{if } x_{mask}^i = 0 \end{cases},$$

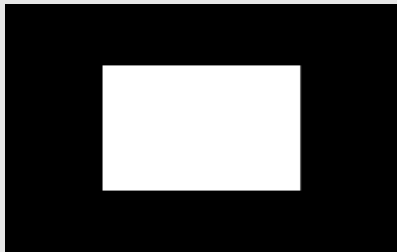
$$C(x_h) = \int_T \|g(x_h) - \tilde{x}_l\|_2^2 dt$$

上一层的结果当作颜色的限制



training

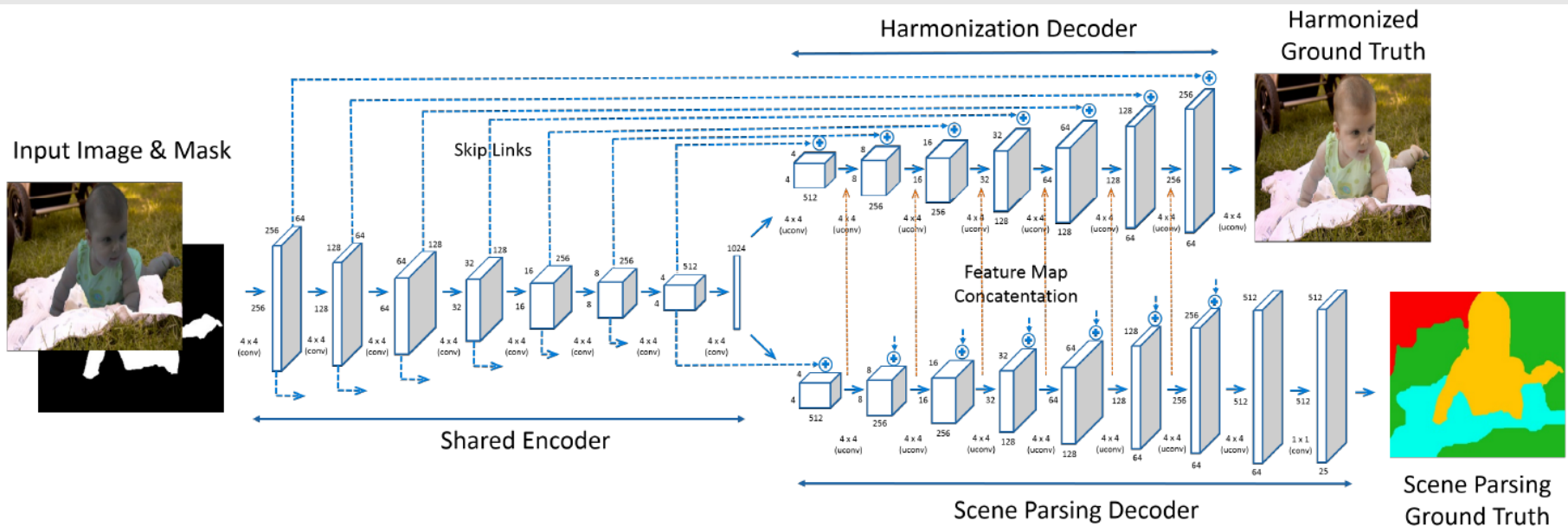
---



# Deep Image Harmonization

端到端的方法

提取feature + 语义信息

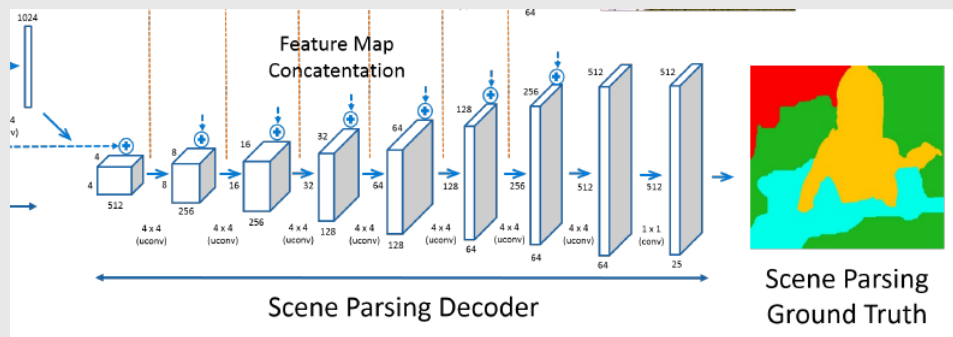
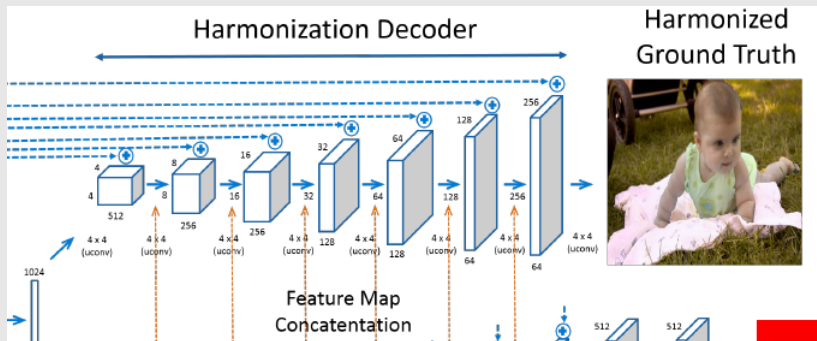




# Deep Image Harmonization

$$\mathcal{L}_{rec}(X) = \frac{1}{2} \sum_{h,w} \|Y_{h,w} - \hat{Y}_{h,w}\|_2^2$$

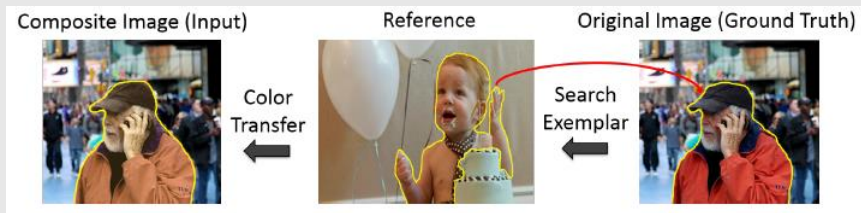
$$\mathcal{L}_{cro}(X) = -\sum_{h,w} \log(\mathbb{E}(X_{h,w}; \theta))$$



$$\mathcal{L} = \lambda_1 \mathcal{L}_{rec} + \lambda_2 \mathcal{L}_{cro}$$

# 生成数据集

对真实图片的颜色变化和风格转换



MS COCO & Flickr



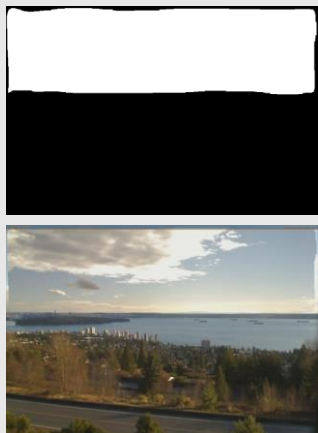
MIT-Adobe FiveK

# 几种方法比较

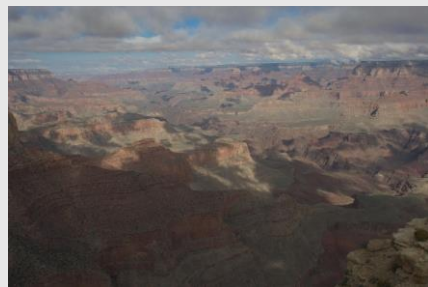
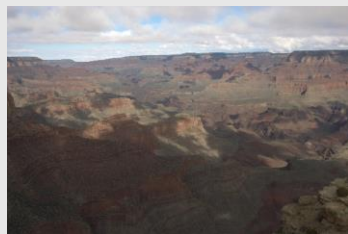
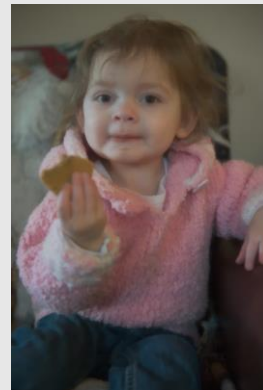
poisson

GP-GAN

Deep harmonization



## 几种方法比较



# 几种方法比较

---





# 几种方法比较

---





## 比较结果

从效果上来看：

- **泊松编辑：** 主要关注在消除图像融合后的接缝上，在颜色差异很大时会出现不自然的情况，但总的来说泊松编辑效果不错。
- **GP-GAN：** 在前两组对比中效果不错，可能由于图片重建过程的原因在一些例子中出现不自然的光斑，物体出现透明化情况。
- **Deep Image Harmonization：** 由于使用的方法无法较好处理接缝，在物体抠的比较好的情况下表现尚可，图像分割现在已经不是一个很困难的问题。但这种方法仍存在分辨率的问题，即使采用引导滤波，恢复成原分辨率后仍可能产生模糊。





## 比较结果

评述：

图像融合是一个很常见的操作，但它对于处理的要求非常高，对融合后的图像希望真实自然，当前方法可以给出不错的效果但是都存在着一些问题，未来还有很大的改进空间。

深度学习应用于图像融合也尝试了一些方法，但首先面临的一个问题就是如何找到合适的训练集，要给出一个数据量足够的精心融合的图像难度太大。我们看到上面两种方法中都在训练集和训练上采取了一些特殊处理，降低了对训练集的要求；其次是提取何种特征去表达图像融合程度。



---

# 谢谢

THANK YOU FOR WATCHING

---

第四组

钱博翀 周鑫渝 刘文涛