

问题建模

把去模糊和超分问题一起考虑，可以得到如下建模：已知：退化图 L ；未知：退化核 k ；下采样操作： D ；斯噪声 n ；高清图 H ；待求解：重建图 X 。

- 在blind-deblur中，他们的关系是： $H * k + n = L$
- 在super-resolution中，他们的关系是： $D \circ (H * k) = L$

超分重建` `` ``

- SCSR (08cvpr稀疏编码): $\argmin_X \|X - H\| \quad \text{s.t.} \quad D \circ (H * k) = L$
- SRCNN (15cvpr深度卷积): $\argmin_{\theta} \text{MSE}(X_{\theta} - H)$
- SRGAN (17cvpr深度生成对抗): $\argmin_{\theta} (\text{MSE}(\phi(X_{\theta}) - \phi(H)) + \text{对抗loss})$

均在文中明确指出，目标是使恢复的图像 X 逼近 H 。

盲去模糊

- DL blur kernel估计 (2016IP) :

这篇文章中，由于估计的是核的参数，因此最小化的是参数和参数groundTruth的误差。

- text deblur by L0 正则化 (2017pami) : $\argmin_{X,k} \|X * k - L\|_2^2 + \lambda l_0(X) + \gamma l_2(k)$

迭代优化求解 X, k 。其中，求 k 的时候，用的是 $(X \text{的梯度} * k)$ 和 $(L \text{的梯度})$ 。这里之所以和SR反过来，我觉得是因为这是个无监督的方法(用不上 H)，所以只能和 L 比较。

- direct text deblur:

作者明确指出，由于真实模糊比模糊核卷积更复杂，所以比起模拟模糊过程，模拟去模糊过程更实际： $\argmin_{\theta} \text{MSE}(X - H) + 0.0005$

$$\|\theta\|_2^2$$

Loss

单个样本。输入：x, 标签：y, 输出：F(x), 网络参数： θ , 特征： $\phi(x)$ 下面的loss都是适用于batch的，即对一个batch，采取了均值loss。

名称	表达式	作用	适用情况
L1 loss	$\ F(x)-y\ _1$	输出大体上逼近y	普适
mse loss	$\frac{1}{CHW} \ F(x)-y\ _2^2$	输出大体上平滑的逼近y	普适
perceptual loss	$\ \phi(F(x))-\phi(y)\ _2$	输出的内容逼近y的内容	语义信息
adversarial loss	$\arg\min_{\{G\}} \max_{\{D\}} [-\log D(x,y) + \log(1-D(x,F(x)))]$	判别网络无法区分输出和y是否condition的区别在于D是两个输入还是一个	在判别网络中
adversarial loss	$\arg\min_{\{G\}} \max_{\{D\}} [\ D(x,y)\ _2 + \ 1-D(x,F(x))\ _2]$	替换negative log likelihood为least square,	
gram loss	$\ \text{gram}(\phi(F(x))) - \text{gram}(\phi(y))\ _2$	输出的纹理逼近y的纹理	风格转换中不含语义
Lp loss	$\ F(x)-y\ _p$	在L1与L2中折中	比L1、L2效果都要好时
identity loss	$\ x-F(x)\ _1$	当输入本身就是输出同	有助于在 transfer

		一类时，输入=输出	任务中保留颜色
TotalVariant loss	$\frac{1}{2} \ \nabla_H F(x) - \nabla_W F(x)\ _1$	平滑输出，削弱artifact	去噪中常见
l1/l2 prior	$\ F(x)\ _1 \text{ or } \ F(x)\ _2^2$	不知道有没有用	
l2 reg	$\ \theta\ _1 \text{ or } \ \theta\ _2^2$	参数稀疏/用小参数可以帮助收敛	非必须

结构

网络结构	作用	适用情况	出自
瓶颈结构	减少参数	图片较大，追求速度，中间层数较多	>-< 形状流行于 fast-style-transfer
skip connection	有选择性的保留输入	重建精细的任务	出自 U-net，流行于后来的SR、GAN任务
residual learning	只学习残差，帮助收敛	普遍适用	已广泛应用于CNN
IN/BN	降低特征表达学习难度，帮助收敛	??? 因为有文章说可以去掉	已广泛应用于CNN
GAN	获得一个非设计的 loss：对抗loss	设计的 loss效果	流行于生成式任务

不好

buffer判别式	在GAN训练D时，不选用最新G输出而是保留历史G输出作为“fake”	避免模型参数震荡	来自pix2pix的引用文章
deconv	有upconv, transconv, subpixel 三种	第一种效果最好也最慢，第三种最快	第一种SRCNN在用，第三种来自ESPCN，第二种fast-style-transfer系列在用
patchGAN	判别器输出非1维而是dxd矩阵，即感受域只对应输入一部分而非全部，加速训练	假设像素符合马尔科夫特性	pix2pix引用的文章

实验及对应结果

1. 非盲去模糊可行性实验：

参数： motion blur:len=7,length=

数据集： training set=COCO 2014;test set=9 img from yang

网络结构： 瓶颈结构+skipconnect+IN+res learning+ 8 res_block +subpixel。

loss： L1 loss。其他reg项已经实现但还没用

优化方法： adam

核参数： 运动=0.gauss=1.7 模型参数： 运=0.gauss=1.7

img-name	blurPSNR	+PSNR
comic.bmp	-1.876827	32.462749
pepper.bmp	2.274908	33.841355

man.bmp	-1.232231	33.332980
flowers.bmp	-0.823303	35.407222
zebra.bmp	-2.251888	36.726342

2. pair blindGAN :

loss:

-[X] \$\$ Identity\ loss:\ argmin_G = E|| G(H)-\delta ||_1 \$\$ -[] \$\$ cycle\ loss:\ argmin_G = E|| H*G(L)-L ||_1 \$\$ -[X] \$\$ GAN\ loss:\ argmin_Gmax_D = E[\log(D(L,k))] + E[1-\log(D(L,G(x)))] \$\$ -[X] \$\$ generate \ loss:\ argmin_G = E||G(L)-k||_1 \$\$

结构:

G:

scaling: 1x116x116->1x1x29 ✓
resblock: conv+norm+relu+dropout ✓
lastactivate: tanh/sigmoid

D:

fully convolution layer: conv+norm
+leakyrelu(sigmoid for last 0-1 output) ✓

预处理:

G的输入random crop
D用上history pool ✓
注意使用detach避免不必要的梯度反向 ✓

3. encoder-decoderSRnet 疑问: 好像不需要p? 但是p相关的weight是有值的 seperate training:

no.	gauss	motion_len	motion_ang	avg PSNR inc	avg PSNR
1	0.0	3	10	2.68	32.56
2	0.0	3	20	2.72	31.92
3	0.0	3	30	2.96	32.38
4	0.0	3	40	2.56	31.84
5	0.0	3	50	2.65	31.98
6	0.0	3	60	3.31	32.87
7	0.0	3	70	3.14	32.59
8	0.0	3	80	3.28	33.46
9	0.0	4	10	2.89	31.71
10	0.0	4	20	3.35	30.86
11	0.0	4	30	3.91	31.60
12	0.0	4	40	3.68	31.22
13	0.0	4	50	3.97	31.56
14	0.0	4	60	4.55	32.37
15	0.0	4	70	4.33	32.06
16	0.0	4	80	3.77	32.87
17	0.0	5	10	3.39	31.05
18	0.0	5	20	4.31	30.77
19	0.0	5	30	4.53	31.02
20	0.0	5	40	4.84	31.22
21	0.0	5	50	4.99	31.42

