





中国人民解放军战略支援部队信息工程大学一李响副教授

PLA Strategic Support Force Information Engineering University——A/Prof. Xiang Li

德国奥格斯堡大学访问学者和青年科学家,地理信息世界特聘审稿专家,测绘学报等核心期刊审稿人,高校GIS论坛十大新锐人物。

主要研究方向地理信息系统平台及其应用,主持国家自然科学基金,国家重点研发(子课题)等课题多项,获省部级科技进步二等奖2项,三等奖1项,部门理论成果一等奖1项,高校GIS论坛"优秀教学成果"奖1项。

● 出版和翻译著作6部,近5年,以第一作者或通讯作者 发表论文16篇,发明专利2项,软件著作权3项。

K-Means Clustering Algorithm



核心思想

对于包含n个对象的集合,给定聚类数k(k≤n),通过一定的目标划分准则,不断优化,直到将整个数据集划分为k个划分,每个划分即为一个簇。

K-Means Clustering Algorithm



具体的算法流程分为如下5步:

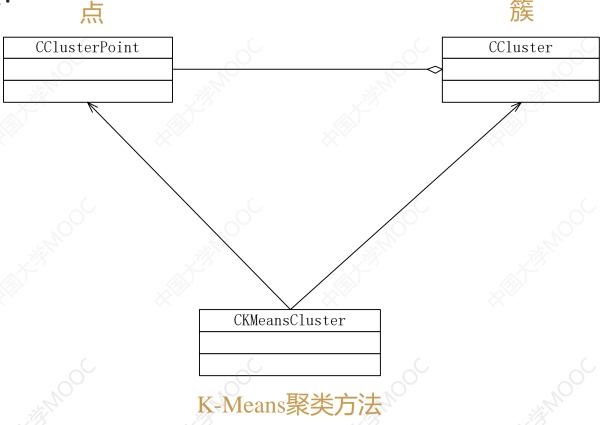
- (1) 随机选取k个点,作为k个簇的中心点;
- (2) 对于集合中的每个点,分别计算该点到k个簇的中心点的距离;
- (3) 按照距离最近的原则,将每个点归为不同的簇;
- (4) 重新计算每个簇的中心点;
- (5) 如果每个簇的中心点,不再发生变化,那么该算法结束,否则跳转到第2步,继续执行该算法。

K-Means Clustering Algorithm



在编写代码之前,我们一定要做一个设计。这里面会涉及到哪些类呢?

至少包括以下三个类:



K-Means Clustering Algorithm



CClusterPoint,它主要有如下几个成员变量:

K-Means Clustering Algorithm



CClusterPoint有两个构造函数,一个是默认的构造函数,没有传任何参数,成员变量赋上了默认值。 另一个构造函数需要传入3个参数,第一个是点的ID,第二个和第三个是传入的点的坐标,还是考虑 到能够支持任意维度的坐标值,所以需要传入一个double类型的数组和维度。

```
// CClusterPoint的构造函数
// 输入参数
// id: 点的唯一标识;
// val[]:点的坐标,可以支持n维的点的坐标
// dim: 维度
// 返回值; 无
CClusterPoint(int id, double val[], int dim);
```

行

K-Means Clustering Algorithm

CClusterPoint还有关于成员变量的设置或者取值的方法。

```
int GetDimensions() { return m_dimensions;}
void SetCluster(int val) {m_clusterId = val;}
int GetCluster() {return m_clusterId;}
int GetId() {return m_pointId;}
void SetVal(int pos, double val) {m_values[pos] = val;}
double GetVal(int pos) {return m_values[pos];}
```

K-Means Clustering Algorithm



CClusterPoint重载了一个等于号的运 算符,便于CClusterPoint的赋值操作。

CClusterPoint& operator= (const CClusterPoint &pt);

求取两点之间距离的方法

double Distance(CClusterPoint pt);

具体的代码实现:

```
|double CClusterPoint::Distance(CClusterPoint pt)
{
    double sum = 0;
    double dist = 0;
    for (int i = 0; i < m_dimensions; i++)
    {
        double val1 = GetVal(i);
        double val2 = pt.GetVal(i);
        sum += pow(val1 - val2, 2.0);
    }
    dist = sqrt(sum);
    return dist;
}</pre>
```

K-Means Clustering Algorithm



簇类, CCluster, 它有如下成员变量:

K-Means Clustering Algorithm



Ccluster-关于点的增加、删除和访问等方法

```
void AddPoint(CClusterPoint p);
bool RemovePoint(int pointId);
void RemoveAllPoints() {m_points.clear();}
CClusterPoint GetPoint(int pos) {return m_points[pos];}
int GetSize() {return m_points.size();}
```

