

一个关于遗传算法的java小实验（吃豆人）

原创

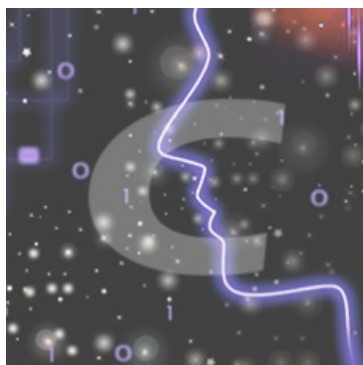
鸢萧萧 于 2018-09-26 22:56:09 发布 4302 收藏 8

分类专栏: # 机器学习 文章标签: 遗传算法 GA java

我们不生产知识, 我们只是互联网的搬运工

本文链接: <https://blog.csdn.net/itnerd/article/details/82860638>

版权



[机器学习 专栏收录该内容](#)

135 篇文章 5 订阅

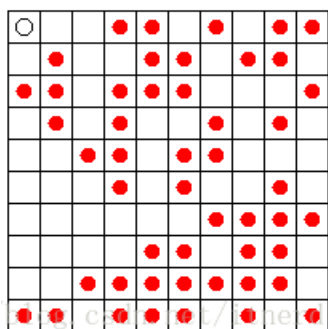
订阅专栏

遗传算法就是利用遗传学中父代基因杂交产生子代的原理, 通过良种配对、遗传进化来改良子代的算法。

遗传算法非常适合用来处理离散型的决策问题, 通过对父代中优良模型的参数进行杂交, 产生下一代模型, 淘汰其中效果较差的杂种, 保留表现优良的杂种, 重复此过程, 直到培育出满意的模型。

遗传算法的关键不仅在于良种配对, 更在于杂交过程中随机出现的少量突变, 正是由于这种偏离父代的突变存在使得子代有机会比父代更强! 始终群进一步演化, 避免停滞不前!

下面用一个简单吃豆人实验来说明。 [源码在这里!](#)



上图展示的是实验场景, 可以看成“吃豆人”, 或者在有些地方称为“扫地机器人”。黑色空心圆代表机器人, 它的目标是在有限步数内, 消灭网格中更多的红色实心圆。

机器人可以执行的动作有7种, 分别是 原地不动、向左、向右、向下、向上、随机移动、吃豆 (捡垃圾)。

机器人的视野只有5格, 即东西南北中。

游戏的规则为: 撞墙扣5分, 吃豆 (前提是当前位置有豆) 得10分、瞎jb吃扣1分。

图中展示的是一个利用遗传算法，从模型参数为随机初始化的祖先，在规模为100的种群中，择优杂交繁衍约1000代左右得到的一个优良品种。看它那沉着稳健的步伐，还是相当OK的。

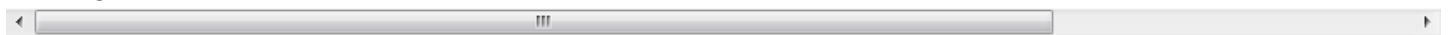
下面来说说具体实现的步骤吧！具体代码（训练模型+图形界面）可以在[这里下载](#)！

首先，模型中定义了这些属性+常量：

```
public class Model {
    private int rowNum,colNum; // 场地的行数、列数
    private int currX,currY; // 机器人的当前位置
    private boolean fruits[][]; // 判断每个位置是否有豆子的布尔矩阵
    private double percent; // 每个位置有豆子的概率
    private String strategy; // 机器人在每个位置对应的状态下采取的策略
    public static final int STRATEGY_LEN = 243; // 策略的字符串长度
    public static final int ACTION_NUM = 7; // 机器人的动作数
    public static final int DIRECTION[][] = {{0,0},{0,1},{0,-1},{1,0},{-1,0}}; // 不动、东、西、南、北
    .....
}
```

如何定义机器人当前的状态？机器人的视野只有5格：东、西、南、北、中。每一格可以有3中状态：墙、豆、空。所以机器人的所有可能状态有

$3 = 243$ 种。事实上，并不是所有状态都存在，比如当前位置有墙、或者四面都是墙等等。但这并不影响算法



你可能发现了上面模型中定义的策略String的长度也是243：

```
public static final int STRATEGY_LEN = 243; // 策略的字符串长度
```

