## Report: Exploiting 3D Framlets to Extract Structrual Sparsity from 3D patches

Huang Yijun

2022年5月18日

## 1 基于Patch的重建模型

假设 $u \in \mathbb{R}^N$  是MRI图像的向量形式,则图像u可以被划分为若干个具有重叠位置且大小为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的图像patch。若给定一个目标图像patch,我们可以通过在该MRI图像中寻找其相似patch,并将这些相似patch通过堆叠的方式组成3D patch结构,进而使用3D紧框架提取特征。因此,使用算子 $R_i$ 表示图像块匹配操作,即 $R_i x$ 表示通过图像块匹配操作将第i个patch与其相似patch构造成3D结构,则我们可以写出如下模型:

$$min \quad \frac{1}{2} \|Mu - g\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^{I} \|WR_i u\|_1 \tag{1}$$

其中M = PFS,P为采样矩阵,F为傅里叶变换,S是线圈灵敏度矩阵,g表示k空间欠采样数据,W是3D紧框架变换矩阵, $\lambda$ 为正则化参数,用于权衡数据精确项和稀疏项。

如图1所示,该图说明了算子 $R_i$ 具体的操作流程,首先对于目标patch,我们使用patch match的算法寻找对应目标patch的相似patch,然后将所有patch堆叠成三维的结构(需要按照相似性进行排序),然后对该三维结构的数据进行三维紧框架变换,得到三位紧框架系数,紧接着使用软阈值算法对系数去伪影或者噪声,对处理后的系数进行重构,最后将重构后的数据放回原图中,即 $R_i^T$ 操作。

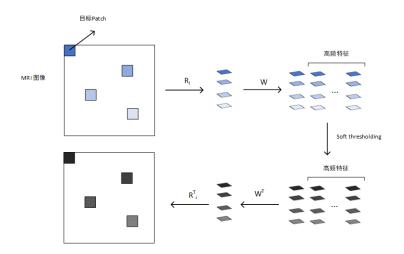


Figure 1: 图像块匹配 $R_i$ , 及其伴随算子 $R_i^T$ 等说明。

## 2 模型求解

模型(1)是一个Group Lasso问题,因此可以直接通过ADMM求解,模型可以重新写为:

$$min \quad \frac{1}{2} ||Mu - g||_{2}^{2} + \lambda \sum_{i}^{I} ||z_{i}||_{1}$$

$$s.t. \quad WR_{i}u = z_{i}, i = 1, \dots, I$$
(2)

模型(2)的增广拉格朗日形式为:

$$min \quad \frac{1}{2} \|Mu - g\|_{2}^{2} + \lambda \sum_{i}^{I} \|z_{i}\|_{1} + \frac{\rho}{2} \sum_{i}^{I} (\|WR_{i}u - z_{i} + y\|_{2}^{2} - \|y\|_{2}^{2})$$
(3)

其中y是对偶变量, $\rho > 0$ 。则ADMM算法迭代如下:

$$u^{k+1} = (M^{T}M + \rho \sum_{i}^{I} R_{i}^{T} R_{i})^{-1} (M^{T}g - \rho \sum_{i}^{I} R_{i}^{T} W^{T} (y^{k} - z_{i}^{k}))$$

$$z_{i}^{k+1} = soft(WR_{i}u^{k} + y^{k}, \frac{\lambda}{\rho})$$

$$y^{k+1} = y^{k} + WR_{i}u^{k} - z_{i}^{k}$$

$$(4)$$

其中 $\sum_{i}^{I} R_{i}^{T} R_{i}$ 表示每个像素点被分配到patch相似组中的次数。