

# 图像去模糊的补充

主讲人-谭琳

# 图像增强



## 图像复原



退化图像

退化模型

点扩散 (PSF) 估计

传统算法



逆滤波复原

维纳逆滤波复原

RL算法

图像去模糊

模糊的原因

模糊分类

卷积方法

照相机运动模糊

物体运动模糊

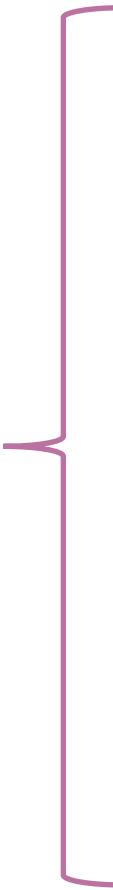
散焦模糊

光学镜头模糊

盲反卷积

非盲反卷积

# 盲反卷积



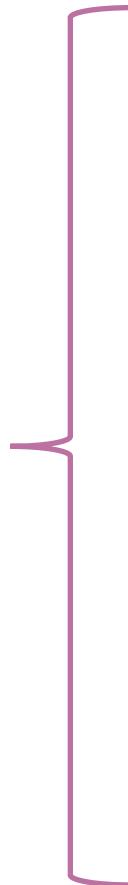
基于最大后验概率  
算法

基于变异贝叶斯  
算法

基于边缘预测算法

.....

# 盲反卷积



基于最大后验概率  
算法

基于变异贝叶斯  
算法

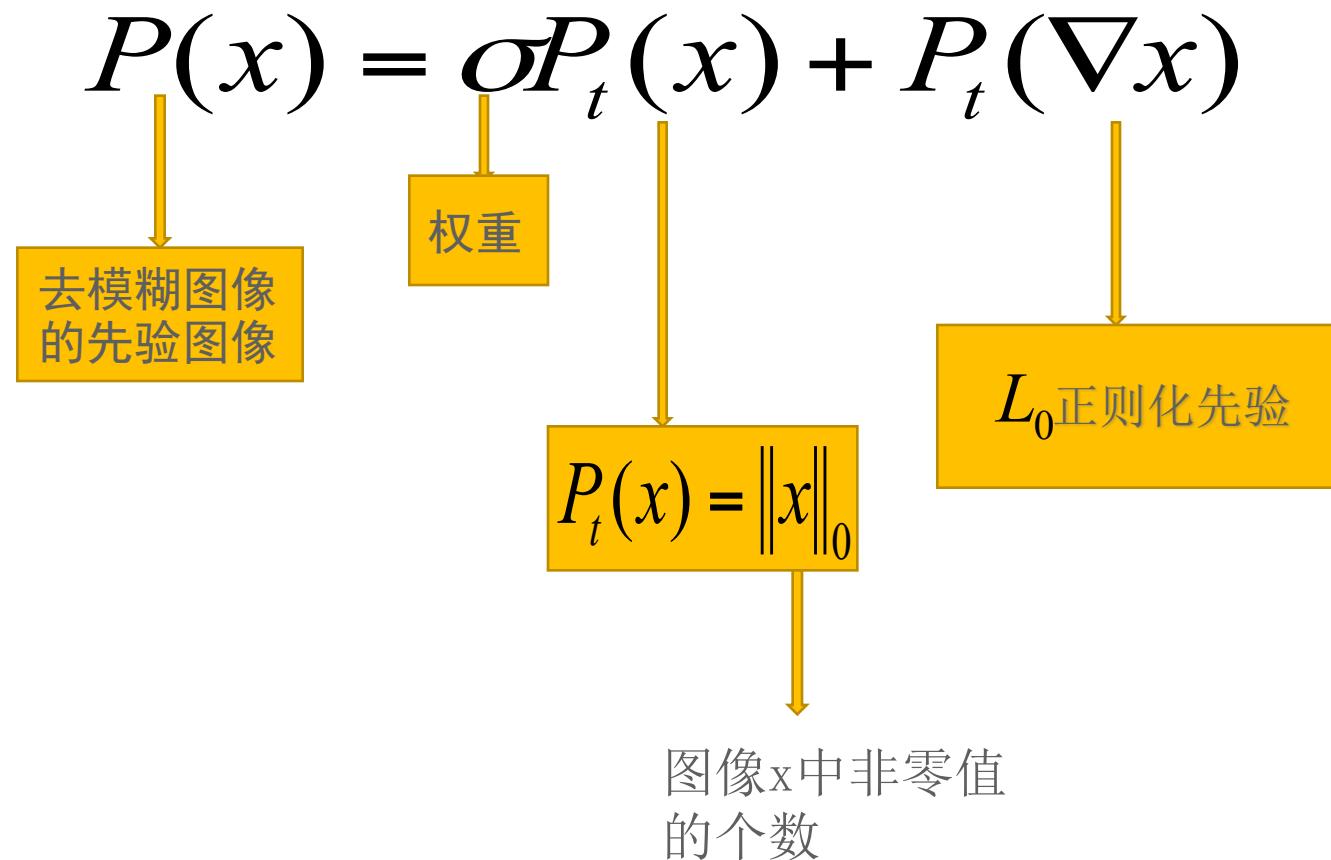
基于边缘预测算法

$L_0$ 正则化先验算法

暗通道先验算法

.....

# $L_0$ 正则化先验



# $L_0$ 正则化先验

约束标准：

$$\min_{x,k} \|x * k - y\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 + \lambda P(x)$$

正则项

估算清晰图像与模糊核

$$\min_x \|x * k - y\|_2^2 + \lambda P(x)$$

$$\min_k \|x * k - y\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2$$

# $L_0$ 正则化先验

用模糊核估计清晰图像：

引入变量  $u$  和  $g = (g_h, g_v)$

图像在水平和垂直方向的梯度

$$\min_{x,u,g} \|x * k - y\|_2^2 + \beta \|x - u\|_2^2 + \mu \|\nabla x - g\|_2^2 + \lambda (\sigma \|u\|_0 + \|g\|_0)$$

$u$  和  $g$  初始化为0：

$$\min_x \|x * k - y\|_2^2 + \beta \|x - u\|_2^2 + \mu \|\nabla x - g\|_2^2$$

# $L_0$ 正则化先验

估计清晰图像（最小二乘法）：

$$x = F^{-1} \left( \frac{\overline{F(k)}F(y) + \beta F(u) + \mu F_G}{\overline{F(k)}F(k) + \beta + \mu \overline{F(\nabla)}F(\nabla)} \right)$$



$$F_G = \overline{F(\nabla_h)}F(g_h) + \overline{F(\nabla_v)}F(g_v)$$

# $L_0$ 正则化先验

估计模糊核

$$\min_{x,k} \|x * k - y\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2$$



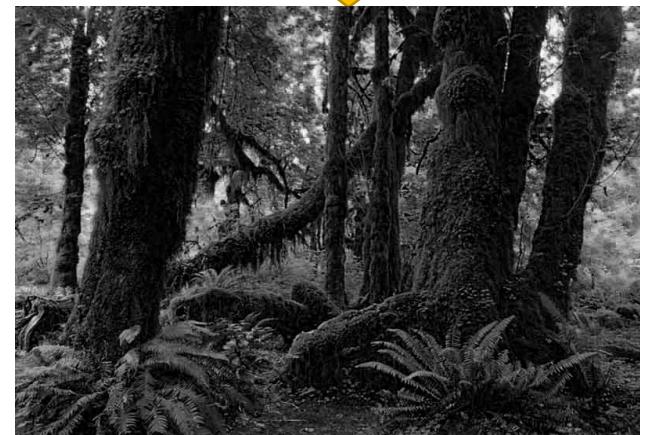
# 暗通道先验

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} J^c(y))$$

J. Pan and D. Sun. Blind Image Deblurring Using Dark Channel Prior. In CVPR, 2016

# 暗通道先验

- $\min(\text{rgb}, \text{local patch})$ 
  - $\min(r, g, b)$

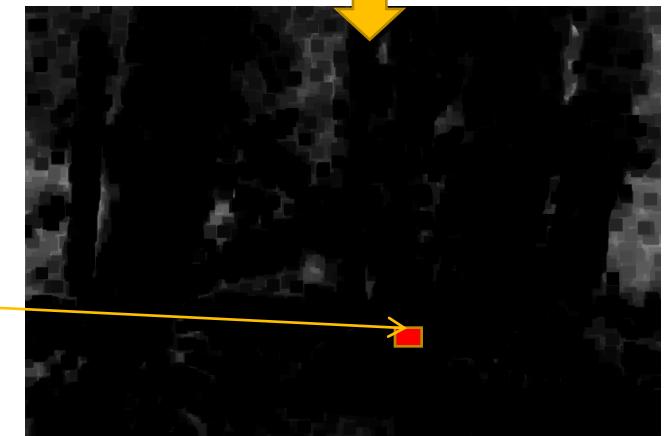
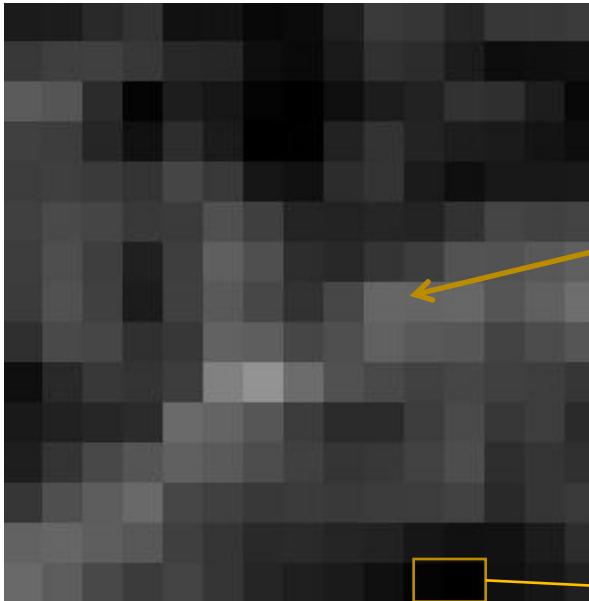


K. He et al. Single image haze removal using dark channel prior. In CVPR, 2009

# 暗通道先验

- $\min(\text{rgb}, \text{local patch})$ 
  - $\min(r, g, b)$
  - $\min(\text{local patch}) = \min \text{ filter}$

15\*15



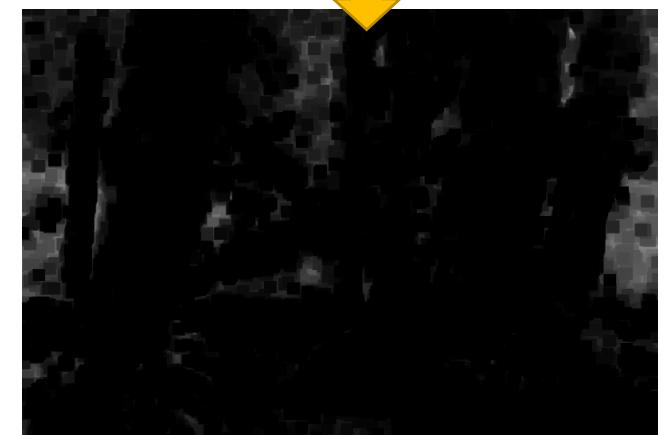
# 暗通道先验

- min (rgb, local patch)
  - min (r, g, b)
  - min (local patch) = min filter

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} J^c(y))$$

–  $J^c$ :  $J$  的彩色通道

–  $J^{dark}$  :  $J$  的暗通道



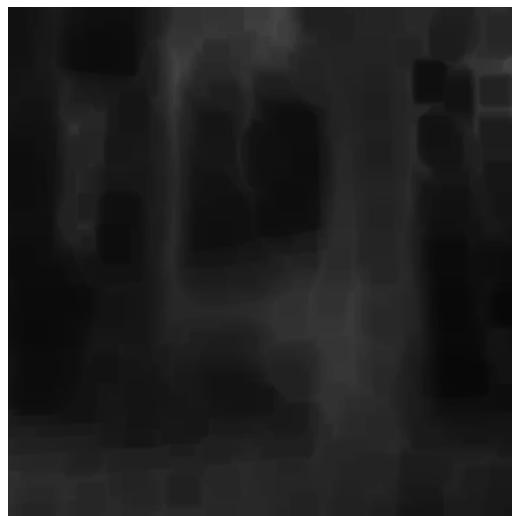
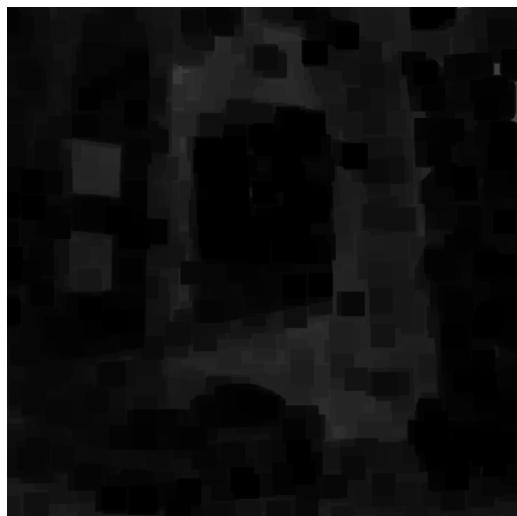
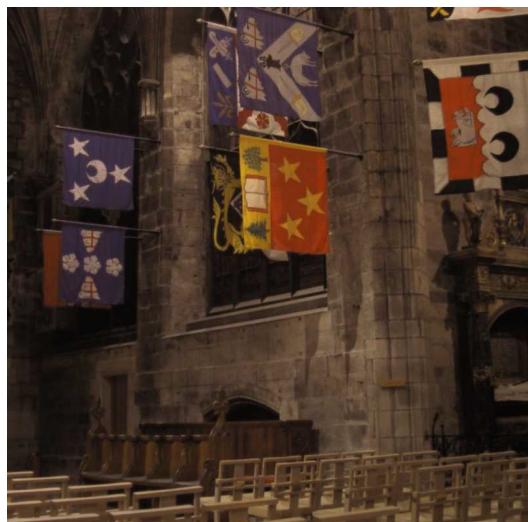
# 暗通道先验

- $\min(\text{rgb}, \text{local patch})$ 
  - $\min(r, g, b)$
  - $\min(\text{local patch}) = \min \text{filter}$ 
$$J^{dark} = \min_{\Omega} (\min_c J^c)$$
  - $J^c$ :  $J$  的彩色通道
  - $J^{dark}$  :  $J$  的暗通道

K. He et al. Single image haze removal using dark channel prior. In CVPR, 2009



# Pan et al.2016



# Pan et al.2016

为了解决暗通道的稀疏:

- $\|D(I)\|_0$  范数

约束标准:

$$\min_{I,k} \|I \otimes k - B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 + \mu \|\nabla I\|_0 + \lambda \|D(I)\|_0$$

规定卷积输出  
与模糊核

规范模糊核的  
解决方案

规定卷积输出  
与模糊核

解决暗通道的  
稀疏

估计清晰图像，用坐标下降

$$\min_I \|I \otimes k - B\|_2^2 + \mu \|\nabla I\|_0 + \lambda \|D(I)\|_0$$

最小化？

半二次分裂  $L_0$  极小化方法  
线性算子  $M$

$L_0$  正则项  
非线性函数  $D$

$$M(x, z) = \begin{cases} 1 & z = y \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

# Pan et al.2016

## 估计模糊核

$$\min_k \|I \otimes k - B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2$$



FFT

# Pan et al.2016

模糊模型

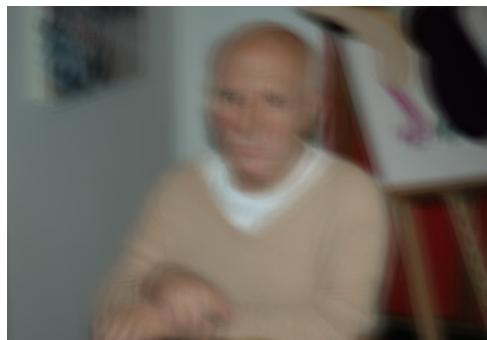
$$B = \sum_t k_t H_t I + n$$

$$B = KI + n = AK + n$$

$$\min_I \|KI - B\|_2^2 + \mu \|\nabla I\|_0 + \lambda \|D(I)\|_0$$

$$\min_k \|Ak - B\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2$$

# 模糊模型



模糊图像  $B$

=



清晰图像  $L$



⊗



点扩散函数 (PSF)  
/模糊核  $k$

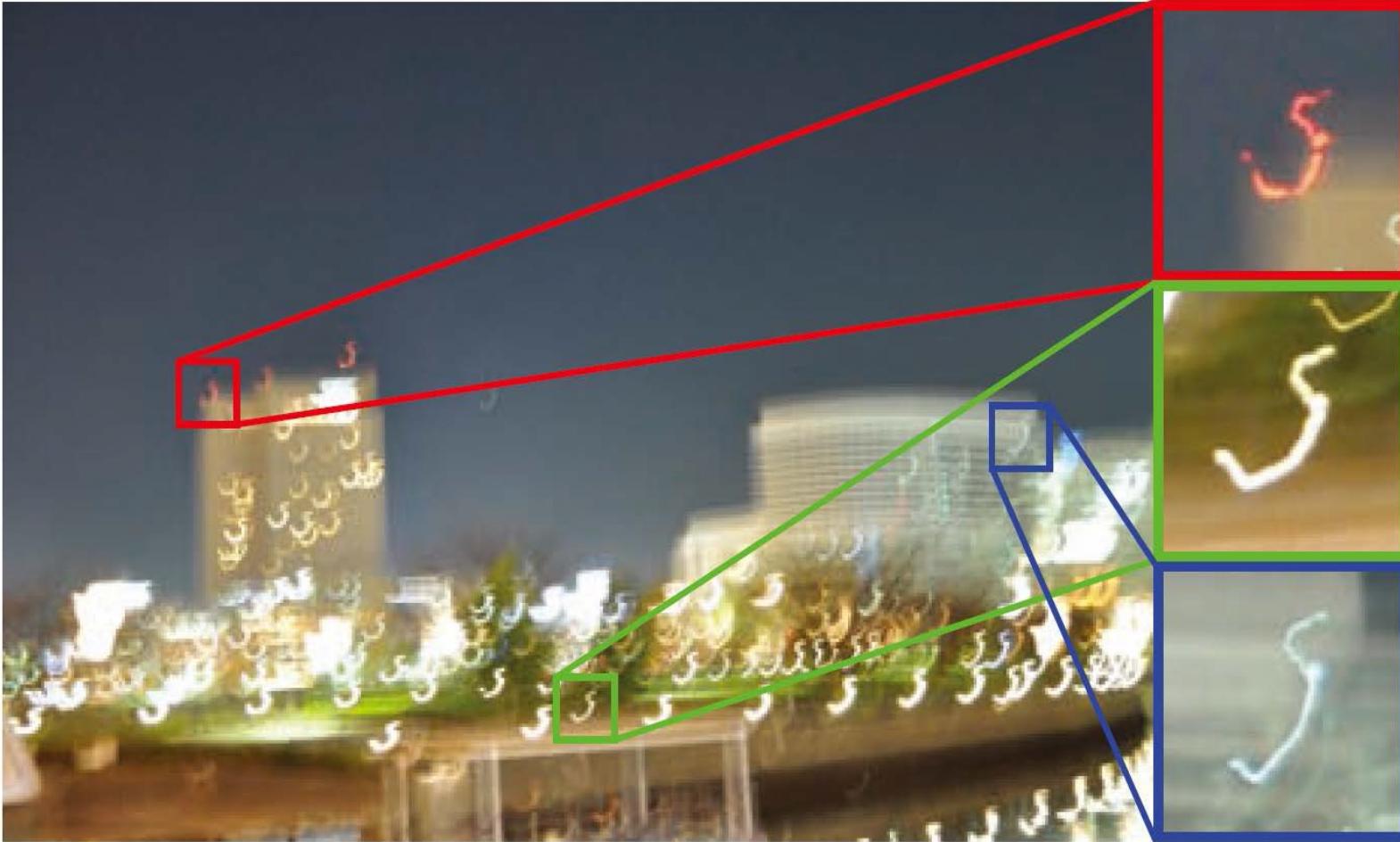
+



照相机噪声  $n$



均匀和空间不变模糊



真实相机抖动：  
空间可变！

# 假定的均匀模糊模型



x & y 平移相机抖动



平面场景

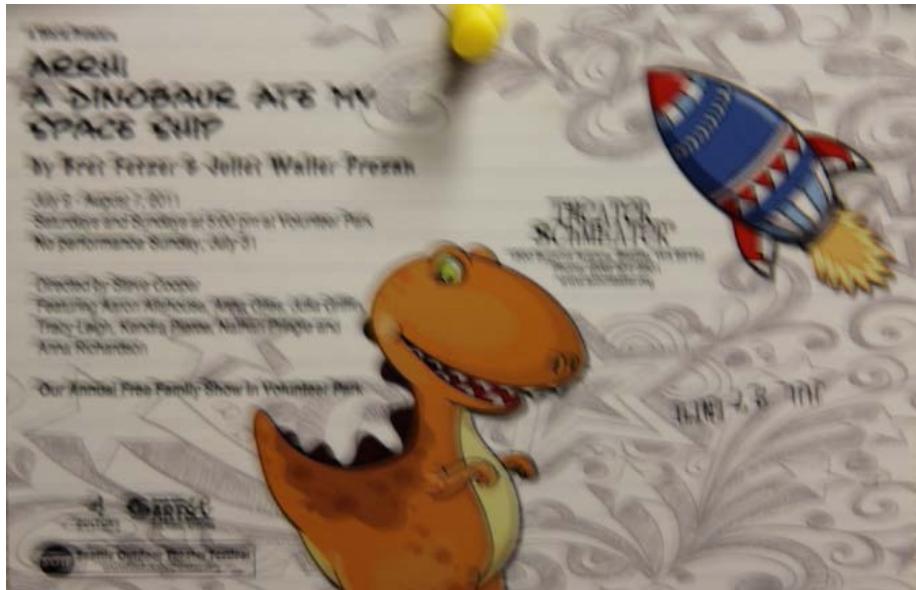
# 真实的相机抖动



6D真实照相机运动



不同深度



非均匀图像



均匀去模糊的结果

# Pixel-wise Blur Model

- Dai and Wu, CVPR 2008
  - 从单个图像估计每个像素的模糊内核

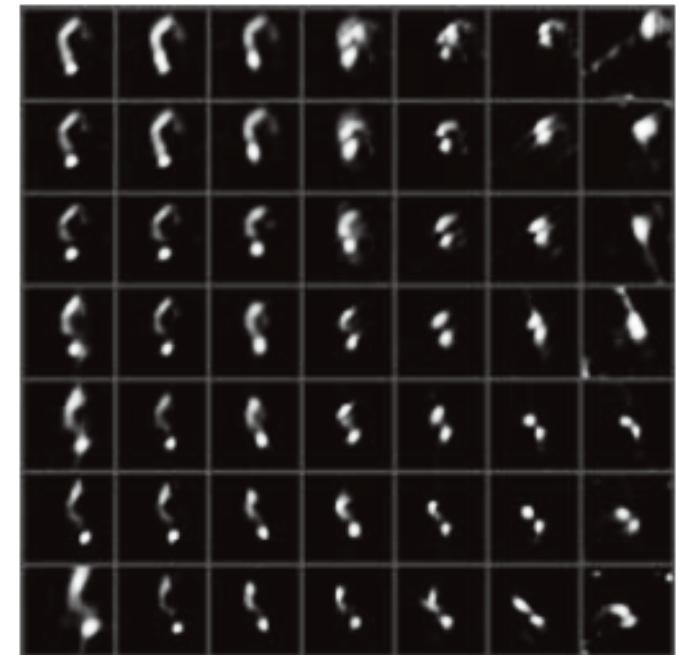
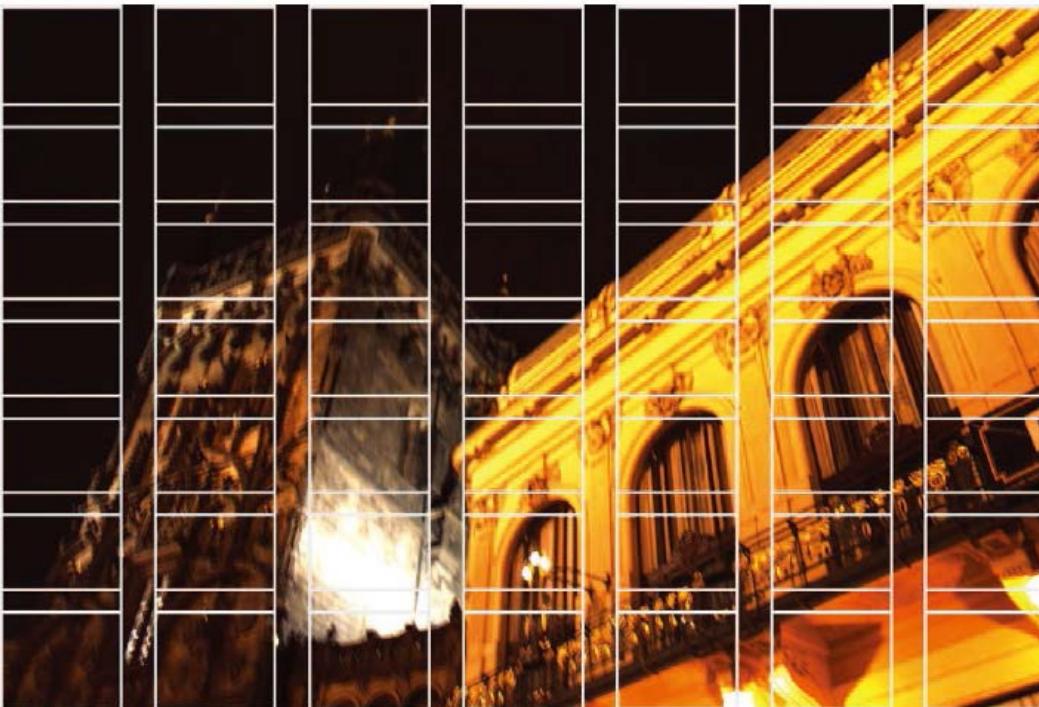
- 严重不适用

- 参数模糊内核



# Patch-wise Blur Model

- Sorel and Sroubek, ICIP 2009
  - 从模糊和曝光不足的嘈杂图像估计每个补丁的模糊内核



Sorel and Sroubek. Space-variant deblurring using one blurred and one underexposed image. In ICIP, 2009

# Patch-wise Blur Model

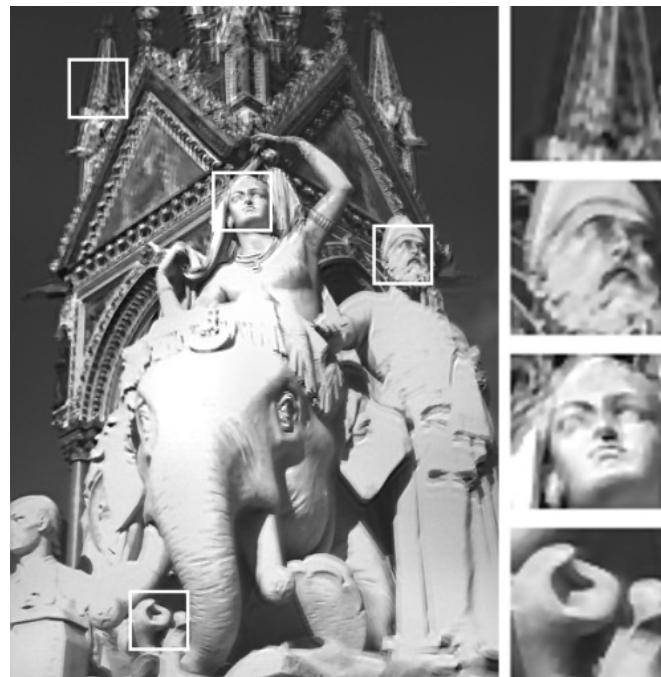
- Hirsch et al. CVPR 2010

- 高效的过滤器流程 (EFF) 框架
- 比原始的补丁模糊模型更准确的近似

# Patch-wise Blur Model

- Harmeling et al. NIPS 2010

- 从单个图像估计基于EFF的每个补丁模糊内核



# Patch-wise Blur Model

- Tao Yue et. al. 2016

- 计算了小波域中的正则化非均匀反卷积

- 基于EFF框架得到一个小波域分层模糊模型

- 同时实现高效率、高精度

# Patch-wise Blur Model

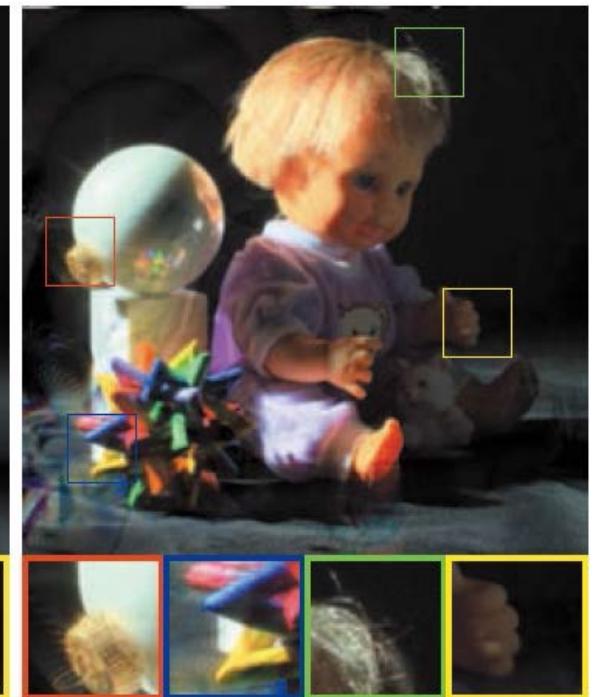
- 近似
  - 更多补丁  $\longrightarrow$  更准确
- 计算效率高
  - 补丁均匀模糊
  - 可以使用FFT
- 不合理的模糊
  - 相邻的模糊内核不能彼此不同

# Projective Motion Path

- Tai et al. TPAMI 2011
  - 基于单应矩阵的模糊模型
  - 非盲反卷积



模糊图像



Tai的方法

- Tai et al. TPAMI 2011

$$I(x) = \sum_{i=1}^N \Delta I(x, t_i)$$

$I(x)$ 是曝光后记录的图像

$\Delta I(x, t_i)$ 是传感器在无限小时间间隔内捕获的图像

$[0, T]$ 是总曝光时间

$x$ 是一个 $3 \times 1$ 矢量表示均匀像素坐标

$N$ 曝光时间下的离散采样率

- Tai et al. TPAMI 2011

假设照相机与镜头没有移动，并且噪声很小

$$\Delta I(x, t_1) \cong \Delta I(x, t_2) \dots \cong \Delta I(x, t_N)$$

$$I(x) \cong N \Delta I(x, t_0) \equiv I_0(X)$$

若照相机与镜头有移动

$$\Delta I(x, t_i) \cong \Delta I(h_i x, t_{i-1}) \xrightarrow{\text{3*3的非奇异单应矩阵}}$$

