四子棋实验报告

2015011308 计 53 唐适之

算法

本次实验采用信心上界蒙特卡洛搜索树（UCT）实现，算法简要描述如下：

搜索树上每一个节点表示一个局面。对某节点 x，x 的第 i 个子节点y_i表示节点 x 的局面在第 i 列落子后形成的下一局面。以当前局面作为树根进行搜索。对于每个节点，统计经该节点及其子节点所表示的局面出发进行的所有博弈，记录博弈的总场数 n 及总获胜场数 m，则对该节点获胜概率的估计为$\frac{m}{n}$。为了估计出准确的获胜概率，需要进行足够多次的博弈试验。每次试验均从树根所表示的局面出发，执行如下策略：

1. 若当前局面在搜索树上已被节点 x 表示，且由此局面落子一步产生的所有次局面，均已由 x 的子节点表示，则选择 UCB 信心上界最大的子节点所对应的落子。若记节点 x 记录的总试验次数和获胜次数分别为 n 和 m，x 的子节点y_i所记录的总试验次数和获胜次数为n_i和m_i，则y_i的信心上界为

$$\frac{m_i}{n_i}+c\sqrt{\frac{2\ln(n)}{n_i}}$$

   其中 c 为比例系数，本实验中 c=1，具体取值在后文有讨论。此处“获胜”指的是相对于当前节点所表示的玩家而言；
2. 若当前局面在搜索树上已被节点 x 表示，但由此局面某一落子产生的次局面，并没有由 x 的子节点表示，则选择执行此落子，并在树上扩展出新的节点记录此新局面；
3. 若当前局面在搜索树上没有被任何节点表示，则随机执行一落子。但 ① 若执行某落子可直接获胜，或 ② 不执行某落子将直接落负，则执行此落子。

每次试验后更新树上节点记录的信息。执行足够多次试验后，选择根节点的所有子节点中估计胜率$\frac{m}{n}$将收敛于真实胜率，择其最大的一项作为正式决策。

UCT 算法平衡了探索与利用：某策略尝试次数较少时，其信心上界较高，算法将尝试足够多陌生的决策（探索）；某策略估计胜率较高时，其信心上界也高，算法将专注于这些策略，避免在胜率过小的局面上浪费过多计算量（利用）。

上述算法并非朴素的 UCT 算法，有如下两点改进值得注意：

1. 若节点 x 还没有子节点，并非一次性扩展出其所有子节点，而是一个一个地扩展（见上述步骤 2），避免在扩展某一个节点时一次性浪费太多计算量。
2. 步骤 3 并非随机策略，而是能感知下一步必胜或者必败的局面。判断必胜或必败并不需要花费多少计算量，但此举有效避免了纯粹随机策略的盲目性。

测量与评价

为了评价本算法，做了如下若干测量。虽然随机噪声较大，但也能说明一定问题。

蒙特卡洛算法需要试验次数达到一定后，估计胜率$\frac{m}{n}$才能收敛于真实胜率。为了分析算法执行的试验次数是否足够，选择若干参照 AI 与之对弈，每组数据测量 20 轮游戏，其中一半作为先手，另一半作为后手。测量程序运行时间（正比于试验次数）与胜率的关系如下[1]：

