人工智能导论 四子棋作业报告

齐强 2017011436 计 75 2019 年 5 月 13 日

目录

1	代码结构	2
2	算法思路	3
3	优化尝试	3
4	测试效果	3
5	遇到困难与解决方法	4
6	总结收获	4

1 代码结构

1. Uct.h: 包含 State Uct 两个类

```
// random drop one chess
void Uct::playPolicy(State& node){
// calculate last down chess influence to the State
int Uct::profitPolicy(State& node){
int Uct::simulatePolicy(State* node){
void Uct::backupPolicy(State* node, int profit){
State* Uct::expandPolicy(State* node)const{
State* Uct::searchPolicy(vector<int> tp, vector<vector<int>> bd){
#define TIME_LIMIT 0.5
#define NOTEND 2
#define RADIO 1.5
class State{
    public:
     public:
bool State::isEnd(){
void State::clear(){
bool State::isExpandable(){
State* State::mvc(){
State* State::hpc(){
State* State::expand(){
void State::debug() {
```

2. Judge.h Judge.cpp: 在给定代码基础上做了简单修改

2 算法思路

- 1. 经典"蒙特卡洛方法"+"信心上限树"算法
- 2. 通过构建构建 UCT 树、随机模拟对战过程、计算收益,从而确定最佳落子点
- 3. 选择模拟对战节点方法:
 - (a) 从根出发, 若当前点可以扩展新的子节点, 则扩展并选中新扩展的点;
 - (b) 若当前点无法扩展新的子节点,则选中以当前点为根的子树中 profitRadio 最高的叶节点
 - (c) profit Radio 计算规则 $\frac{Q(v)}{N(v)} + c \sqrt{\frac{2 \ln(N(u))}{N(v)}}$
 - (d) u 为当前节点,v 为考察的子节点。N (v) 为 v 被回溯的次数,Q(v) 为 v 回溯的总得分

3 优化尝试

1. 对于常数 C 的调节:

进行了几次实验,通过调节 C 的大小,根据胜率进行了几次二分实验,最后确定大概 C 为 0.5 时,效果比较好

2. 对于增加模拟次数的尝试:

调高模拟次数, 能够显著地提高获胜概率, 所做的尝试有

- 将 vector 改为数组(失败,代码改动较多,未能及时完成)
- 将二维 board vector 改为一维 vector (失败)
- 改变时间判断方法,由每模拟一次判断一次时间,改为模拟 1000 次判断一次时间, 能够增加一些模拟次数

4 测试效果

写了一些自动测试脚本,调用 compete.exe

对于前 50 个 TestCase dll, 胜率基本 >0.8 并接近于 1

下面是对于 90-100 dll 的结果记录

dll	90	92	94	96	98	100
C = 0.5	0.4	0.5	0.2	0.2	0.3	0.2
C = 0.8	0.5	0.8	0.7	0.2	0.7	0.2
C = 1.5	0.4	0.5	0.7	0.8	0.3	0.2

5 遇到困难与解决方法

- 1. 对于空间问题的解决
- 2. 对于 expand 的正确逻辑实现出现了很多问题
- 3. 对于很多玄学 bug, 各种卡掉....

6 总结收获

本次完成大作业的过程中,学习到了蒙特卡洛模拟方法、信心上限树算法学习了更多的 debug 的技巧...