

具有协同训练的深度嵌入多视图聚类

作者：凯鲁嘎吉 - 博客园 <http://www.cnblogs.com/kailugaji/>

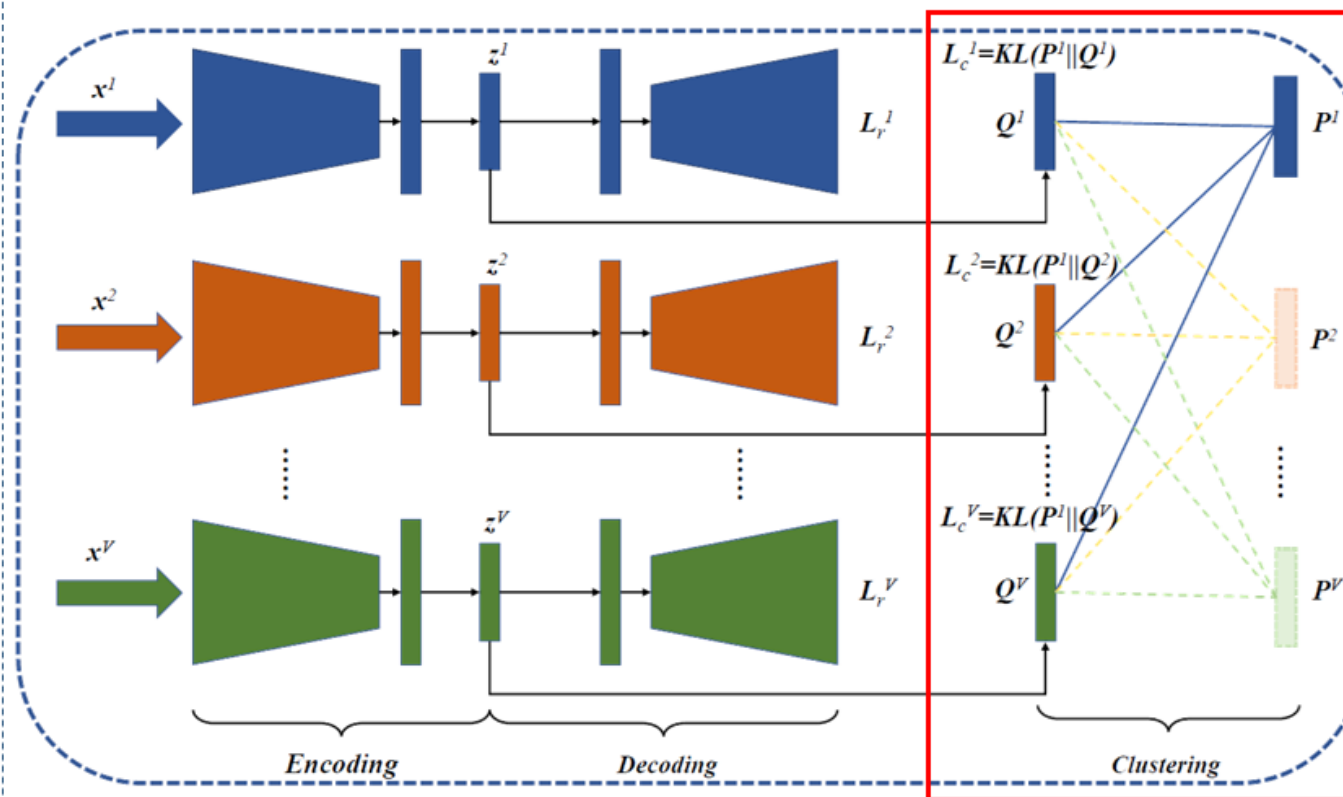
本文对Deep Embedded Multi-view Clustering with Collaborative Training这篇文章进行总结，前提请了解DEC、IDEC相关知识：[Deep Clustering Algorithms](#)。

通过利用来自多视图的信息，多视图聚类最近引起了越来越多的关注。但是，现有的多视图聚类方法要么具有较高的计算和空间复杂性，要么缺乏表示能力。为了解决这些问题，本文中提出了具有协同训练（DEMVC）的深度嵌入式多视图聚类。首先，深度自动编码器分别学习多个视图的嵌入表示。然后，考虑了多视图之间的共识和互补，提出了一种新颖的协同训练方案。具体来说，所有视图的特征表示和聚类分配都是通过协同学习的。进一步开发了用于聚类中心初始化的新一致性策略，以通过协同训练来改善多视图聚类性能。在多个流行的多视图数据集上的实验结果表明，DEMVC与最新方法相比有了显著改进。