实际上每个字符都在{0,1,2,3,4,5,6}中取值，对应机器人在那个状态下的动作！

```
* 0-不动
* 1-东
* 2-西
* 3-南
* 4-北
* 5-随机移动
* 6-吃豆
```

这是判断机器人当前状态的函数，返回一个0~242之间的数：

```

public int getState(){
    int tempX,tempY;
    int state,wholeState=0;
    for(int i=0; i<5;++i) { // 遍历视野中的 5 个格子
        tempX = currX + DIRECTION[i][0];
        tempY = currY + DIRECTION[i][1];
        if(tempX<0 || tempY<0 || tempX>=rowNum || tempY>=colNum) {
            state = 0; //如果是 墙（出界）
        }else {
            if(fruits[tempX][tempY]) {
                state = 1; //发现豆子
            }else {
                state = 2; //什么也没有
            }
        }
        wholeState = 3*wholeState+state; // 乘 3 相当于在 3 进制中进位，用位数为5的3进制数表示当前状态
    }
    return wholeState;
}

```

获取当前策略下的动作（intent），之所以成为intent是因为有些动作是不会被执行的（撞墙、瞎吃）。

```

public int getIntent(int state) {
    return strategy.charAt(state)-'0';
}

```

然后根据intent进行动作并得到每一步的分数

```

public int checkAndMove(int intent) {
    int score = 0;
    int tempX,tempY;
    Random rand = new Random();
    if(intent == 5) { //随机移动，等价于转化为动作1-4之一
        intent = rand.nextInt(4)+1; // 5==>{1,2,3,4}
    }
    if(intent == 6) { // 吃豆
        if(fruits[currX][currY]) { // 吃到豆
            score = 10;
            fruits[currX][currY] = false;
        }else { // 瞎吃
            score = -1;
        }
    }else{
        tempX = currX + DIRECTION[intent][0];
        tempY = currY + DIRECTION[intent][1];
        if(tempX<0 || tempY<0 || tempX>=rowNum || tempY>=colNum) { // 撞墙
            score = -5;
        }else {
            currX = tempX;
            currY = tempY;
        }
    }
    return score;
}

```

这样一来，我们已经完成根据当前位置判断状态、根据状态获得动作、处理动作并得分这几个基本模块。只要任意初始化一个Strategy，就可以通过规定步数内的得分来评估它的好坏！

终于来到重要一步，遗传进化！遗传进化需要考虑两个方面：1. 继承父辈的优良性状；2. 有所创新/突变。也就是人们常说的在探索 and 开发中保持平衡！

```
public static String combineStrategy(String a,String b) {
    StringBuilder sb = new StringBuilder();
    Random rand = new Random();
    if(rand.nextInt(10)<1) { // 随机劈腿!!!
        b = genStrategy();
    }
    for(int i=0; i<STRATEGY_LEN; ++i) {
        if(rand.nextInt(20)<1) { // 杂交出错!!!
            sb.append((char)(rand.nextInt(ACTION_NUM)+'0'));
        }else {
            sb.append(rand.nextBoolean()?a.charAt(i):b.charAt(i)); // 正常杂交
        }
    }
    return sb.toString();
}
```

笔者在实验中发现，如果没有劈腿、出错这种事情发生，种群的基因会迅速的趋同，因为暂时最好的那些杂种凭借一时领先，获得垄断地位的交配机会，种群便永久地陷入半吊子水平，不得进步！！这有些类似神经网络在训练中陷入局部最优的烂坑！

可见出错是进化的关键！

接下来的事情就简单了（其实都很简单）：

1. 创建一批随机祖先，即随机初始化一批（100个）Model 的 strategy，让他们在10*10且豆子概率为50%的网格中放飞自我；
2. 挑选出最优的一批Model进行杂交；
3. 评估子代Model的得分；
4. 重复2、3，直到结果满意。

实际实验中，1000代左右的模型在200步内就能达到460左右的高分，如文章开篇展示的动图所示。而理论上的最高分为500：

$$500分 = 10行 * 500分$$