AIL3-2017Z8009061078-李中欢-人工智能概论课程实验报告-Ant算法

`homework`

基本信息

- 姓名： 李中欢
- 专业： 计算机科学与技术
- 学号： 2017Z8009061078
- 年级： 研一
- 院系： 人工智能技术学院
- Email： jianin45@sina.com

1.实验目的

（1）理解蚁群算法基本原理；
（2）学会使用Python编写基本蚁群算法程序；
（3）通过编写程序加深对蚁群算法的理解；
（4）加强Python语言的了解；
（5）学会使用Python开发环境；

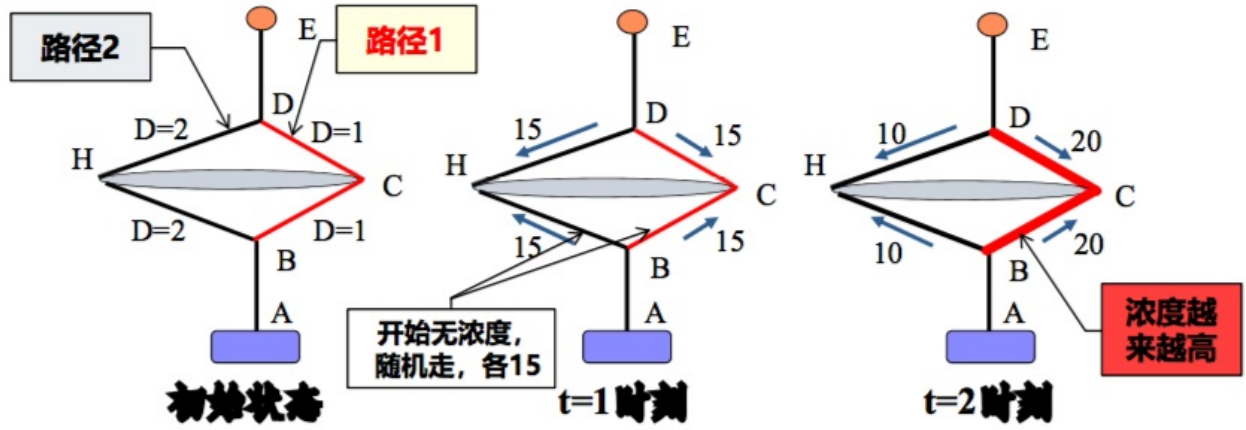
2.实验准备

（1）下列组件是完成本实验所必须的
Python 3.6.x；
Anaconda Python集成开发环境；
（2）使用 matplotlib 绘制2D图像；

3.实验内容和步骤

（1）蚁群算法基本原理

蚁群的集体行为表现出一种（激素）信息正反馈现象：某一路径上走过的蚂蚁越多（外激素的浓度就越高），则后来者选择该路径的概率就越大。蚂蚁个体之间通过信息的交流（嗅浓度）达到搜索食物的目的。