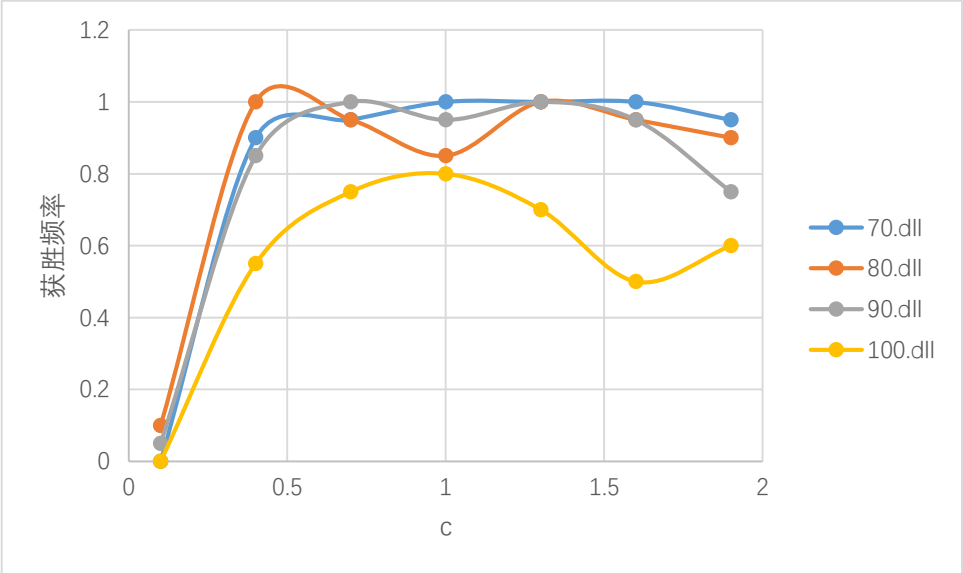
参照 AI / 运行时间	10.dll	20.dll	30.dll	40.dll	50.dll	60.dll	70.dll	80.dll	90.dll	100.dll
0.5s	1	1	N/A	1	0.95	0.95	0.95	0.85	0.95	0.85
1.0s	1	1	N/A	1	0.95	1	1	1	0.95	0.65
1.5s	1	1	N/A	0.9	1	1	0.95	1	1	0.6
2.0s	1	0.95	N/A	1	1	0.95	0.85	1	1	0.75
2.5s	1	0.95	N/A	1	1	0.95	1	0.95	1	0.75

可以看出，0.5s~2.5s 范围内，胜率与运行时间没有统计意义上的差异。可以认为试验次数已经足够。

UCB 信心上界式中有比例系数 c，为确定最佳的 c 取值，做以下测量。仍然每组数据测量 20 轮游戏，其中一半作为先手，另一半作为后手。

参照 AI / c	70.dll	80.dll	90.dll	100.dll
0.1	0	0.1	0.05	0
0.4	0.9	1	0.85	0.55
0.7	0.95	0.95	1	0.75
1.0	1	0.85	0.95	0.8
1.3	1	1	1	0.7
1.6	1	0.95	0.95	0.5
1.9	0.95	0.9	0.75	0.6

绘制图像：



可以看出 c≤0.5 或 c≥1.5 时胜率显著下降，但 0.5<c<1.5 时胜率没有显著区别。本实验中选择 c=1 作为最终参数。

[1] 30.dll 会导致测试程序崩溃，故没有统计值。

其他改进的尝试

除在“算法”一节所述的两点改进外，我还尝试了其他改进方法如下，但实验表明其效果不好，故没有被采用于最终版本中。

UCT 算法的一项缺点是：某一个较优的决策须被尝试足够次数后，其价值才能反映在估计胜率$\frac{m}{n}$中，浪费了许多计算量。这是由于某一节点的胜率是由其所有子节点胜率的加权平均得来，而非其子节点胜率的最大值得来。

我试图将某节点的获胜可能设为随机变量，假设其服从正态分布 N(μ,σ)，以μ+σ作为替代的信心上界进行蒙特卡洛搜索。每一节点的获胜可能定义为其子节点获胜可能的最大值。虽然若干正态分布的最大值所服从的分布并没有解析解，但可以通过简单函数拟合，通过此方法可估计出树上每一节点的获胜可能，最后选择获胜可能期望最大的决策。

实验表明，此方法胜率不如朴素算法。我认为可能由以下原因所致：

1. “测量与评价”一节的分析表明，朴素算法中尝试次数已经足够，UCT 浪费的计算量并没有过多负面影响；
2. 若干正态分布变量的最大值不再服从正态分布，按此方法估计会产生偏差。

关于代码实现的说明

代码中，Board 类用作管理当前局面，在搜索中维护落子位置及 top 位置的信息；Search 类用作执行 UCT 搜索。Strategy.cpp 用于与框架交互。