

Demosaic 系列三：RI 系列

RI 系列文章，东京工业大学的小组做的。感觉挺不错的。

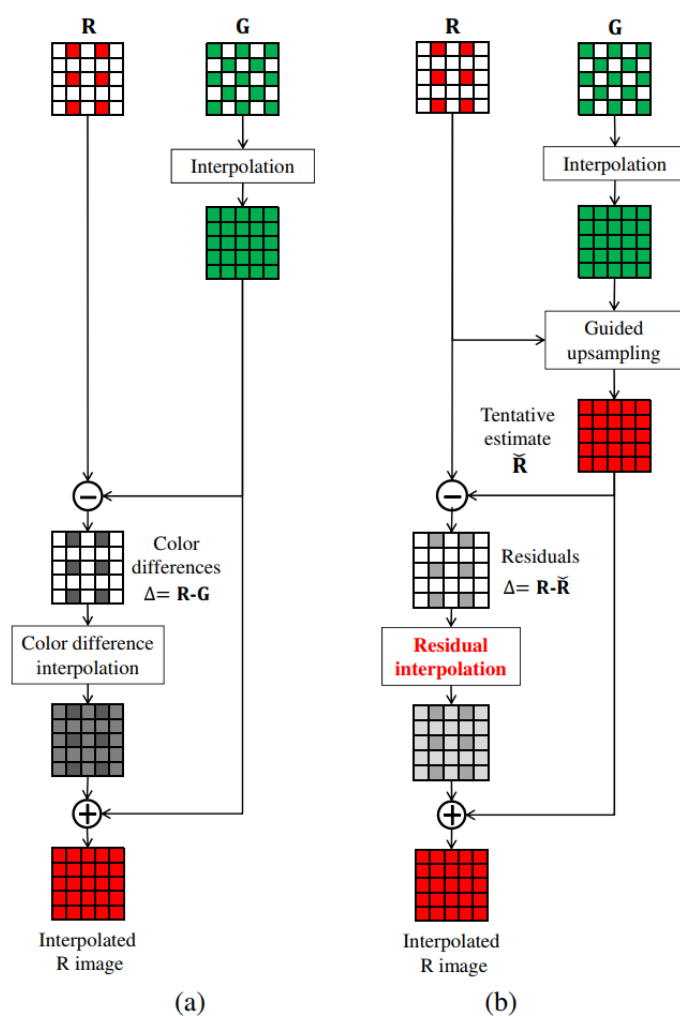
一、RI

Residual interpolation for color image demosaicking, ICIP 2013, Daisuke Kiku, 东京工业大学

引用次数为 181 (截至 2024/01)。RI 系列的第一篇文章，还是挺有想法的，应该是作者读硕士期间发的，后来去了奥林巴斯工作了，做内窥镜去了。

需要先了解导向滤波这个经典方法（何凯明是真的强），看这篇文章，需要和 GBTF 对着来，文章的一幅图画的非常好。就是之前 DLMMSE 和 GBTF 都是对 R-G 进行插值，现在我用导向滤波去预测一个新的 R^* ，然后对 $R-R^*$ 进行插值，插值的方法同样是用引导滤波。

还有一个重要的点，务必理解：RI 和之后的 MLRI 方法相当于都是提高了 R 和 B 的预测精度，**一般会用 GBTF 方法预测 G，然后他们认为预测 G 是正确的**，拿这个 G 去提高 R 和 B 的精度。