（2）添加python代码

```
# -*- coding: utf-8 -*-
import os

os.getcwd()
#返回当前工作目录
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
# % pylab
#初始化城市坐标，总共52个城市
coordinates = np.array([[565.0, 575.0], [25.0, 185.0], [345.0, 750.0], [945.0, 685.0], [845.0, 655.0],
                        [880.0, 660.0], [25.0, 230.0], [525.0, 1000.0], [580.0, 1175.0], [650.0, 1130.0],
                        [1605.0, 620.0], [1220.0, 580.0], [1465.0, 200.0], [1530.0, 5.0], [845.0, 680.0],
                        [725.0, 370.0], [145.0, 665.0], [415.0, 635.0], [510.0, 875.0], [560.0, 365.0],
                        [300.0, 465.0], [520.0, 585.0], [480.0, 415.0], [835.0, 625.0], [975.0, 580.0],
```

```
                          [1215.0, 245.0], [1320.0, 315.0], [1250.0, 400.0], [660.0, 180.0], [410.0, 250.0],
                          [420.0, 555.0], [575.0, 665.0], [1150.0, 1160.0], [700.0, 580.0], [685.0, 595.0],
                          [685.0, 610.0], [770.0, 610.0], [795.0, 645.0], [720.0, 635.0], [760.0, 650.0],
                          [475.0, 960.0], [95.0, 260.0], [875.0, 920.0], [700.0, 500.0], [555.0, 815.0],
                          [830.0, 485.0], [1170.0, 65.0], [830.0, 610.0], [605.0, 625.0], [595.0, 360.0],
                          [1340.0, 725.0], [1740.0, 245.0]])

#计算52个城市间的欧式距离
def getdistmat(coordinates):
    num = coordinates.shape[0]
    distmat = np.zeros((52, 52))
    # 初始化生成52*52的矩阵
    for i in range(num):
        for j in range(i, num):
            # linalg=linear（线性）+algebra（代数），norm则表示范数。
            # https://blog.csdn.net/hqh131360239/article/details/79061535
            distmat[i][j] = distmat[j][i] = np.linalg.norm(coordinates[i] - coordinates[j])
    return distmat
#返回城市距离矩阵

distmat = getdistmat(coordinates)

numant = 60  # 蚂蚁个数
numcity = coordinates.shape[0]
# shape[0]=52 城市个数,也就是任务个数
alpha = 1  # 信息素重要程度因子
beta = 5   # 启发函数重要程度因子
rho = 0.1  # 信息素的挥发速度
Q = 1      # 完成率

iter = 0        #迭代初始
itermax = 150   #迭代总数

# diag 函数在FreeMat、Matlab中该函数用于构造一个对角矩阵
etatable = 1.0 / (distmat + np.diag([1e10] * numcity))
#diag(),将一维数组转化为方阵 启发函数矩阵，表示蚂蚁从城市i转移到城市j的期望程度

pheromonetable = np.ones((numcity, numcity))
```

```
# 信息素矩阵 52*52
pathtable = np.zeros((numant, numcity)).astype(int)
# 路径记录表，转化成整型 40*52
distmat = getdistmat(coordinates)
# 城市的距离矩阵 52*52

lengthaver = np.zeros(itermax)  # 迭代50次，存放每次迭代后，路径的平均长度  50*1
lengthbest = np.zeros(itermax)  # 迭代50次，存放每次迭代后，最佳路径长度 50*1
pathbest = np.zeros((itermax, numcity))  # 迭代50次，存放每次迭代后，最佳路径城市的坐标 50*52

while iter < itermax:
    #迭代总数

    #40个蚂蚁随机放置于52个城市中
    if numant <= numcity:  # 城市数比蚂蚁数多，不用管
        pathtable[:, 0] = np.random.permutation(range(numcity))[:numant]
        #返回一个打乱的40*52矩阵，但是并不改变原来的数组,把这个数组的第一列(40个元素)放到路径表的第一列中
        #矩阵的意思是哪个蚂蚁在哪个城市,矩阵元素不大于52
    else:  # 蚂蚁数比城市数多，需要有城市放多个蚂蚁
        pathtable[:numcity, 0] = np.random.permutation(range(numcity))[:]
        # 先放52个
        pathtable[numcity:, 0] = np.random.permutation(range(numcity))[:numant - numcity]
        # 再把剩下的放完
        # print(pathtable[:,0])
    length = np.zeros(numant)  # 1*40的数组

    #本段程序算出每只/第i只蚂蚁转移到下一个城市的概率
    for i in range(numant):

        # i=0
        visiting = pathtable[i, 0]  # 当前所在的城市
        # set()创建一个无序不重复元素集合
        # visited = set() #已访问过的城市，防止重复
        # visited.add(visiting) #增加元素

        unvisited = set(range(numcity))

        #未访问的城市集合
```

```
91.             #剔除重复的元素
92.             unvisited.remove(visiting)  # 删除已经访问过的城市元素
93.
94.             for j in range(1, numcity):  # 循环numcity-1次，访问剩余的所有numcity-1个城市
95.                 # j=1
96.                 # 每次用轮盘法选择下一个要访问的城市
97.                 listunvisited = list(unvisited)
98.
99.                 #未访问城市数,list
100.                probtrans = np.zeros(len(listunvisited))
101.
102.                #每次循环都初始化转移概率矩阵1*52,1*51,1*50,1*49....
103.                #以下是计算转移概率
104.                for k in range(len(listunvisited)):
105.                    probtrans[k] = np.power(pheromonetable[visiting][listunvisited[k]], alpha) \
106.                                   * np.power(etatable[visiting][listunvisited[k]], alpha)
107.
108.                #eta-从城市i到城市j的启发因子 这是概率公式的分母    其中[visiting][listunvis[k]]是从本城市到k城市的信息素
109.                cumsumprobtrans = (probtrans / sum(probtrans)).cumsum()
110.
111.                #求出本只蚂蚁的转移到各个城市的概率斐波衲挈数列
112.                cumsumprobtrans -= np.random.rand()
113.
114.                # 随机生成下个城市的转移概率，再用区间比较
115.                # k = listunvisited[find(cumsumprobtrans > 0)[0]]
116.
117.                k = listunvisited[list(cumsumprobtrans > 0).index(True)]
118.
119.                # k = listunvisited[np.where(cumsumprobtrans > 0)[0]]
120.                # where 函数选出符合cumsumprobtans>0的数
121.                # 下一个要访问的城市
122.                pathtable[i, j] = k
123.
124.                #采用禁忌表来记录蚂蚁i当前走过的第j城市的坐标，这里走了第j个城市.k是中间值
125.                unvisited.remove(k)
126.
127.                # visited.add(k)
128.                #将未访问城市列表中的K城市删去，增加到已访问城市列表中
129.                length[i] += distmat[visiting][k]
130.
```

```
                #计算本城市到K城市的距离
                visiting = k

            length[i] += distmat[visiting][pathtable[i, 0]]
            # 计算本只蚂蚁的总的路径距离，包括最后一个城市和第一个城市的距离

        # print("ants all length:",length)
        # 包含所有蚂蚁的一个迭代结束后，统计本次迭代的若干统计参数


        lengthaver[iter] = length.mean()
        #本轮的平均路径

        #本部分是为了求出最佳路径
        if iter == 0:
            lengthbest[iter] = length.min()
            pathbest[iter] = pathtable[length.argmin()].copy()
        #如果是第一轮路径，则选择本轮最短的路径,并返回索引值下标，并将其记录

        else:
        #后面几轮的情况，更新最佳路径
            if length.min() > lengthbest[iter - 1]:
                lengthbest[iter] = lengthbest[iter - 1]
                pathbest[iter] = pathbest[iter - 1].copy()
            # 如果是第一轮路径，则选择本轮最短的路径,并返回索引值下标，并将其记录
            else:
                lengthbest[iter] = length.min()
                pathbest[iter] = pathtable[length.argmin()].copy()

        #此部分是为了更新信息素
        changepheromonetable = np.zeros((numcity, numcity))
        for i in range(numant):#更新所有的蚂蚁
            for j in range(numcity - 1):
                changepheromonetable[pathtable[i, j]][pathtable[i, j + 1]] += Q / distmat[pathtable[i, j]][pathtable[i, j + 1]]
                #根据公式更新本只蚂蚁改变的城市间的信息素Q/d其中d是从第j个城市到第j+1个城市的距离
            changepheromonetable[pathtable[i, j + 1]][pathtable[i, 0]] += Q / distmat[pathtable[i, j + 1]][pathtable[i, 0]]
            #首城市到最后一个城市 所有蚂蚁改变的信息素总和

        #信息素更新公式p=(1-挥发速率)*现有信息素+改变的信息素
        pheromonetable = (1 - rho) * pheromonetable + changepheromonetable

        iter += 1  # 迭代次数指示器+1
```

