1、基于目标函数的模糊聚类算法研究

1. 改变距离度量方式
2. 目标函数引入附加约束项
3. 目标函数引入信息熵

2、基于隶属度约束条件的模糊聚类算法研究

3、基于不同数据类型的模糊聚类算法研究

4、半监督模糊聚类算法研究

聚类结果的评价通过调查的方式进行统计分析，或者紧致分离函数。

不同特征的权值应该不一样。

动态性

一种优化的初始聚类中心选择的FCM算法

# 1 引言

//目前针对明星票房影响力排名往往是通过演过的电影的票房和进行简单的统计分析。

聚类分析是数据挖掘领域应用十分广泛的算法之一，聚类就是根据某种准则对样本进行分类，每种类别在某些特征上具有一定的相似度，而不同类别之间相似度相差较大，主要是发现数据内部的有规律的信息。目前，聚类分析在图像处理、市场研究、模式识别等领域，甚至目前已经有把聚类应用到微博用户影响力分析上，并取得了不错的效果。聚类发展至今，针对不同的样本数据，演化出了各种方法，比较常见的有基于密度的方法、基于层次的方法、基于网格的方法等。在众多聚类中，由于模糊聚类能够适应分离性不是很好的样本数据，得到了样本数据属于各个类别的不确定性程度，能更好的反映客观世界。但模糊聚类（常见的如：FCM）算法仍存在和其他聚类一样的缺点，对初始聚类中心点的敏感、有噪声时分类效果差、边界数据归属、容易陷入局部最优等。然而，很难能够找到一种聚类能解决所有问题。

目前关于聚类的算法研究有很多，经典算法k-means是由MacQueen在1967年提出。随后，提出的k-medoids算法减少了噪声点对聚类的影响，clarans算法能够适应大规模数据集的聚类等等。Xin Wang【Semi–supervised K-Means Clustering by Optimizing Initial Cluster Centers】提出的改进的CSK-means算法把监督信息融合进k-means算法优化初始聚类中心点，很大程度上提高了聚类精确度，但缺点是过度依赖监督信息准确性，容易产生一致的类中心。张慧哲【基于初始聚类中心选取的改进FCM聚类算法】提出聚类中心选择原则是尽量使各类初始聚类中心之间的距离大于所设定的阈值，能够有效解决孤立点对聚类的影响，但是缺点是阈值是人工不断调整，而且如果选取的初始中心点不在类的中心，同样影响聚类结果的准确性。

# 2 FCM聚类算法

## 2.1 硬聚类

目前，针对硬聚类的研究很多是关于初始中心点的选择、目标函数的选择或者加入其他的算法进行融合。很多学者认为聚类划分过程是一个NP优化问题，在获取最优结果时，往往容易陷入局部最优。因此，不同样本数据，选择不同的中心点选择方法。有的样本分布呈凸型结构，这种情况往往选择距离公式作为目标函数，有的样本数据呈不规则形状，这种情况往往选择基于密度的函数作为目标函数。

在进行k-means聚类时，首先要指定聚类的簇数，并选择初始中心点，然后将数据中其他的样本按照和簇中心之间的距离大小划分和样本最近的簇中。设为特征空间上的一个集合，n表示样本个数，s表示样本特征个数。表示聚类中心点集合，c表示中心点个数。选择欧式距离作为相似性度量，首先计算样本到初始中心点的距离平方和

算法的结束准则是在使得目标函数最小。即当不属于簇，则另，当属于簇，。由拉格朗日定理可知，也就是求每个簇中样本的平均值。

基于距离的聚类算法适用于数据簇内密集、簇的大小相差不大、簇间稀疏的样本集。但如果初始点选择不当很容易陷入局部最优，中心点的选择是使聚类算法不稳定的一个重要原因，而且还需要预先确定聚类中心点个数。本论文通过结合距离和密度不断调整聚类中心点，有效的避免了算法陷入局部最优，使得中心点的选择较为稳定。

## 2.2 模糊C均值算法

模糊聚类的一个重要特点是每个样本聚类中心点的归属不是绝对的1或0，这更符合我们生活中的认知和规律。例如，以下雨来说，特大暴雨、暴雨、大雨、中雨、小雨，不同的人有不同的看法，于是就有了模糊集的概念，利用模糊相似矩阵进行划分。表示第个样本对聚类中心点的隶属度。

U表示隶属度矩阵，V表示样本到聚类中心点矩阵，表示模糊系数，当时，模糊聚类退化为硬聚类，m越大，模糊程度越高。在求解的最小值时，有一个约束条件即每个样本对每个聚类中心的隶属度总和为1

结合（1）和n个（2）根据拉格朗日定理求解的极小值，可得

在模糊聚类中不同的，可得到不同的分类结果。常见的包括两种确定方法，一种以根据经验丰富的专家结合实际需求确定阈值，另一种根据统计量确定。

对于的分类数为c，第j类的样本数为，表示第j类样本标记，为第j类的聚类中心向量。统计量，遵从自由度为，的分布。值越大，说明簇和簇之间的距离越大，簇和簇之间的差异越大，分类效果越好，因此通过求的最大值来使得分类结果最好。

通过修正边界点归属，使算法也适用于分布相对均匀的样本。

当样本对于不同簇的隶属度非常相似时，同一个样本可能划分到不同的簇，针对这种边界点，本论文结合特征权值的学习对边界点进行划分，使算法能够适用于分布较为均匀的样本集。

# 3 改进的FCM聚类算法

## 3.1 初始聚类中心点的选择策略

簇的中心点选择的基本思想：首先计算数据集中样本间的距离，生成相异度矩阵D，选择矩阵D中最小值和最大值。计算整个样本的平均密度和最近两个点的中心点v，选择初始半径阈值r，计算在半径内的平均密度，如果平均密度小于，则返回到选择距离次最小，此时选择的点很有可能是孤立点；如果平均密度大于或等于，距离增大一个，计算增大空间的密度，直到密度小于。接下来选择剩余点的最小值，依据上述步骤依次选择直到选择选择所有的点则结束。在选择的过程中，通过不断的调整距离最近的点可以让中心点更接近真实中心点，通过不断增加距离可以把和中心关联度高的点选择进来。

为了修正在聚类过程中因为半径阈值过大导致有的类簇过大，使得有的样本和其他中心点距离远远小于该样本所属中心点，在增大半径阈值的时候计算和其他聚类中心的距离，当最外层样本到该样本中心点比到其他聚类中心点的最小距离大2倍则停止继续增大。

|  |
| --- |
| 基于改进的中心点选择策略步骤 |
| 输入：样本数据 |
| 输出：C个簇集 |
| 主要步骤：   1. 计算样本数据间的距离，生成相异度矩阵D，选择矩阵D中最大的值MAX； 2. 计算当前所有样本的平均密度，选择初始半径为，N为常数； 3. 选择D中最小的数值，并计算样本i和j均值作为中心点； 4. 计算增加空间的平均密度，如果<，返回到（3）；如果>=，半径增加一个r，计算新增加的点v和其他中心点距离，如果，则返回（3）；否则，返回到（4）；   （5） 直到所有的点被选择则结束。 |

图1 中心点选择策略

## 3.2 边界点修正

为了解决聚类结果中簇和簇之间边界点的归属问题，可以对聚类结果进行特征权值学习，也就是把聚类结果看作特征权值学习的训练样本，把无监督的特征权值学习转化为有监督的特征权值的学习。根据学习获得的特征权值的大小，对簇和簇之间的边界点进行归属修正，修正方法采用公式

表示第p个特征的权值系数，表示第个边界点的第p个特征值，表示第i个边界点到第k个中心点的距离。MAX表s示的最小值，则把这个点划分到第k个类簇中。对于，当相差不大时，边界点归属受特征权值影响；当相差较大时，越大，，越小，越大。



图2 边界点修正流程

确定样本归属的簇集之后，根据的大小调整样本对所有簇的隶属度，即最大的隶属度赋值给最大，把次最大的隶属度赋值给次最大的，依次类推。

## 3.3 FCM算法步骤

# 4 实验结果与分析

**结束语** 初始中心的选择方法解决了初始聚类中心点敏感，对于孤立点效果良好；通过聚类、特征权值的学习、再聚类解决了临界点归属问题。