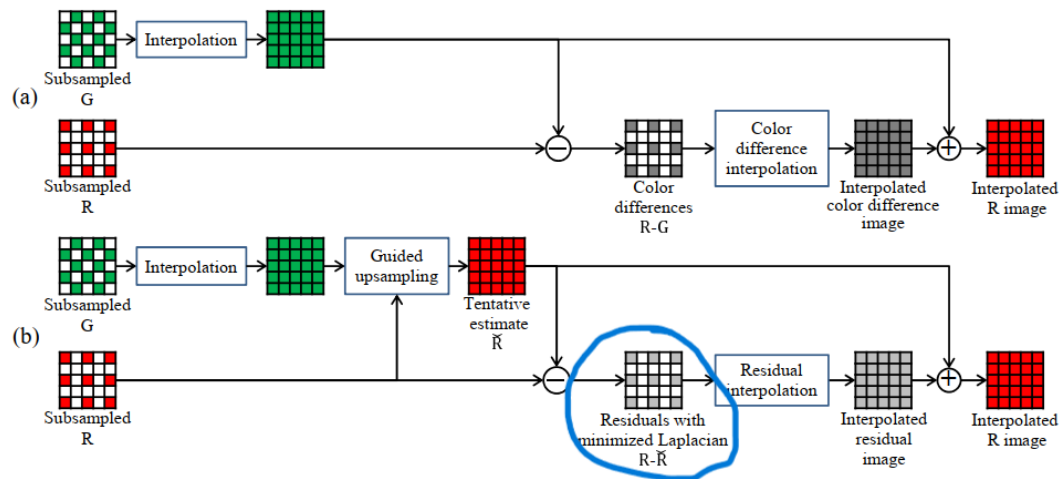


二、MLRI

Beyond Color Difference: Residual Interpolation for Color Image Demosaicking, TIP 2016, *Daisuke Kiku*, 东京工业大学

引用次数 112 (2024.01), RI 的扩展版本, 很简单但确实有提升, 这个作者我还是非常佩服的。

继续看图即可, 区别就是之前对 $R-R^*$ 进行插值 (图片圆圈处), 是用引导滤波插值。引导滤波中的最小化目标是【输出图片和原始图片】的差异; 现在修改最小化目标为这个差异图的拉普拉斯。



刚才提到最小化目标是改成了差异图的拉普拉斯, 然后就按照这个目标去重新推一边引导滤波的公式, 最后就重新得出导向滤波的 a 和 b 值, 没有太大的增加计算量:

$$E(a_{p,q}) = \sum_{i,j \in \omega_{p,q}} \left(M_{i,j} \tilde{\Delta} (R_{i,j} - \hat{R}_{i,j}) \right)^2,$$

$$\hat{R}_{i,j} = \bar{a}_{i,j} G_{i,j} + \bar{b}_{i,j}, \quad (8)$$

where

$$\begin{aligned} \bar{a}_{i,j} &= \frac{\sum_{p,q \in \omega_{i,j}} W_{p,q} a_{p,q}}{\sum_{p,q \in \omega_{i,j}} W_{p,q}}, \\ \bar{b}_{i,j} &= \frac{\sum_{p,q \in \omega_{i,j}} W_{p,q} b_{p,q}}{\sum_{p,q \in \omega_{i,j}} W_{p,q}}. \end{aligned} \quad (9)$$

The weight $W_{p,q}$ is calculated based on the residual cost as

$$W_{p,q} = 1 / \left[\frac{1}{|\omega_{p,q}|} \sum_{i,j \in \omega_{p,q}} (R_{i,j} - a_{p,q} G_{i,j}^M - b_{p,q})^2 \right], \quad (10)$$

三、IRI

Color Image Demosaicing Using Iterative Residual Interpolation, TIP 2015, *Wei Ye*, HUST

引用次数 67 (2024.02), 感觉有道理, 就是时间会长。

核心思想很简单：看看 RI 和 MLRI 那两张图，都是认为预测的 G 是没问题的（这两个方法都是先用 GBTF 去预测出 G，然后再去修改 R 和 B）。那我就不服呗，我预测完 R 和 B 之后，再去用 RI 方法去预测 G，这个效果应该会比一开始 GBTF 预测的 G 好。那我有一个好的 G 之后，我再去 RI 方法去预测 R 和 B，效果又好一点，再反过来修改 G，如此反复...

当然论文没有用 GBTF 先去预测 G，而是直接线性插值。因为我反正都是反复迭代去提升，所以一开始的质量也无所谓，用 GBTF 反而增加时间了。

