

# 多样性诱导的多视图子空间聚类 (DiMSC)

作者: Xiaochun Cao

时间: 2015

汇报人: 潘岩

## 2. 研究背景与动机

- **多视图数据的特点**

- 数据从多个视角/特征提取（如颜色、纹理、光流等）。
- 不同视图可能包含互补信息，但独立使用时存在信息冗余或不足。互补性：不同视图可能包含不同的信息。例如，颜色特征可能对光照变化敏感，而纹理特征可能对光照变化不敏感。如果能够结合这些视图的互补信息，可以提升聚类性能。

- **现有方法的局限性**

- 传统方法（如NaMSC）独立学习视图表示，忽略互补性。每个视图的子空间表示  $Z^{(v)}$  是通过仅使用该视图的数据来构建的，而不考虑其他视图的信息。
- 缺乏对视图间依赖性的显式约束。

- **研究目标**

- 提出一种多视图聚类框架，通过HSIC强制视图多样性，提升聚类性能。

### 3. 相关工作

- **多视图聚类方法**

- 协同正则化谱聚类 (Co-Reg SPC)
- 协同训练谱聚类 (Co-Train SPC)
- 多核学习 (MKL)

- **子空间聚类方法**

- 稀疏子空间聚类 (SSC)
- 低秩表示 (LRR)
- 平滑表示聚类 (SMR)

- **现有方法的不足**

- 未显式约束视图间互补性 (仅假设独立性)。

## 4. 方法概述

- **核心思想**

- **多样性正则化**: 通过HSIC衡量视图间依赖性，强制多样性。
- **多视图联合优化**: 交替最小化策略更新各视图表示。

- **目标函数**

- **HSIC公式**:

(Gram矩阵通过 $\mathbf{Z}^{(v)T} \mathbf{Z}^{(v)}$ 计算)

- **优化流程**

- i. 初始化各视图表示 (如SMR) 。
- ii. **交替优化**: 固定其他视图，通过Sylvester方程求解当前视图的 $\mathbf{Z}^{(v)}$ 。
- iii. 迭代至收敛 (通常<5次迭代) 。

$$\mathcal{O} = \underbrace{\sum_v \text{重构误差}}_{\text{保证表示质量}} + \lambda_S \underbrace{\sum_v \text{平滑项}}_{\text{局部一致性}} + \lambda_V \underbrace{\sum_{v \neq w} \text{HSIC}}_{\text{多样性约束}}$$

$$\text{HSIC} = \frac{1}{(n-1)^2} \text{tr}(\mathbf{K}^{(v)} \mathbf{H} \mathbf{K}^{(w)} \mathbf{H})$$

## 5. 实验与结果

- **数据集**

- Yale (人脸, 光照/表情变化)
- Extended YaleB (大范围光照变化)
- ORL (姿态/表情变化)
- Notting-Hill (视频人脸聚类)

- **对比方法**

- Single\_best, FeatConcate, Co-Reg SPC, Co-Train SPC, NaMSC等。

- **评价指标**

- NMI, ACC, AR, F-score, Precision, Recall。

- **关键结果**

- **DiMSC全面领先**: 在NMI、ACC等指标上显著优于基线 (例: Extended YaleB的NMI提升4.1%)。
- **多样性有效性**: HSIC项显著减少冗余 (对比NaMSC的相似性矩阵可视化)。
- **高效收敛**: 5次迭代内收敛。

## 6. 结论与未来工作

- **结论**

- HSIC显式约束视图多样性，有效提升聚类性能。
- DiMSC在多视图数据（尤其是光照/姿态变化场景）中表现优异。

- **未来方向**

- 扩展至非线性核（如高斯核）。
- 探索更高效的多视图联合优化策略。

**谢谢观看 请批评指正**