

PPT大纲与内容建议

1. 标题页

- **标题：**多样性诱导的多视图子空间聚类 (DiMSC)
- **副标题：**基于HSIC的多视图互补性探索
- **作者信息：** Xiaochun Cao
- **日期：** 2015

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。
- **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。
 - 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

- 核心理念

- **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

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

- **HSIC公式**：

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

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

- 优化流程

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

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。