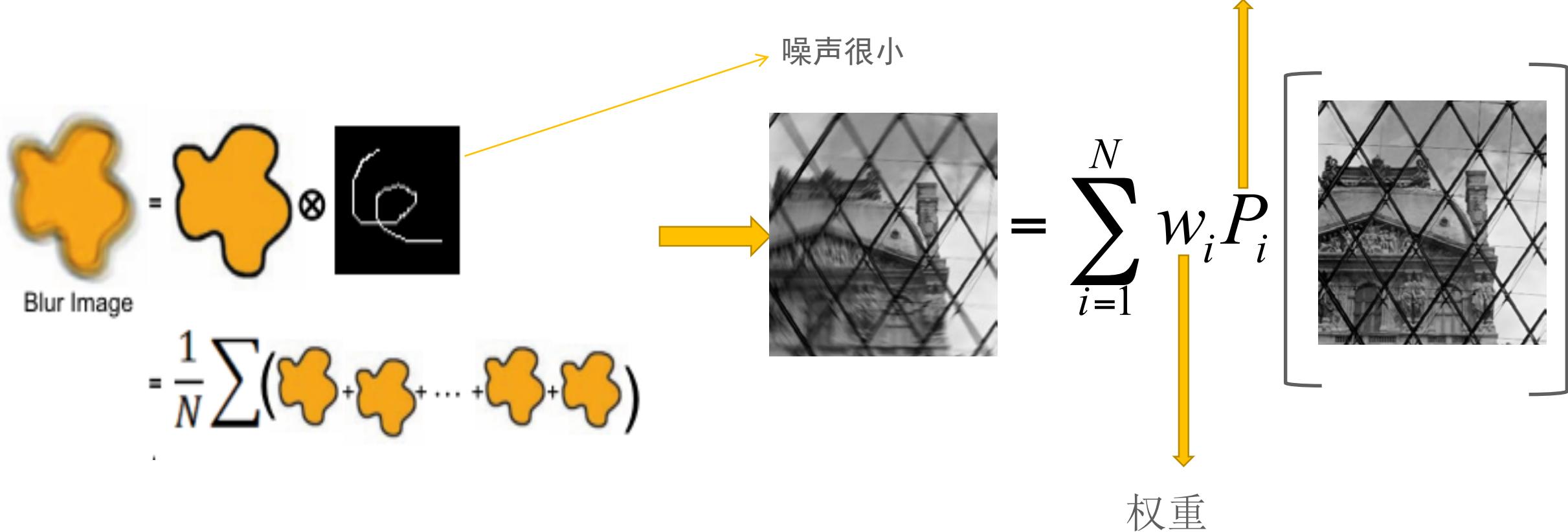
$$= \frac{1}{N} I_0(H_i x) \xrightarrow{} H_i = \prod_{j=1}^i h_j$$

- Tai et al. TPAMI 2011

## 投影运动路径模型

$$B = \sum_{i=1}^N \Delta I(x, t_i) == \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_0(H_i x)$$

- Tai et al. TPAMI 2011



# Projective Motion Path

- Tai et al. TPAMI 2011



$$= \sum_{i=1}^N w_i P_i$$



缺点:

- 计算比较慢
  - 不能使用FFT
- 没有提供模糊核估计

优点:

- 6DoF (自由度) 相机运动
- 全局一致性和物理上合理性

# Projective Motion Path

- Cho et al. PG2012
  - 多重模糊图像进行盲反卷积
  - 6 DoF 照相机运动
  - 试图逐个地估计单应矩阵

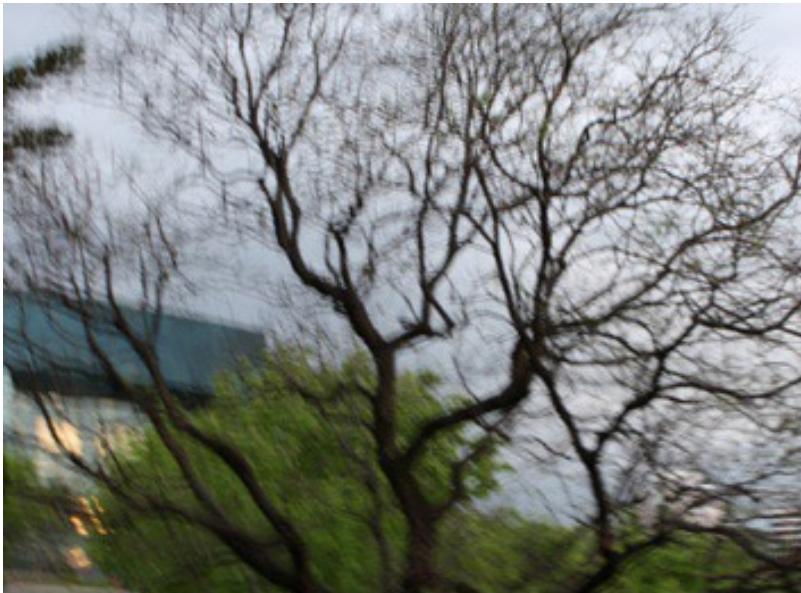


# Projective Motion Path

- Cho et al. PG2012

- 对噪声敏感

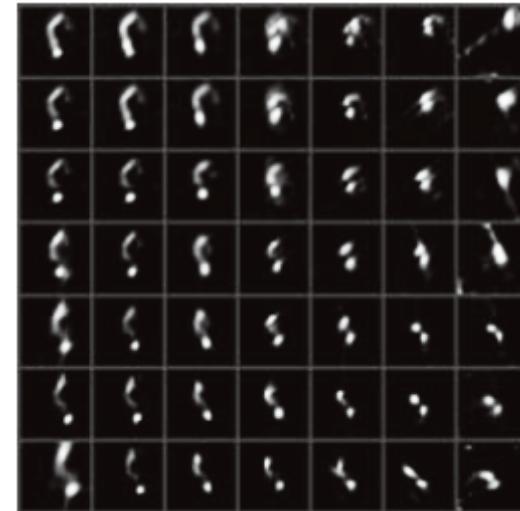
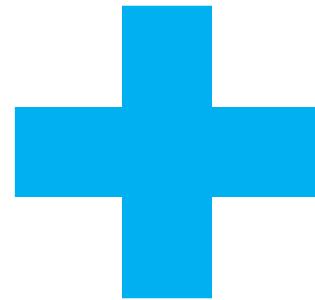
- 由于高度非线性优化过程存在收敛性问题



