黑色的仙人掌

中度可信度描述已自动生成

**计算机与信息学院**

**《人工智能》课程作业**

**2024年秋季学期**

|  |  |
| --- | --- |
| 课程类型： | 专业核心课 |
| 学 号： | 202210120510 |
| 姓 名： | 向申赤 |
| 专 业： | 计算机科学与技术 |
| 授课教师： | 徐义春 |

完成日期：2024年 10月 26日

**K-means聚类**

# 案例内容与要求

## 实验内容与任务

现在有一批鸢尾花的数据，共包含150个样本，每个样本有四个属性，Sepal Length（花萼长度），Sepal Width（花萼宽度），Petal Length（花瓣长度），Petal Width（花瓣宽度）。同时，每个样本所属类别也已经标出，一共有3个类别：Iris Setosa（山鸢尾）、Iris Versicolour（杂色鸢尾），以及Iris Virginica（维吉尼亚鸢尾）。要求学生根据样本的属性数据将鸢尾花用K-Means算法进行聚类，获得3个类别，并将每个样本分到一个类别中。然后将聚类所得的样本类别分布情况与原始数据中的样本类别分布情况进行对比，分析K-Means算法的性能。

## 实验过程及要求

1. 实验环境要求：Windows/Linux操作系统，Python编译环境，numpy，matplotlib等程序库。
2. 加载鸢尾花数据集，观察数据集特征。
3. 实现K-Means算法,运行并观察聚类结果。
4. 研究初始聚类中心的设置对K-Means算法收敛性的影响。
5. 研究参数K对聚类结果的影响。

# 原理论述及解决方法

## 原理概述

聚类是人类挖掘知识的重要手段，例如对自然界的生物进行类别和群体的划分。在商业活动中，对客户群体进行划分，能对客户特点进行分析并对不同群体进行针对性营销。在机器学习中，聚类属于无监督学习，直接在数据中挖掘类别关系。聚类跟有监督学习中的分类的区别是缺乏有标记的训练数据。聚类有两个任务，首先要确定将数据划分多少类，其次要将每个样本分到一个类别中。例如图1中的数据点，我们仅根据数据点的分布情况，可以考虑将其划分4个类，坐标比较相似的点处于同一个类中。完成聚类要基于两个原则：

1. 不同类别的样本之间相似性很小。
2. 同一类别的样本之间相似性很大。

图表, 散点图

描述已自动生成

图1 无标签数据

## 解决方法

### 数据加载

### K-Means算法原理

K-Means算法常用于对欧氏空间的样本点进行聚类。两个样本点和的相似度可用距离来定义。假设聚类一共有K个类别，每个类别Ck定义一个聚类中心点(注意，聚类中心点并不是样本点)，K-Means算法规定，一个样本点根据其离每个聚类中心点的距离，划分到最近的类别中去。因此完成聚类的两个任务，只要能确定K个中心点即可。为了求出最好的中心点，定义一个损失函数，对聚类效果符合前述聚类原则的程度进行评价：

从的定义上看，各样本划分到距离最近聚类中心，能够达到更小的值。另外，由于是局部光滑的，可以通过对解求，计算出最小时的聚类中心位置，

可见最好的聚类中心实际上是该类别的样本均值点。而将移动到后，如果所有样本点的划分不发生变化，则到达一个局部最优值，K-Means算法达到稳定。否则，可以继续求解在新的划分情况下的最优的中心点。

### K-Means算法实现

可以设想，如果某个聚类中心k远离所有的样本点，则样本点都会划分 到其他类别中。这个聚类中心k将会获得一个空的聚类，影响了聚类效果。 因此初始聚类点落到样本点中间较好。初始化时，限制聚类中心的坐标可 以达到这个目的。K-Means算法实现如下：

### 训练并显示聚类结果

设置K=3,运行K-Means算法聚类后，用样本特征数据的前两个维度显示聚类效果。

# 计算结果与讨论

## 计算结果

1. 当K=2, N=4时，聚类结果：

图表, 散点图

描述已自动生成

1. 当K=3, N=4时，聚类结果：

图表, 散点图

描述已自动生成

1. 当K=4, N=4时，聚类结果：

图表, 散点图

描述已自动生成

在实验中，采用鸢尾花数据集进行K-means聚类，设定不同的聚类数K值，并观察其对聚类结果的影响：

① 当K=2，N=4时，聚类结果显示大部分样本成功归类于两类中，但部分样本因特征相似性被错误分类。

② 当K=3，N=4时，聚类效果最佳，三个类别较好地与数据集中实际的三种鸢尾花类别对应，说明模型成功实现了聚类，分类准确性较高。

③ 当K=4，N=4时，算法将数据划分成四类，导致部分类中样本数较少，说明选择多于数据集实际类别数的K值会导致过拟合。

这些结果表明，适当的K值选择对于模型的分类效果至关重要，过大或过小的K值都会影响聚类的准确性。

## 实验讨论

实验结果表明，K-means聚类的效果对初始聚类中心的设置敏感，不同的初始点可能导致不同的聚类结果，这种现象称为“局部最优”。此外，数据集类别数和特征分布对模型准确性也有影响：

1. **初始聚类中心的影响**：K-means算法的初始聚类中心随机选择，这可能导致不同运行结果之间存在差异。实验中，如果初始聚类中心落在样本密集区域以外（即远离数据分布中心），K-means算法可能会陷入局部最优，使部分样本被错误分类，影响聚类准确性。为减少这种情况，可在初始化时采取策略，将聚类中心设置在样本点较密集的区域，从而提高算法的稳定性与收敛速度。
2. **K值对聚类结果的影响**：实验中研究了不同K值（例如K=2或K=4）对聚类结果的影响。K值越大，划分的类别数越多，样本将更细致地被分到不同类别，但可能导致过度划分（即同一实际类别的样本被分到多个类别）。而K值过小则会导致不同类别的样本被归为一类。因此，合理选择K值可使聚类更符合实际类别分布。实验表明，对于该数据集，K=3较为合适，能获得较高的聚类准确性，且与原始标签分布基本一致。

综上，实验结果和讨论揭示了K-means聚类在数据无监督分类中的应用效果，同时也指出了初始聚类中心和K值选择对算法性能的显著影响。

# 作业总结

在本次作业中，通过对鸢尾花数据集的K-means聚类实验，我大致了解了无监督学习中聚类算法的实现和应用。实验过程中，通过使用Python语言实现K-means算法，对数据集进行了预处理和可视化分析，研究了初始聚类中心和K值对聚类效果的影响，并对实验结果进行了详细讨论。结合实验结果的可视化呈现，观察到不同类别样本的分布规律和距离计算在聚类中的关键作用。此外，本次实验也让我更加明确了聚类算法在实际应用中的优缺点及改进方向，为后续的机器学习研究奠定了良好基础。

本次实验主要的收获：

1. 算法实现与理解：通过代码实现，我更清晰地理解了K-means算法的原理和步骤，包括初始化、迭代计算聚类中心和分配样本等过程。
2. 数据预处理与可视化：实验过程中，我学习了如何对数据进行标准化和可视化，这有助于更好地理解数据分布和聚类结果。
3. 参数影响分析：通过改变初始聚类中心和K值，我观察到其对聚类效果的影响，并学习了如何选择合适的参数以提高聚类准确性。
4. 算法优缺点：实验让我认识到K-means算法的优缺点，例如对初始中心敏感、容易陷入局部最优等，并了解了改进算法性能的方法。

# 参考文献

[1] 徐义春. 人工智能案例与实验[M]. 2024年5月第1版. 清华大学出版社, 2024.

# 实验代码