

LaTeX Author Guidelines for ICCV Proceedings

Anonymous ICCV submission

Paper ID ****

Abstract

The ABSTRACT is to be in fully-justified italicized text, at the top of the left-hand column, below the author and affiliation information. Use the word “Abstract” as the title, in 12-point Times, boldface type, centered relative to the column, initially capitalized. The abstract is to be in 10-point, single-spaced type. Leave two blank lines after the Abstract, then begin the main text. Look at previous ICCV abstracts to get a feel for style and length. Please note that the title can be up to 512 characters in length. The maximum size of the abstract is 4000 characters.

1. Introduction

我们的模型主体是这样的：

$$\min_{\mathbf{D}, \mathbf{C}} \frac{1}{2} \|(\mathbf{Y} - \mathbf{DC})\mathbf{W}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{C}\|_{1,s} \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{D}^\top \mathbf{D} = \mathbf{I}. \quad (1)$$

其中 $\|\mathbf{C}\|_{1,s}$ 表示用的是加权L1范数。

a. 初始化:

$\mathbf{D}^{(0)}$ 由 $\mathbf{Y} = \mathbf{D}\mathbf{\Sigma}^{(0)}\mathbf{V}^\top$ 做SVD分解得到;

$\mathbf{s}^{(0)} = \text{diag}(\mathbf{\Sigma}^{(0)})$ 是weighted sparse coding的权重，每一行的值不同;

$\mathbf{W}^{(0)}$ 是对角矩阵，初始化为恒等矩阵，原因是一开始就平等对待；或者对每个 \mathbf{Y} 的每一列（图像块）估计一个噪声水平 σ ，作为 $\mathbf{W}^{(0)}$ 对角上的相应元素。

b. 进入迭代求解 \mathbf{D}, \mathbf{C} , 并更新 \mathbf{W} ($k = 0, 1, 2, \dots$):

1.1. update C

$$\mathbf{C}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{C}} \frac{1}{2} \|(\mathbf{Y} - \mathbf{D}^{(k)}\mathbf{C})\mathbf{W}^{(k)}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{C}\|_{1,s}. \quad (2)$$

有闭合解，每一列单独求解：

$$\mathbf{c}_i^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{c}_i} \frac{1}{2} \|(\mathbf{y}_i - \mathbf{D}^{(k)}\mathbf{c}_i)\mathbf{W}_{ii}^{(k)}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{s}^T \mathbf{c}_i\|_1. \quad (3)$$

闭合解为：

$$\mathbf{c}_i^{(k+1)} = \text{sgn}(\mathbf{D}^\top \mathbf{y}) \odot \max(|\mathbf{D}^\top \mathbf{y}| - \frac{\lambda}{(\mathbf{W}_{ii}^{(k)})^2} \mathbf{s}, 0), \quad (4)$$

1.2. update D

$$\mathbf{D}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{D}} \frac{1}{2} \|(\mathbf{Y} - \mathbf{DC}^{(k+1)})\mathbf{W}^{(k)}\|_F^2 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{D}^\top \mathbf{D} = \mathbf{I}. \quad (5)$$

闭合解为：

$$\mathbf{D}^{(k+1)} = \mathbf{U}\mathbf{V}^\top \quad (6)$$

其中， \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 由 $\mathbf{C}^{(k+1)}(\mathbf{W}^{(k)})^2\mathbf{Y}^\top = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}^{(k+1)}\mathbf{V}^\top$ 做SVD分解得到。

1.3. update s

$$\mathbf{s}^{k+1} = \mathbf{\Sigma}^{(k+1)}$$

1.4. update W

\mathbf{W} 是对角矩阵，只需要更新迭代对角元即可，

$$\mathbf{W}_{ii}^{k+1} = \exp(-\lambda_2 \|\mathbf{y}_i - \mathbf{D}^{(k+1)}\mathbf{c}_i^{(k+1)}\|_2) \quad (7)$$

λ_2 是参数。

待解决问题：需要探讨收敛性，收敛速率等问题，收敛值的上下界等问题。实际中，我没有多次迭代，因为多次迭代速度太慢，权重的设计与效果也值得深入探讨。

2. 孟老师的模型以及区别

孟老师的模型：

$$\min_{\mathbf{U}, \mathbf{V}} \|\mathbf{W} \odot (\mathbf{X} - \mathbf{UV}^T)\|_1 \quad (8)$$

孟老师的模型是coordinate-wise的迭代，其不断迭代 \mathbf{U}, \mathbf{V} 直到收敛。这个模型应用再Low-Rank Matrix Factorization with Missing Entries这个问题里。

区别：

- 模型不同；
- 应用不同；
- 权重的设计和迭代方式不同，物理含义不一样。孟老师的模型里的权重主要是指矩阵的元素是否是missing entry，也就是 \mathbf{W} 里只有0或1。

3. 杨猛模型以及区别

杨猛模型：

$$\min_{\mathbf{c}} \|\mathbf{W}^{\frac{1}{2}}(\mathbf{y} - \mathbf{Dc})\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{c}\| < \sigma \quad (9)$$

区别：

- 具体到加权，我的方法里，F范数的权重是加在列（sample）上，但是杨猛是加在F范数的每一行（variable）上；而且设计出发点不同（我的模型是从weighted orthogonal Procrustes problem里的模型里演化过来的），权重迭代方式不同；
- 我的模型里，字典是正交的，是通过数据学到的，有闭合解，杨的方法是训练集里的sample直接做字典；
- 我的模型里系数1范的权重是加在每一行上，所以，相当于我的模型里，每行每列的每个元素都带权重；而且系数有闭合解。