# More Efficient Blur Model

- Hirsch et al. ICCV 2011

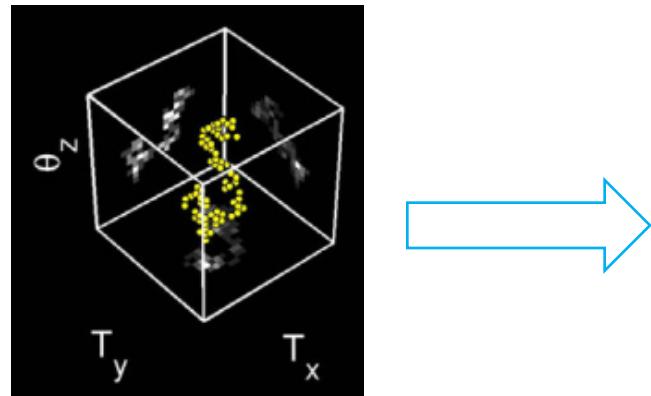
- 提出混合模型



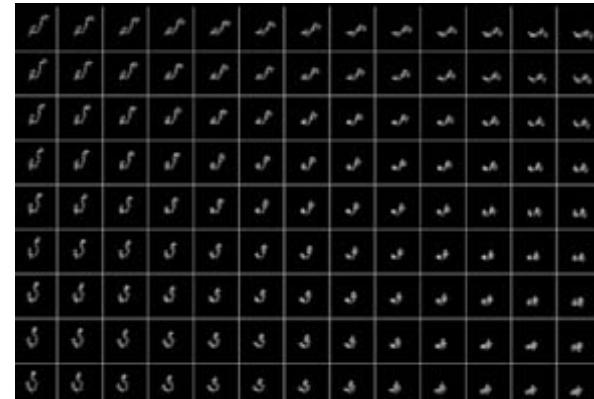
投影运动路径：全局一致性&  
物理上合理性

补丁模糊模型：计算  
效率高

- Hirsch et al. ICCV 2011



# 基于投影运动链的三维模糊核



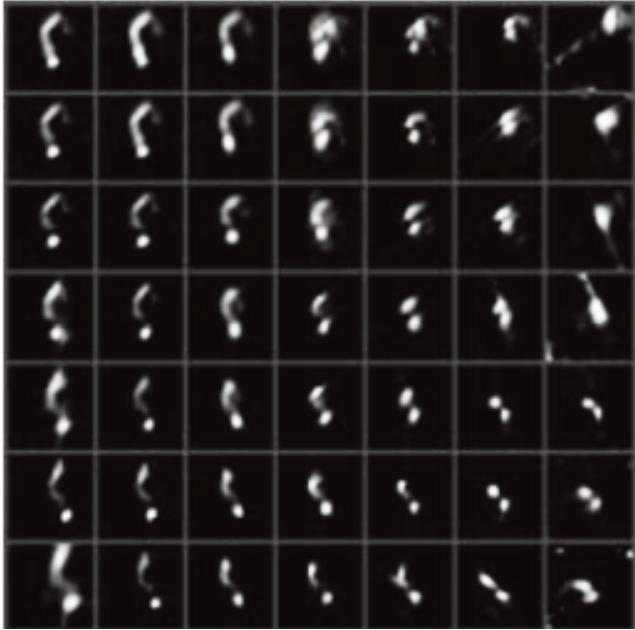
## 二维局部模糊核



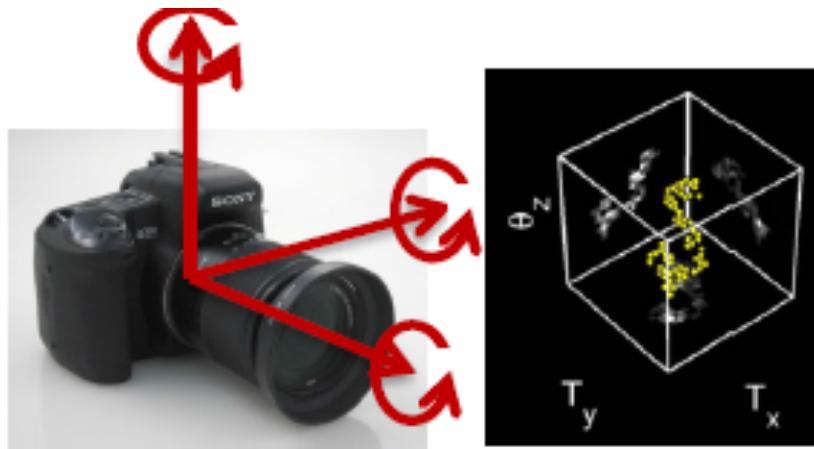
## 使用傅立叶变换 的补丁模糊



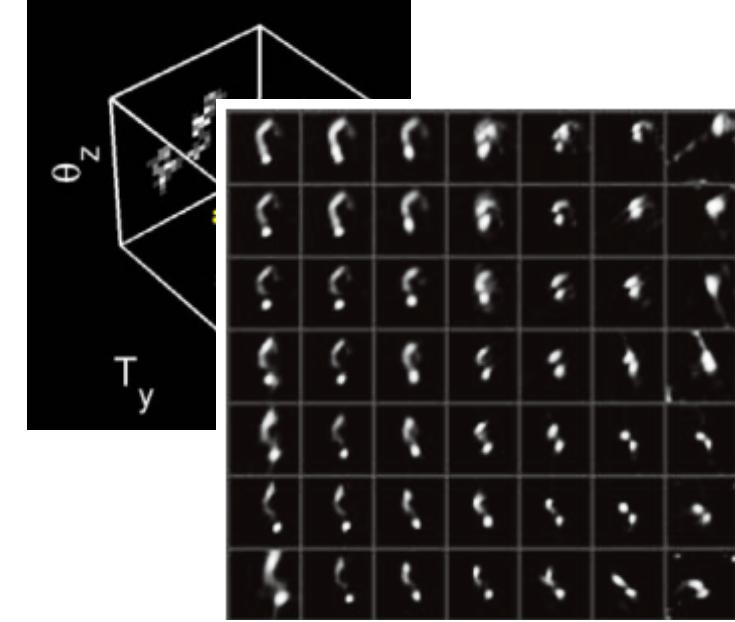
# 不同的模型



基于补丁的模糊模型  
高效但无全局约束



投影的运动路径模型  
全局一致但效率低下



混合模型  
全局一致&效率好

- 比均匀模糊模型更逼真
- 还是近似
  - 真正的相机运动：6个自由度+（放大，深度等）
- 高维度
  - 比均匀模糊模型更不稳定和慢

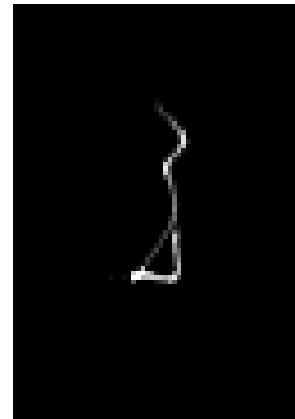
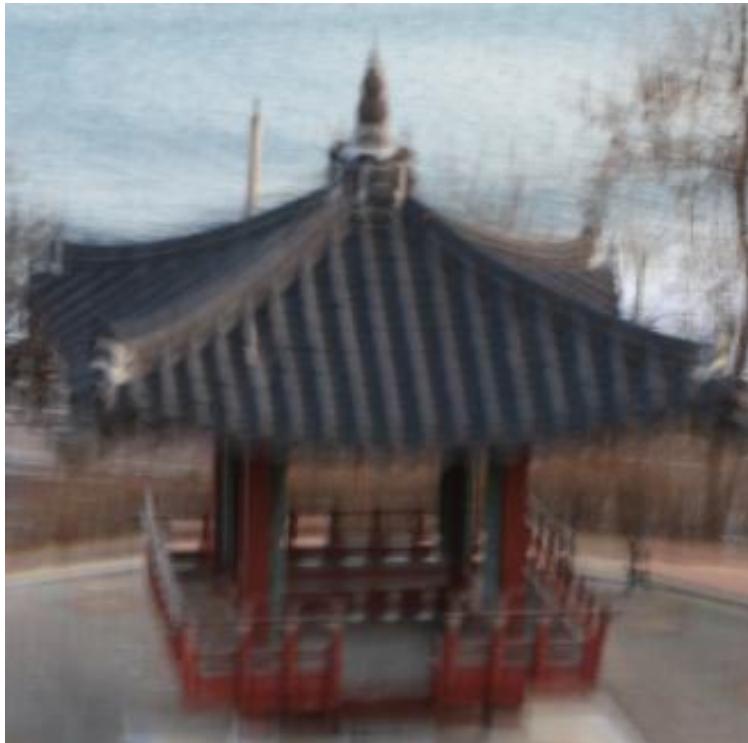
# 如今挑战



PS图象处理软件防抖故障实例

- 所有方法仍然经常失败
- 噪声
- 离群值
- 非均匀模糊
- 边缘受限
- 速度…
- Etc. . .

# 非盲反卷积



# 非盲反卷积



◆ 维纳滤波器

◆ Richardson-Lucy deconvolution (RL)

◆ Rudin et al. Physica 1992

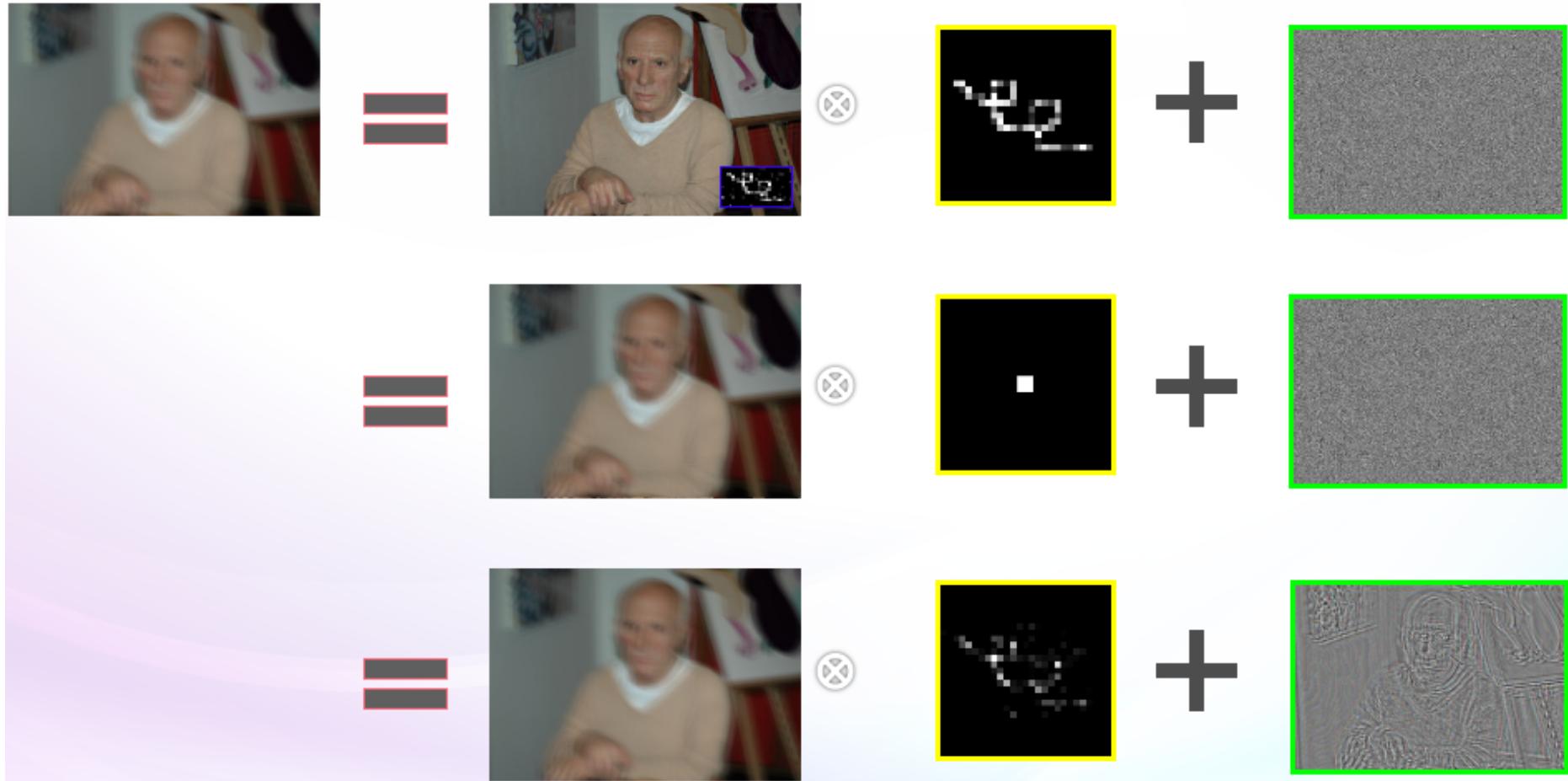
◆ Bar et al. IJCV 2006

◆ Levin et al. SIGGRAPH 2007

◆ Shan et al. SIGGRAPH 2008

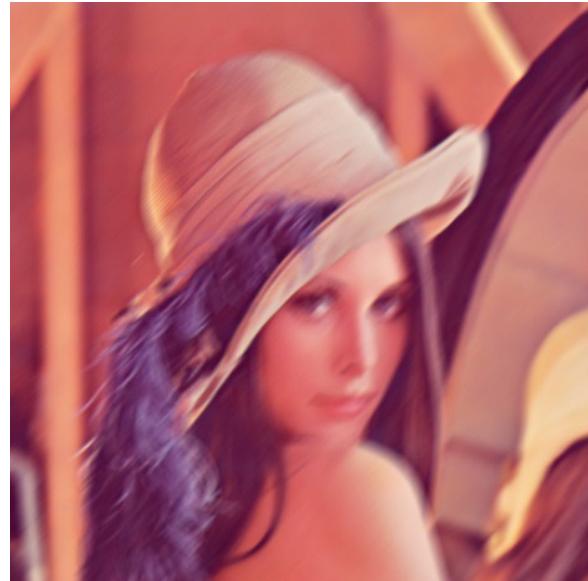
◆ Etc...

# 不适当性(盲反卷积)



# 不适用(非盲反卷积)

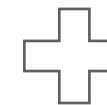
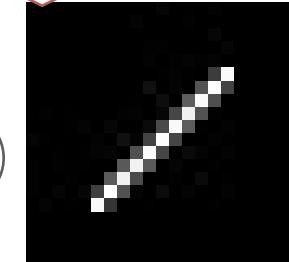
- 即使我们知道真正的模糊内核，我们也不能完全恢复清晰的图像，因为：



=



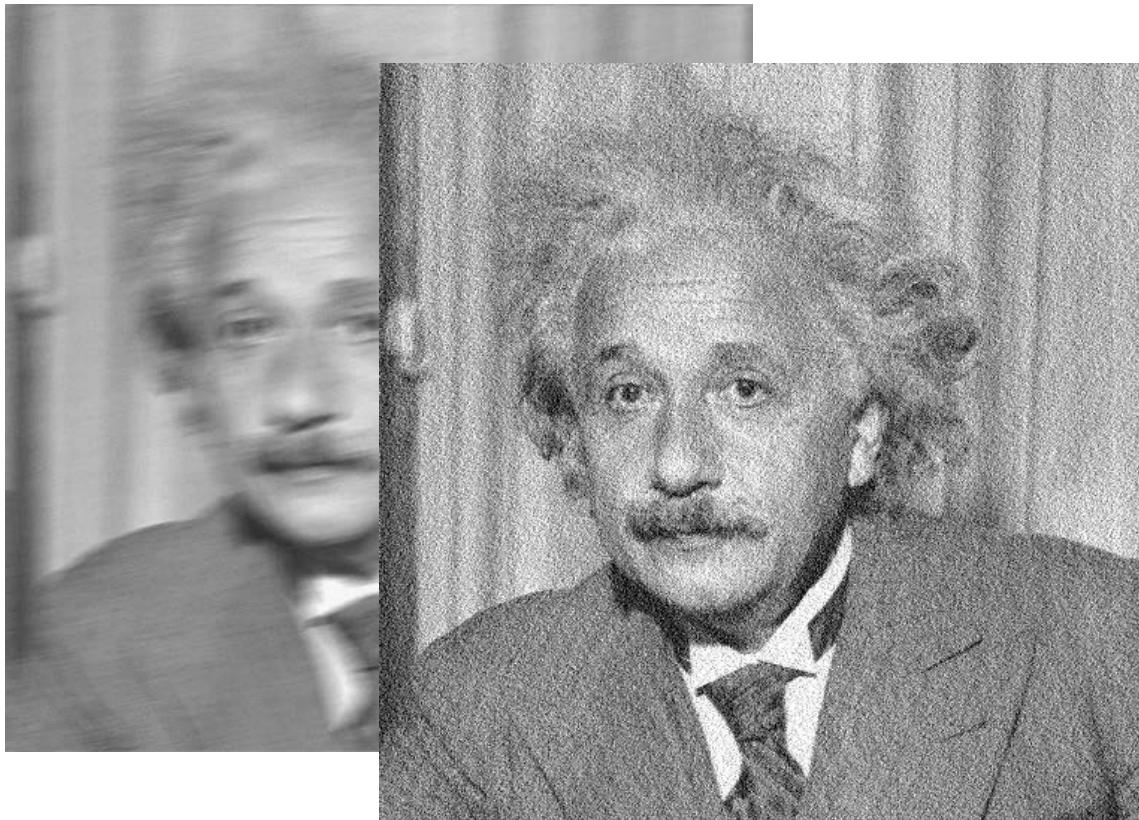
模糊造成了高  
频  
率的信息丢失



高频信息的丢失&噪声  $\approx$  去噪& 超分辨率

# 不定性(非盲反卷积)

- 反卷积既放大噪声又锐化边缘



- 振铃现象
  - 不准确的模糊内核、离群造成振铃现象



# 分类方法

- 流行方法

- 维纳滤波
- Richardson Lucy 反卷积
- 约束最小二乘法

- MATLAB 图像处理工具箱

- `deconvwnr`, `deconvlucy`, `deconvreg`

- 关于噪声和清晰图像的简单假设

- 简单和快速
- 容易产生噪音和伪影

# 振铃现象

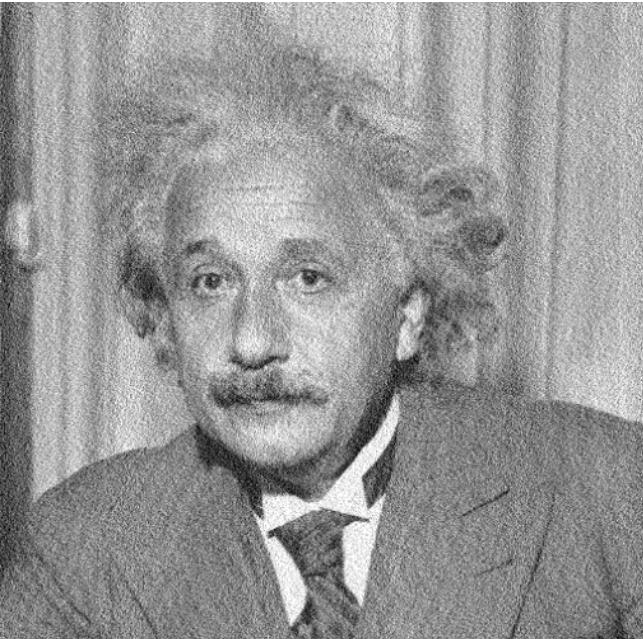
- 强边波状伪影
- 引起原因
  - 不准确的模糊的内核
  - 非线性响应曲线
  - Etc. . .



# 振铃现象

- 噪声

- 高频率
- 独立同分布
- 图像梯度先验上效果好



- 振铃

- 中频率
- 空间相关性
- 图像梯度先验上效果不好



# 剩余反卷积



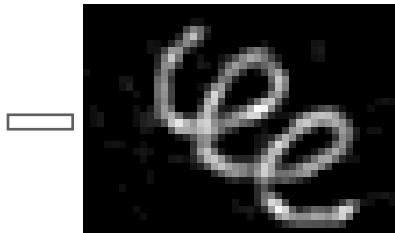
导向图片

- 相对准确的边缘，但较少的细节
- 从较小规模的反卷积结果中获得

# 剩余反卷积



模糊图像



导向图像



剩余模糊

导向图像

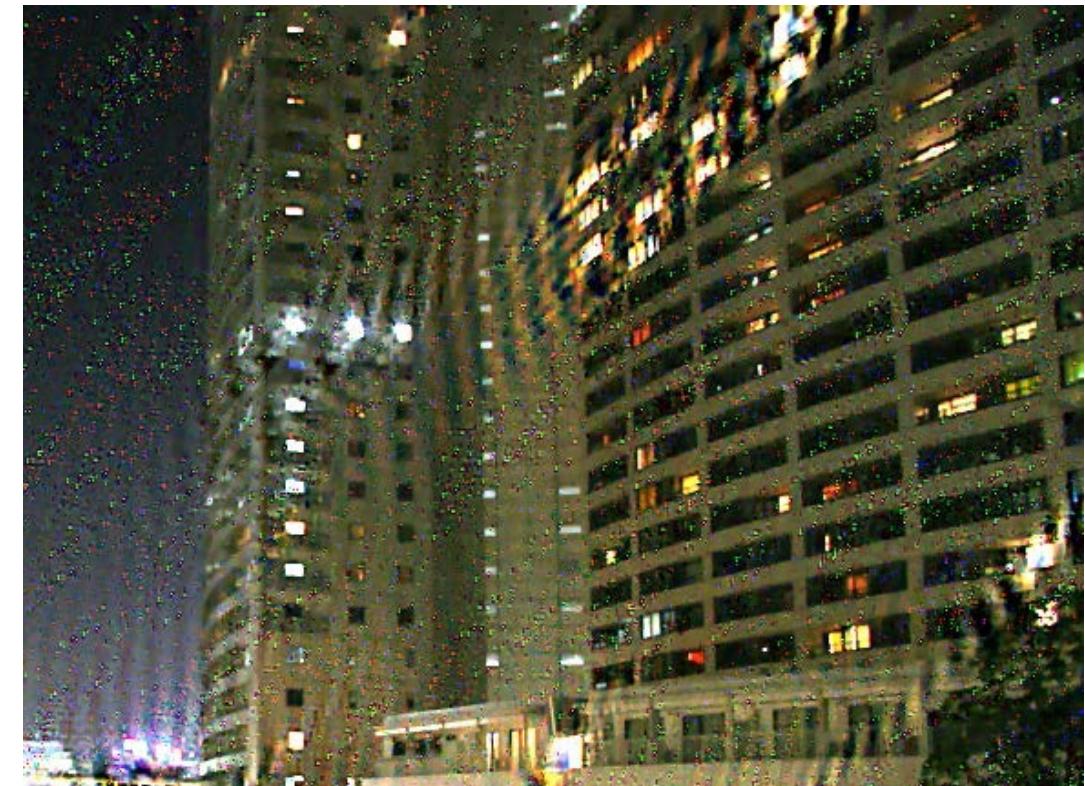
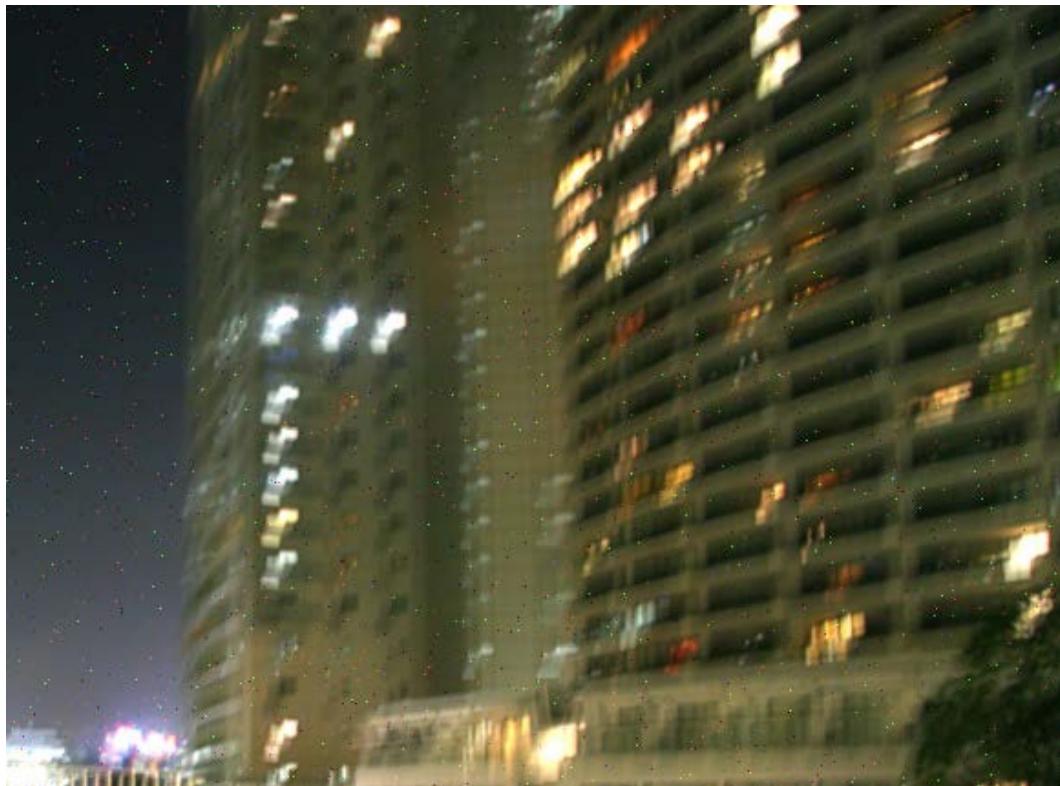


细节层



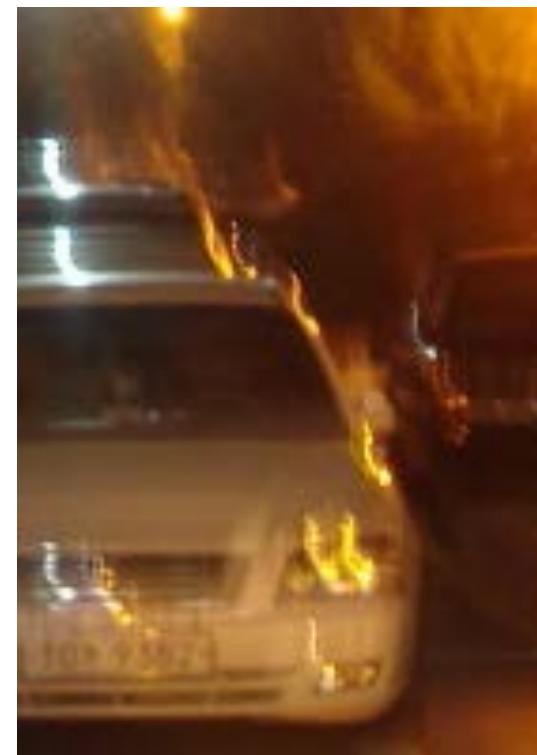
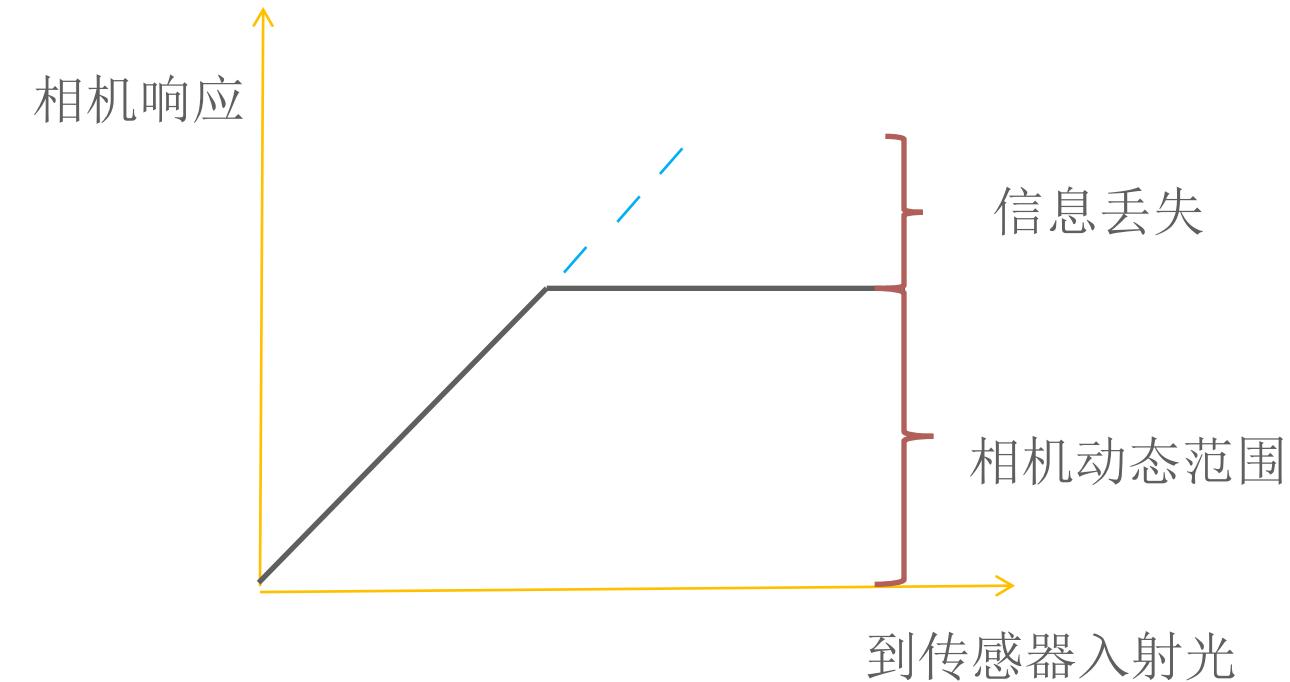
# 离群值

- 造成严重的振铃现象的主要来源



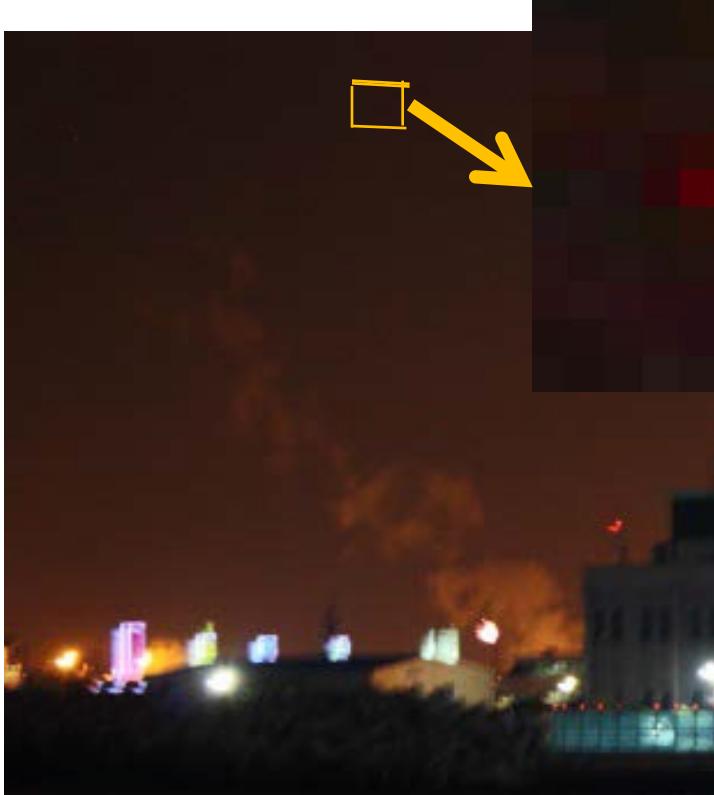
# 离群值

传感器动态范围有限造成了像素饱和

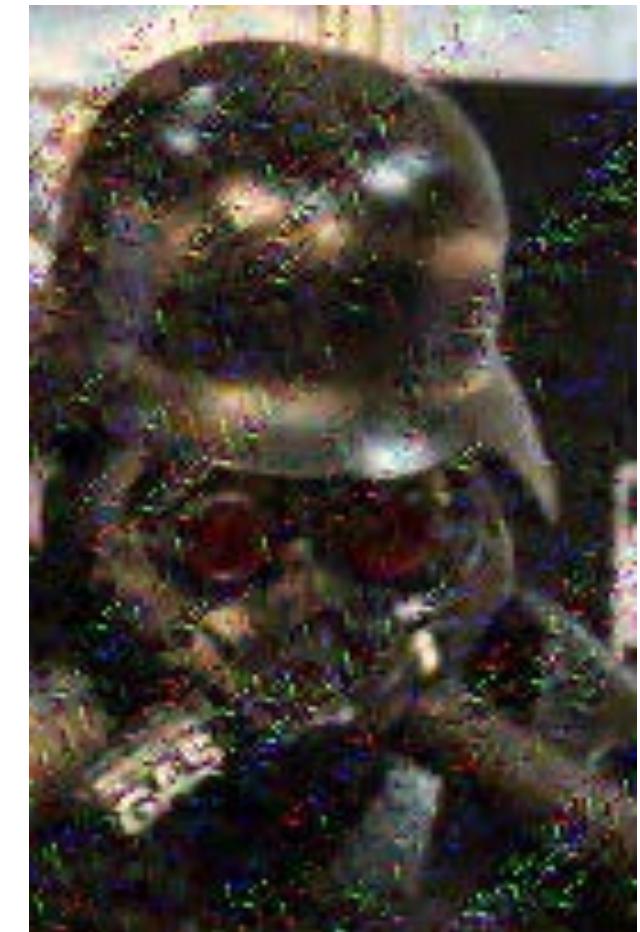
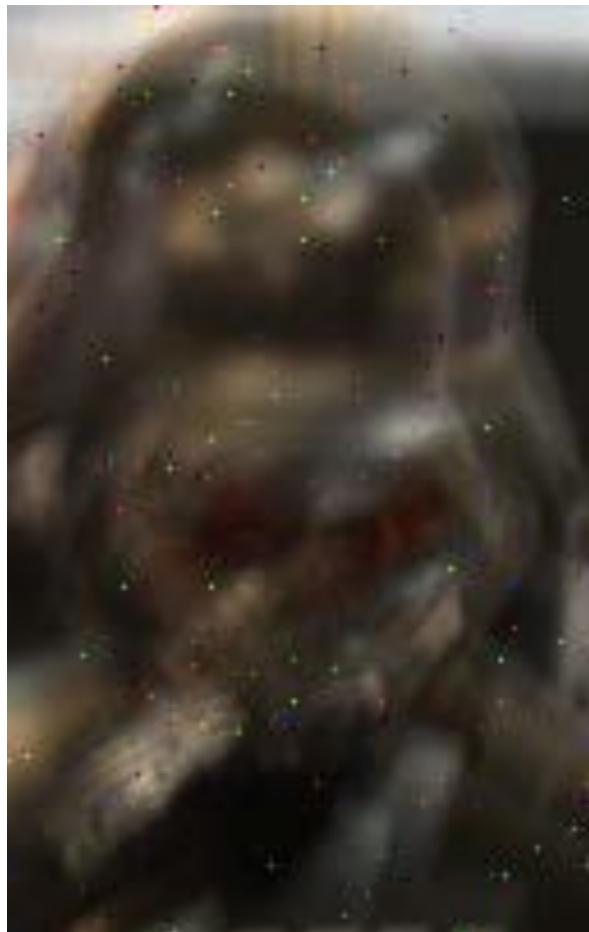


# 离群值

热像素点，坏点，压缩伪影等



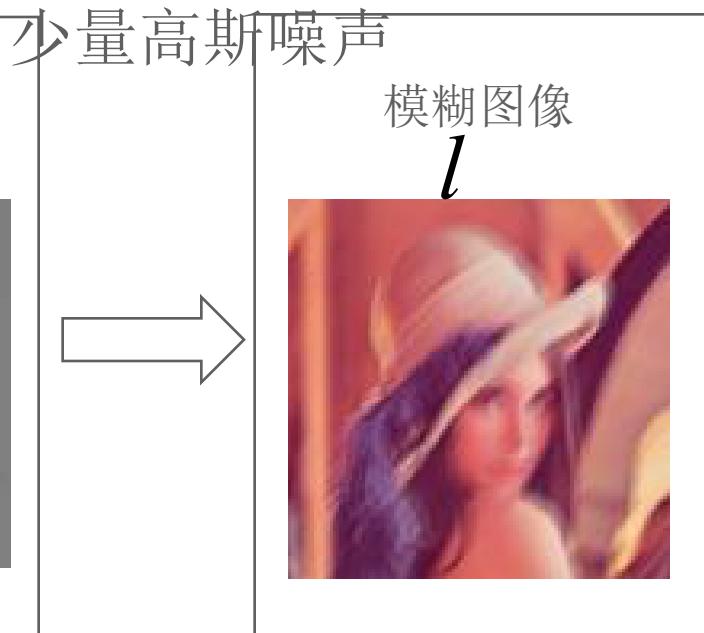
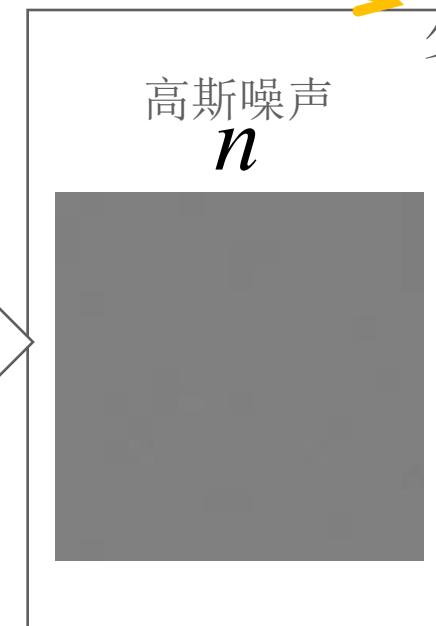
热像素点



# 离群值处理

最常用的模糊模型

$$b = k * l + n$$



少量高斯噪声

# 离群值处理

能量函数：

$$E(l) = \left\| k * l - b \right\|^2 + \rho(l)$$

基于数据项的  $L^2$  范数：清晰图像  
已知易受离群值影响 正则化

对于离群值更健全的范数

-  $L^1$  范数，其他稳健的统计…

$$E(l) = \left\| k * l - b \right\|_1 + \rho(l)$$

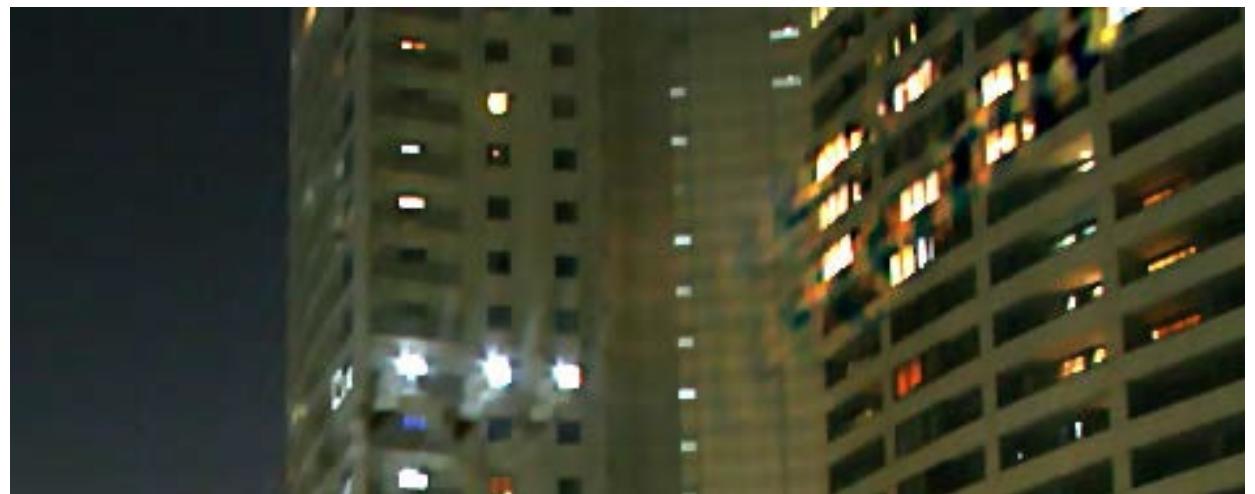
# 离群值处理

- 基于数据项的  $L^1$  范数:

- 简单高效
- 椒盐噪声有效
- 对饱和像素无效



基于数据项的  $L^2$  范数:



基于数据项的  $L^1$  范数:

分类模板：

$$m(x) = \begin{cases} 1 & \text{其他} \\ 0 & b(x) \text{是离群值} \end{cases}$$

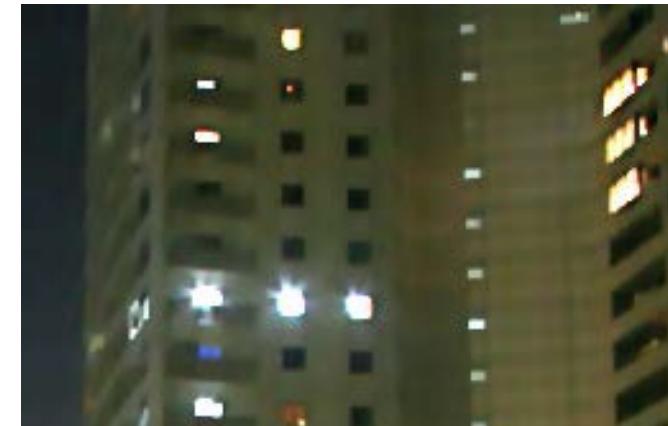


分类模板 $m$

离群检测



用内点反卷积  
更新清晰图像



# 总结&挑战

- 不适问题-噪声与模糊

# 总结&挑战

- 噪声

- 高频率与非结构化
- 自然图像的先验知识

- 振铃

- 中频结构
- 更难处理

# 总结&挑战

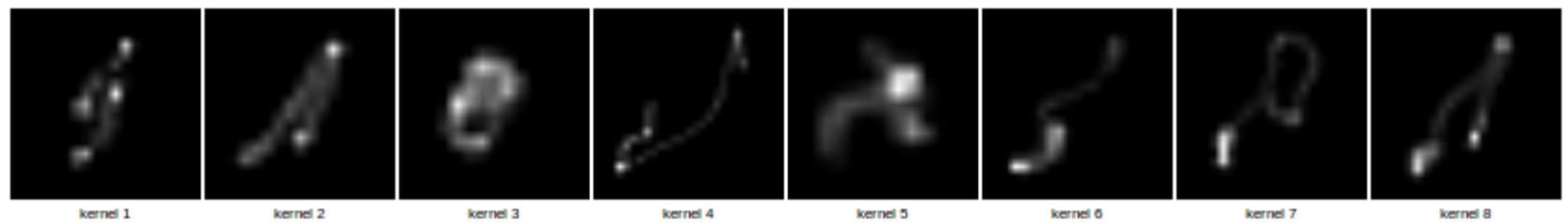
- 离群值
  - 引起严重振铃伪影
  - 更精确的模糊模型
- 速度
  - 更复杂的模型  慢
- 许多源代码可在作者的网站

# 作业2要求

# 数据集:

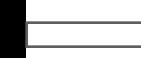
◆ 15张清晰图像

◆ 8张模糊内核图像



# 数据集

将这15张清晰图像分别与8张模糊内核进行卷积, 得到120张模糊图像



# 改善图像对比度

- ◆ 直方图均衡化 (HE)
- ◆ 自适应直方图均衡化 (AHE)
- ◆ 限制对比度自适应直方图均衡化 (CLAHE)

# 平滑滤波

- ◆ 均值滤波

- ◆ 中值滤波

- ◆ 双边滤波

- ◆ 高斯滤波

你需要做的是：选择上述两种方法

# 去模糊算法

- ◆  $L_0$  稀疏表示<sup>[1]</sup>

- ◆  $L_0$  正则化<sup>[2]</sup>

- ◆ 暗通道先验<sup>[3]</sup>

[1] L. Xu and J. Jia. Unnatural L 0Sparse Representation for Natural Image Deblurring. In CVPR, 2013.

[2] J. Pan and Z. Hu. Deblurring Text Images via L 0 -Regularized Intensity and Gradient Prior. In CVPR, 2014

[3] J. Pan and D. Sun. Blind Image Deblurring Using Dark Channel Prior. In CVPR, 2016

# 评价

评价指标 (PSNR) :

$$MSE = \frac{1}{H \times E} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (X(i, j) - Y(i, j))^2$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right)$$

你需要做的就是: 将你选择的八种方法处理后的图像与15张清晰图像进行比较, 得到一个平均值, 你可以采用画表或者画图

# 提交

提交内容：

1. 代码
2. 结果和解释的报告
3. 处理的图片

提交邮箱：

ouceecv@163.com

提交格式：

你的名字\_Assignment2.zip

Due Date: May 5, 2017