22	0.0	5	60	4.88	31.49
23	0.0	5	70	5.14	31.80
24	0.0	5	80	4.60	32.49
25	0.0	6	10	2.97	28.49
26	0.0	6	20	4.33	29.81
27	0.0	6	30	4.89	30.20
28	0.0	6	40	5.28	30.81
29	0.0	6	50	5.45	31.03
30	0.0	6	60	5.43	30.86
31	0.0	6	70	5.22	30.88
32	0.0	6	80	4.30	30.05
33	0.0	7	10	2.03	26.77
34	0.0	7	20	3.57	28.30
35	0.0	7	30	4.23	28.92
36	0.0	7	40	4.88	29.66
37	0.0	7	50	5.23	30.06
38	0.0	7	60	5.32	30.12
39	0.0	7	70	4.94	29.84
40	0.0	7	80	3.26	28.20
41	0.0	8	10	1.14	25.25
42	0.0	8	20	2.22	26.16
43	0.0	8	30	3.45	27.51

44	0.0	8	40	3.67	27.93
45	0.0	8	50	4.17	28.47
46	0.0	8	60	4.58	28.76
47	0.0	8	70	3.27	27.38
48	0.0	8	80	1.82	26.13
49	0.0	0	0	-9957.54	42.46
50	0.3	0	0	-15.81	42.69
51	0.7	0	0	2.21	36.43
52	1.0	0	0	3.14	33.89
53	1.3	0	0	3.14	32.29
54	1.7	0	0	4.22	32.77
55	2.0	0	0	4.81	32.95
56	2.3	0	0	4.81	32.62
57	2.7	0	0	4.88	32.64
58	3.0	0	0	4.78	32.42

combine training:

no.	gauss	motion_len	motion_ang	avg PSNR inc	avg PSNR
1	0.0	3	10	7.89	37.77
2	0.0	3	20	8.68	37.88
3	0.0	3	30	8.72	38.14
4	0.0	3	40	8.56	37.84

5	0.0	3	50	8.49	37.82
6	0.0	3	60	8.64	38.20
7	0.0	3	70	8.42	37.87
8	0.0	3	80	7.27	37.46
9	0.0	4	10	7.80	36.61
10	0.0	4	20	9.15	36.67
11	0.0	4	30	8.96	36.65
12	0.0	4	40	9.80	37.34
13	0.0	4	50	9.56	37.15
14	0.0	4	60	8.59	36.41
15	0.0	4	70	9.01	36.75
16	0.0	4	80	7.79	36.89
17	0.0	5	10	8.73	36.39
18	0.0	5	20	9.85	36.31
19	0.0	5	30	9.58	36.06
20	0.0	5	40	9.82	36.20
21	0.0	5	50	9.99	36.41
22	0.0	5	60	9.14	35.75
23	0.0	5	70	9.49	36.15
24	0.0	5	80	8.91	36.80
25	0.0	6	10	9.17	34.69
26	0.0	6	20	8.98	34.46
27	0.0	6	30	8.21	34.62

27	0.0	0	30	9.51	34.02
28	0.0	6	40	9.48	35.02
29	0.0	6	50	9.75	35.33
30	0.0	6	60	9.60	35.03
31	0.0	6	70	8.84	34.50
32	0.0	6	80	9.14	34.89
33	0.0	7	10	9.69	34.43
34	0.0	7	20	9.72	34.45
35	0.0	7	30	9.59	34.28
36	0.0	7	40	10.02	34.80
37	0.0	7	50	9.75	34.58
38	0.0	7	60	9.69	34.50
39	0.0	7	70	9.56	34.47
40	0.0	7	80	9.40	34.34
41	0.0	8	10	6.22	30.33
42	0.0	8	20	7.04	30.98
43	0.0	8	30	8.69	32.75
44	0.0	8	40	8.50	32.75
45	0.0	8	50	8.96	33.26
46	0.0	8	60	8.78	32.96
47	0.0	8	70	6.83	30.95
48	0.0	8	80	5.80	30.10
49	0.0	0	0	-9954.93	45.07

50	0.3	0	0	-13.22	45.28
51	0.7	0	0	3.33	37.55
52	1.0	0	0	4.64	35.39
53	1.3	0	0	4.79	33.95
54	1.7	0	0	6.31	34.86
55	2.0	0	0	6.89	35.04
56	2.3	0	0	6.81	34.61
57	2.7	0	0	7.07	34.84
58	3.0	0	0	6.92	34.55