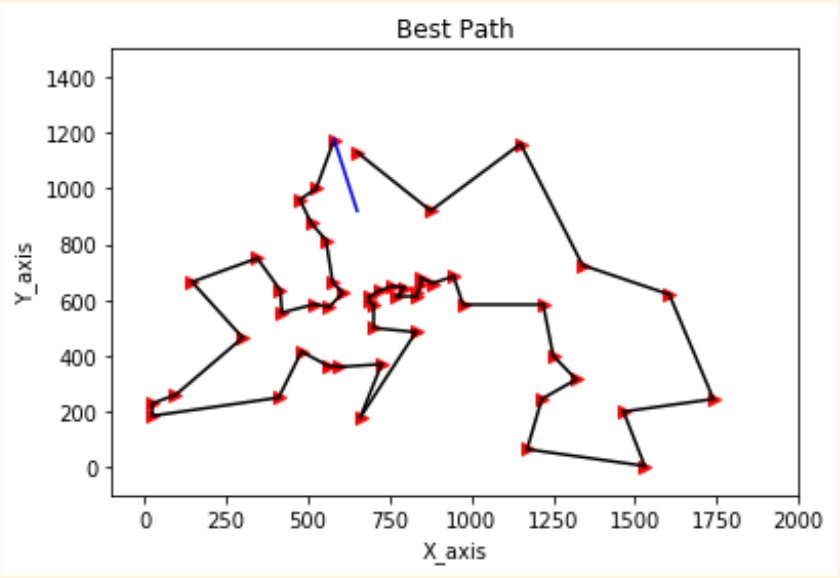
```
        print("this iteration end：",iter)
        # 观察程序执行进度，该功能是非必须的
        if (iter - 1) % 20 == 0:
            print("schedule:",iter - 1)
    #迭代完成

    #以下是做图部分
    #做出平均路径长度和最优路径长度
    fig, axes = plt.subplots(nrows=2, ncols=1, figsize=(12, 10))
    axes[0].plot(lengthaver, 'k', marker='*')
    axes[0].set_title('Average Length')
    axes[0].set_xlabel(u'iteration')

    #线条颜色black https://blog.csdn.net/ywjun0919/article/details/8692018
    axes[1].plot(lengthbest, 'k', marker='<')
    axes[1].set_title('Best Length')
    axes[1].set_xlabel(u'iteration')
    #fig.savefig('Average_Best.png', dpi=500, bbox_inches='tight')
    plt.close()
    fig.show()

    # 作出找到的最优路径图
    bestpath = pathbest[-1]

    plt.plot(coordinates[:, 0], coordinates[:, 1], 'r.', marker='>')
    plt.xlim([-100, 2000])
    #x范围
    plt.ylim([-100, 1500])
    #y范围

    for i in range(numcity - 1):
        #按坐标绘出最佳两两城市间路径
        m, n = int(bestpath[i]), int(bestpath[i + 1])
        #打印最佳路径
        print("best_path:",m, n)
        plt.plot([coordinates[m][0],coordinates[n][0]],   [coordinates[m][1
    ], coordinates[n][1]],  'k')

    plt.plot([coordinates[int(bestpath[0])][0],coordinates[int(bestpath[51]
    )][0]],    [coordinates[int(bestpath[0])][1],coordinates[int(bestpath[5
    0])][1]]   ,'b')

    ax = plt.gca()
    ax.set_title("Best Path")
    ax.set_xlabel('X_axis')
```

```
215.    ax.set_ylabel('Y_axis')
216.
217.    #plt.savefig('Best Path.png', dpi=500, bbox_inches='tight')
218.    plt.show()
219.    plt.close()
220.
```

（3）简要分析

算法在迭代150次后，得出best_path，如图：

```
best_path: 42 9
/Users/dizi/anaconda3/lib/python3.6/site-packages/matplotlib/figure
cannot show the figure
  "matplotlib is currently using a non-GUI backend, "
```



4. 实验结果及结论

（1）完成情况

能正确得出结果；

……

（2）实验结论

蚁群算法是一种合作算法，依靠群体行为进行寻优，它是一种并行算法，所有蚂蚁均独立行动，没有监督机构，对它进行一些修改，可以转为求解一些其他组合优化问题；

……