本文贡献：

- 提出了一种新的深度嵌入多视图聚类方法，通过协同训练多个深度神经网络，可以很好地利用多视图的共同信息和互补信息。
 - 为了提高MVC的性能，提出了一种辅助分布的共享方案和一种新的簇中心初始化一致性策略。
 - 该模型具有良好的表示能力。此外，它可以有效地求解，并应用于大规模数据集。在几个流行的数据集上的实验表明，DEMVC达到了最先进的性能。
-

➤ The framework of DEMVC



- 首先，DEMVC利用具有良好表示能力的深度自动编码器对每个视图单独进行特征学习，以获得嵌入的特征表示Z。
- 其次，DEMVC将k-means应用于一个视图(称为参考视图)，得到嵌入空间中的初始聚类中心，然后计算该视图的辅助目标分布。这个参考视图的辅助分布被用来细化深度自动编码器和簇所有视图的软分配。每个视图将依次成为被参考的视图，以确保多视图集群充分利用所有视图。在这种协同训练中，所有视图在每一轮都有相同的辅助目标分布，每个视图都可以从自己的视图和其他视图中学习。
- 最后，总结所有视图的聚类分配，生成最终的聚类结果。经过验证，本文提出的框架保证了MVC的一致性和互补性原则。

Multi-view Collaborative Training

$$L = \sum_{v=1}^V \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{x}_i^v - g_{\Omega}^v(f_{\Theta}^v(\mathbf{x}_i^v))\|_2^2 + \gamma \sum_{v=1}^V KL(P^r \| Q^v)$$

重构损失

聚类损失

所有视图共享的
辅助目标分布

为了利用多个视图的共同信息和互补信息，让每个视图轮流成为参考视图，引导整个网络学习特征，有利于聚类。这种训练方法被称为多视图协同训练。

$$\mathbf{z}_i^v = f_{\Theta}^v(\mathbf{x}_i^v)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_i^v = g_{\Omega}^v(\mathbf{z}_i^v) = g_{\Omega}^v(f_{\Theta}^v(\mathbf{x}_i^v))$$

重构项
自编码器

聚类项
DEC的KL散度

$$KL(P^v \| Q^v) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K p_{ij}^v \log \frac{p_{ij}^v}{q_{ij}^v}$$

$$q_{ij}^v = \frac{(1 + \|\mathbf{z}_i^v - \boldsymbol{\mu}_j^v\|^2)^{-1}}{\sum_j (1 + \|\mathbf{z}_i^v - \boldsymbol{\mu}_j^v\|^2)^{-1}}$$

$$p_{ij}^v = \frac{(q_{ij}^v)^2 / \sum_i q_{ij}^v}{\sum_j ((q_{ij}^v)^2 / \sum_i q_{ij}^v)}$$

$$s_i = \arg \max_j \left(\frac{1}{V} \sum_{v=1}^V q_{ij}^v \right)$$

聚类分配

IDEC

➤ Consistency strategy for cluster centers initialization

Input:

Multi-view dataset, number of clusters K

Output:

Multi-view cluster assignment \mathbf{s}

Reconstructed samples $\hat{\mathbf{x}}^v$

- 1: //Initialization phase
- 2: Pre-train deep autoencoders by Eq. (4)
- 3: Initialize cluster centers by Eq. (13)
- 4: //Fine-tuning phase
- 5: **while** not reaching the maximum iterations **do**
- 6: **for** V_r in $\{1, 2, \dots, V\}$ **do**
- 7: Calculate multi-view prediction Q^v by Eq. (6)
- 8: Calculate P^r of the referred view V_r by Eq. (7)
- 9: Fine-tune all the deep autoencoders by Eq. (9)
- 10: **end for**
- 11: **end while**
- 12: Output \mathbf{s} and $\hat{\mathbf{x}}^v$ calculated by Eq. (11) and Eq. (2)

Q 由 z 和 μ 计算。在微调阶段之前，考虑将多个视图的簇中心 μ 设置为相同，以便更好地遵循一致原则。这样，多个视图就不局限于它们自己的簇中心，更容易接受所参考视图的指导。使用k-means来初始化第一个参考视图(用 V_s 表示)中的聚类中心。对应的损失函数为：

$$L_{k-means}^{V_s} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \|z_i^{V_s} - c_j^{V_s}\|^2$$

$$\mu_j^v = c_j^{V_s}, \forall v \in \{1, 2, \dots, V\}$$

在 Q 计算中，所有视图的 μ 都以相同的簇中心初始化。注意，参考视图的簇中心仅在初始化阶段由其他视图共享。在微调阶段，通过多视图协同训练学习每个视图的聚类中心，只共享参考视图的辅助目标分布。

参考文献:

[1] Xu J, Ren Y, Li G, et al. [Deep Embedded Multi-view Clustering with Collaborative Training](https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.12.073)[J]. Information Sciences, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.12.073>.

Code: <https://github.com/SubmissionsIn/DEMVC>

[2] DEC、IDEC相关: [Deep Clustering Algorithms](#)