基于PSRT的窗口自适应改进

一些尝试中的结论

相较baseline，**PSNR 0.59↑；ERGAS 0.915↓；SAM 0.066↑**

20231028

- 最开始提出的对每个窗口计算卷积，取每个窗口的卷积核计算注意力，回卷窗口，拼成feature map的方法是负提升。计算注意力后的卷积核去卷窗口不如去卷全图
- 所有窗口卷积核在通道上concat，通过1*1卷积暴力生成global kernel（维度c, c, k, k，普通卷积），使用global kernel卷全图，global kernel有提升但有限
- 卷积核计算自注意力可能带来负提升（还差一个实验跑出来验证）

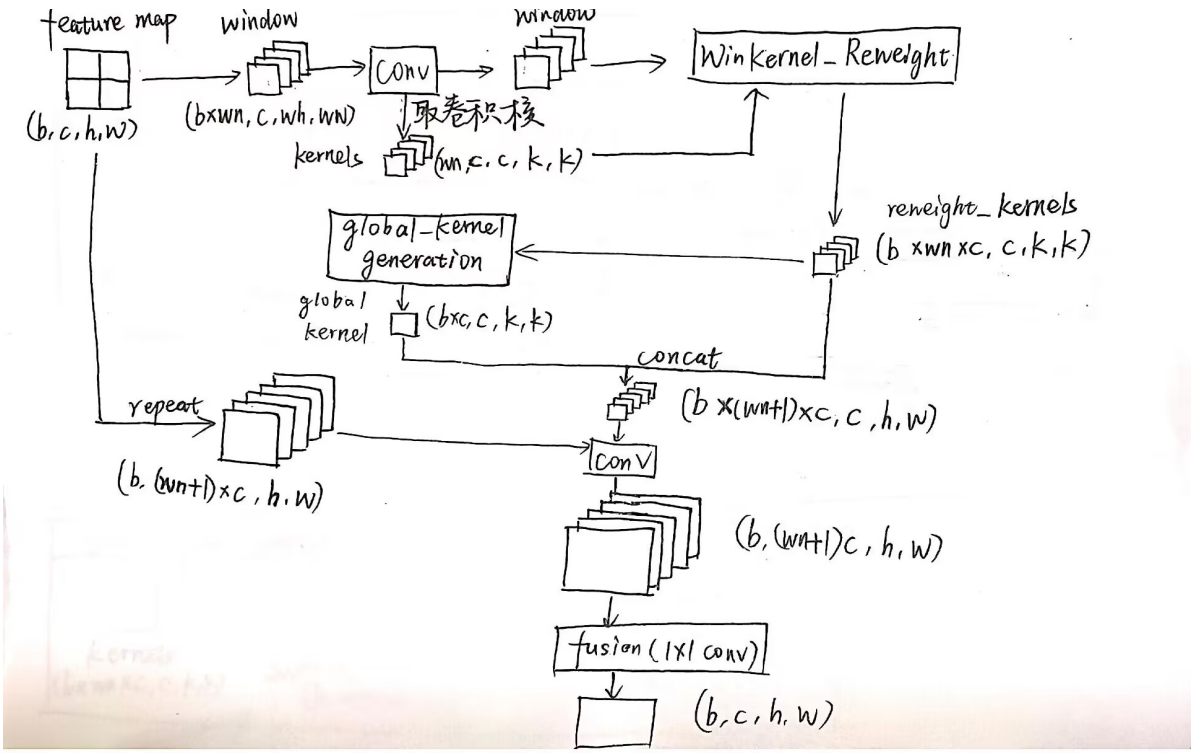
20231116

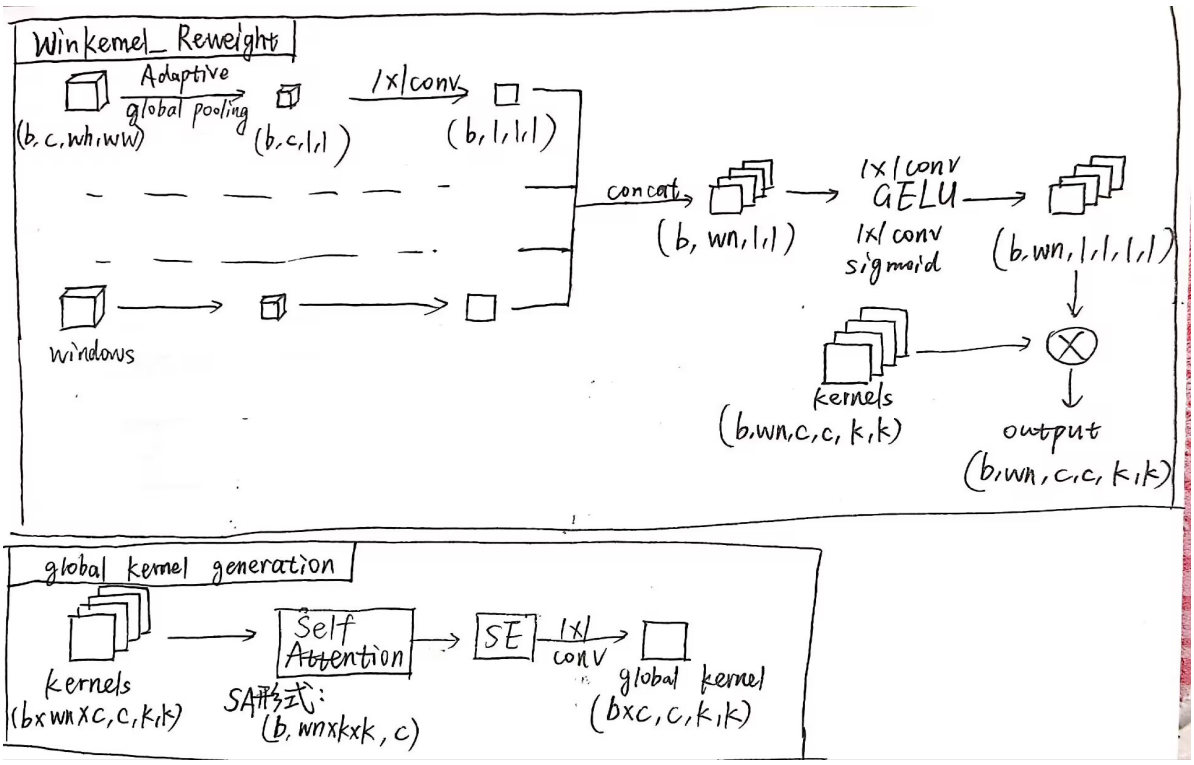
主要有四个改进点：有无卷积核SA，有无卷积核SE，有无全局卷积核，有无卷积核赋权

- 在没有全局卷积核时，SA带来效果提升，SE和卷积核赋权会使效果变差
- 在有全局卷积核时，卷积核赋权带来效果提升，SA和SE会使效果变差

实验说明

基于PSRT的改进





双分支结构：

baseline

PSRT设置bs=32，lr=1e-4，embed_dim=48

- **PSRT_noshuffle**：把PSRT的shuffle都变成普通的Swin Block

有global kernel

- **PSRT_KAv5_noshuffle**：卷窗口的KA，kernels融合成global kernel，只用global kernel与全图卷积。串行
- PSRT_KAv6_noshuffle：卷窗口的KA，kernels融合成global kernel，窗口核和全局核都卷全局，然后fusion。串行
- **PSRT_KAv11_noshuffle**：基于KAv5和KAv7，卷全图，没有SA和SE，有global kernel。并行
- PSRT_KAv12_noshuffle：基于KAv10和KAv11，卷全图，有SA无SE，有global kernel。并行
- PSRT_KAv16_noshuffle：基于KAv5和KAv7，卷全图，没有SA有SE，SE的激活函数改为GELU；有global kernel。并行
- **PSRT_KAv17_noshuffle**：基于KAv11；无SA和SE；都和原图进行第二次卷积；有global kernel；窗口卷积核使用第一次卷积的window赋权

模型	SAM	ERGAS	PSNR	参数量	SA	SE	global_kernel	第二次卷积	卷积核赋权
baseline	2.1187720	2.1811231	50.4297113	0.538 M	-	-	-	-	-
5	2.1078129	2.2032974	50.5076604	1.002 M	×	×	√	原图	×
6	4.7182505	3.9199647	40.0239899	1.054 M	√	√	√	原图	×
11	**2.1693590**	**1.4011621**	**50.8749442**	0.881 M	×	×	√	原图	×
12	2.3742382	1.2469189	50.6505637	0.851 M	√	×	√	原图	×
16	2.3273963	1.2449526	50.4512170	0.901 M	×	×	√	原图	×
17	**2.1851830**	**1.2657717**	**51.0142954**	0.884 M	×	×	√	原图	√
21				0.554 M	×	×	√	原图	√

有global kernel、不进行卷积核的SA和SE效果最好

无global kernel

- **PSRT_KAv7_noshuffle**：基于KAv2和KAv6，卷积核共享SE参数。窗口生成的卷积核与全图计算卷积，然后融合
- PSRT_KAv8_noshuffle：与KAv6思想相同，se的参数是窗口核和全局核共享
- PSRT_KAv10_noshuffle：基于KAv7，卷全图，不加SE模块，无global kernel。并行
- PSRT_KAv13_noshuffle：基于KAv11，卷全图，不加SA，无global kernel。并行，加GELU
- PSRT_KAv18_noshuffle：基于KAv11；卷全图无SA和SE；都和原图进行第二次卷积；无global kernel；窗口卷积核使用第一次卷积的window赋权
- PSRT_KAv19_noshuffle：基于KAv11，卷全图，不加SA和SE，无global kernel。

模型	SAM	ERGAS	PSNR	参数量	SA	SE	global_kernel	第二次卷积	卷积核赋权
baseline	2.1187720	2.1811231	50.4297113	0.538 M	-	-	-	-	-
7	2.1232879	2.1154806	50.4642246	0.894 M	√	√（共享）	×	原图	×
8	2.1751094	2.4212308	50.3579216	0.946 M	√	√（共享）	×	原图	×
10	**2.2156852**	**1.4317201**	**50.7399171**	0.894 M	√	×	×	原图	×
13	2.1941420	2.4338021	50.1611231	0.894 M	×	√	×	原图	×
18	2.3828535	1.3595995	50.2718298	0.832 M	×	×	×	原图	√
19	2.5441515	1.3270533	49.6788777	0.832 M	×	×	×	原图	×

Conv-GELU-Conv结构

- PSRT_KAv14_noshuffle：基于KAv11，SE的激活函数改为GELU；SE放在SA前面；都和reverse后的feature map进行第二次卷积。不收敛
- PSRT_KAv15_noshuffle：基于KAv14，在attention加shortcut，不收敛

卷窗口

- [code error] PSRT_KAv2_noshuffle：把卷窗口的KA放进noshuffle的PSRT中，并行。KAv2的代码有错误，一个维度转换有问题；需要注意，没有for会比有for少三个SE，SE的参数是共享的
- PSRT_KAv3_noshuffle：卷窗口的KA，串行
- PSRT_KAv4_noshuffle：卷窗口的KA，窗口生成卷积核融合成一个全局卷积核（记为global kernel，1*1卷积实现），窗口卷积核与窗口卷积，全局卷积核与全图卷积，融合得到的五张图为一张图（1*1卷积）。串行

模型	SAM	ERGAS	PSNR	参数量	note
baseline	2.1187720	2.1811231	50.4297113	0.538 M	
2	2.2752936	2.0677896	49.6950313	0.854 M	
3	2.2756061	1.7408064	50.1445174	0.918 M	
4	2.1899021	2.3440072	50.2209833	1.002 M	

池化生成卷积核

- **PSRT_KAv1_noshuffle**：卷积核由池化生成，自注意力、SE计算后去卷全图，卷积核暴力升维（c->c**2），与原图重新计算卷积，1*1卷积融合得到的四张图。并行
- PSRT_KAv9_noshuffle：基于KAv1，生成卷积核增加c的维度的方法改为repeat，c*2->c*c后进行一个参数为cc的linear

模型	SAM	ERGAS	PSNR	参数量	note
baseline	2.1187720	2.1811231	50.4297113	0.538 M	
1	2.2294778	1.3029419	50.7237681	0.779 M	
9	2.2132997	3.2366958	50.0673282	0.519 M	

需要讨论

20231028

- 为什么去掉PSRT的shuffle效果会有提升？baseline没有滑动窗口
- 进入Kernel Attention的张量不保留LayerNorm，保留Window Attention的LayerNorm？（EDSR）
- global kernel的有效性，生成global kernel时是否需要进行窗口kernels的注意力计算？kernels注意力计算和生成global kernel的先后？global kernel和kernels要不要一起计算注意力？
- 通过池化生成卷积核，卷积核缺失一个c的维度，这个维度从何而来？两个思路，b->c，这里b, c, k, k在b的维度上加起来；c->c，这里可以暴力拓展通道数、repeat，应该有其他更好的方法吧
- 对卷积核计算自注意力和通道注意力，这里能不能只计算通道自注意力。因为3*3卷积核太小了，自注意力计算可能带来负面的影响。或者这里不计算空间自注意力，计算通道自注意力？3*3->5*5?
- kernels是否共享SE的参数？global kernel是否共享？

20231109

- 卷积核的SA不能做B, win_num, c*wh*ww，这样全连接层参数爆炸
- 卷积核的Attention效果确实会下降？
- 卷积核赋权使用SA都不可行，(bs, 4, c*k*k)，生成qkv的过程参数量是$k^4 \times c^2$。这部分我用类似SE的过程实现的
- GELU是对B C H W做还是对B L C做
- ConvNeXt为什么在Attention部分使用大核卷积？同理SegNeXt
- 如果使用两个卷积替换Attention，要不要加shortcut
- Conv-GELU-Conv结构为什么不收敛