Ccluster-关于成员变量ID、中心点的设置或者取值的方法

```
int GetId() {return m_clusterId;}
CClusterPoint GetCenterPt() {return m_centerPt;};
void SetCenterPt(CClusterPoint pt);
double GetCenterPtByPos(int pos);
```

Ccluster-关于检测簇前后中心点位置是否发生变化的方法

bool IsCenterPtChanged();

我们也看一下该函数的实现,实际上我们是 求取了前后两个中心点之间的距离,如果小 于一个预定义的宏,则认为没有发生变化, 反之,则认为发生变化。

```
|bool CCluster::IsCenterPtChanged()
{
    double dist;
    dist = this->m_centerPt.Distance(m_preCenterPt);
    if(dist < LIMIT) return false;
    else
        return true;
}</pre>
```

K-Means Clustering Algorithm



K-Means聚类包含如下成员变量:

- m_K表示聚类的个数
- m_iters表示迭代的次数
- m_dimensions同样表示维度
- m_totalPoints表示所有聚类的点的个数
- m_clusters存储的是所有簇的集合,它也由vector来负责存储。



K-Means Clustering Algorithm

- 1.运行算法的方法,即run,需要传入所有点的集合;
- 2.获取结果的方法,获取多少个簇,进而再获得簇中的点或者中心点等。

```
第一类方法

public:
    void run(vector<CClusterPoint> &all_points);

public:
    int GetSize() {return m_clusters.size();}
    CCluster* GetClusterPtr(int pos) {return &(m_clusters[pos]);}
    int GetDimensions() {return m_dimensions;}
```

K-Means Clustering Algorithm



Run方法

第一步是获取所有点的个数以及维度,然后根据K类划分,创建簇CCluster,然后随机选取其中的点作为簇的初始中心位置。

```
m_totalPoints = all_points.size();
m_dimensions = all_points[0].GetDimensions();

// 初始化簇
vector<int> used_pointIds;
for (int i = 1; i <= m_K; i++)
{
    while (true)
    {
        int index = rand() % m_totalPoints;

        if (find(used_pointIds.begin(), used_pointIds.end(), index) == used_pointIds.end())
        {
            used_pointIds.push_back(index);
            all_points[index].SetCluster(i);

            CCluster cluster(i, all_points[index]);
            m_clusters.push_back(cluster);
            break;
        }
    }
}</pre>
```

K-Means Clustering Algorithm



按照距离最邻近的原则,将这些点赋给不同的簇, 具体来说就是将点的成员变量,簇的ID赋上相应的 值,此外将该点加入到相应簇的点集合中。

```
// 把所有点加入到最近的簇中。
for (int i = 0; i < m_totalPoints; i++)
{
    int currentClusterId = all_points[i].GetCluster();
    int nearestClusterId = GetNearestClusterId(all_points[i]);

    if (currentClusterId != nearestClusterId)
    {
        all_points[i].SetCluster(nearestClusterId);
        done = false;
    }
}

// 清空簇
ClearClusters();

// 把所有点赋值给簇
for (int i = 0; i < m_totalPoints; i++)
{
        // 簇的位置是ID-1
        m_clusters[all_points[i].GetCluster() - 1].AddPoint(all_points[i]);
}
```

然后重新计算簇的中心位置,并检验簇的前后中心点位置是否发生了变化。

```
// 重新计算簇的中心位置
for (int i = 0; i < m_K; i++)</pre>
    int ClusterSize = m clusters[i].GetSize();
    double *pdVal = new double[m dimensions];
    for (int j = 0; j < m_dimensions; <math>j++)
        double sum = 0.0;
        if (ClusterSize > 0)
            for (int p = 0; p < ClusterSize; p++)</pre>
                sum += m clusters[i].GetPoint(p).GetVal(j);
            pdVal[i] = sum / ClusterSize:
   CClusterPoint pt:
    for(int j = 0; j < m_dimensions; j++)</pre>
        pt. SetVal(j, pdVal[j]);
    m clusters[i]. SetCenterPt(pt);
    delete[] pdVal:
    isChanged = isChanged | m_clusters[i].IsCenterPtChanged()
```

K-Means Clustering Algorithm



判断条件

- 1. 每个点是否都归到了离它最近的簇,如果是,循环可以结束。
- 2. 迭代的次数是否超过了预期设定的迭代次数,如果是,循环可以结束。
- 3. 每个簇的前后中心点的位置是否不再改变,如果是,循环可以结束。

K-Means Clustering Algorithm



通过CKMeansCluster的GetClusterPtr等方法获取聚类后的结果如下:

