Master Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm-hoho

研究现状

本文是Alpha Zero的论文。

当前的棋类智能算法,包括之前的AlphaGo、AlphaGo Zero,打过依赖于其领域知识,难以泛化到其他领域。

Alpha Zero比AlphaGo Zero更加通用,本文把Alpha Zero分别运用到围棋、国际象棋和日本将棋,而算法只使用同一个深度神经网络。

研究方法

算法跟Alpha Zero基本一样,使用神经网络进行Self-Play,通过MCTS进行走子搜索。

神经网络输入输出: $(p,v)=f_{ heta}(s)$

损失函数: $l=(z-v)^2-\pi^Tlogp+c|| heta||^2$

跟AlphaGo Zero区别如下:

- 1. AlphaGo Zero只处理输/赢两种结果,Alpha Zero会处理输、赢和平局,或者其他对战结果;
- 2. AlphaGo Zero对训练集做数据增强,对棋盘上的位置做随机对称变换,如旋转、翻转棋盘等,但因为国际象棋和日本将棋的规则是不对称的,所以Alpha Zero不做这样的数据增强

- 3. AlphaGo Zero用当前最优的神经网络进行Self-Play,Self-Play后进行网络迭代,迭代后的新网络会跟当前最优的网络再进行对战,当胜过当前最优网络55%的时候,会用最新迭代的网络代替最优网络进行下一步的Self-Play,如此循环。但Alpah Zero只会对当前网络进行不断迭代更新,Self-Play也只会用最新的网络参数进行,不会进行网络性能评估和用最优网络替代下一轮的Self-Play过程。
- 4. 对于每种对战游戏,Alpha Zero会复用网络的参数,不会针对特定游戏进行网络微调。

神经网络的输入特征也有所不同。Alpha Zero输入是N x N x (MT+L)个棋盘图像特征:

- N x N为棋盘大小,如国际象棋为8 x 8;
- M是双方各自的棋局特征,譬如对于围棋,M为2:我方棋子布局(格子上是我方则为1,否则为0,类似对方也是如此)
- L为其他特征,如围棋即为当前哪方走子,我方在棋盘格子全为1,对方则全为0
- T为最近T个时间步的棋盘状态

具体输入特征描述如下:

	Go	Chess		Shogi	
Feature	Planes	Feature	Planes	Feature	Planes
P1 stone	1	P1 piece	6	P1 piece	14
P2 stone	1	P2 piece	6	P2 piece	14
		Repetitions	2	Repetitions	3
				P1 prisoner count	7
				P2 prisoner count	7
Colour	1	Colour	1	Colour	17
		Total move count	1	Total move count	1 6
		P1 castling	2		
		P2 castling	2		
		No-progress count	1		
Total	17	Total	119	Total	362

另外每次走子的动作也有所区别,分为两步:选子和落子位置。为此,论文将策略 $\pi(a|s)$ 表示为(如对于国际象棋)8 x 8 x 73个特征:

- 8 x 8为选子的位置
- 73为:56个特征是类似与皇后类型(如皇后、相、车)的走法:[1..7]为落子的位置,8个走的方位{N, NE, E, SE, S, SW, W, NW};另外8个特征是国王的走法;还有9个是卒的走法。

具体描述如下:

Chess		Shogi		
Feature	Planes	Feature	Planes	
Queen moves	56	Queen moves	64	
Knight moves		Knight moves	2	
Underpromotions	9	Promoting queen moves	64	
_		Promoting knight moves	2	
		Drop	7	
Total	73	Total	139	

研究结论

论文采用如下公式衡量算法的(Elo分值):玩家a打败玩家b的概率为 $p(adefeatsb)=rac{1}{1+exp(c_{elo}(e(b)-e(a)))}$, 其中e (\cdot) 是贝叶斯逻辑回归, $c_{elo}=rac{1}{400}$,

各算法效果如下:

