



EE369 课程大作业
2048游戏项目报告

姓名 段云智 学号 515141910019

2019 年 01 月 12 日



上海交通大学

SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

项目完成情况



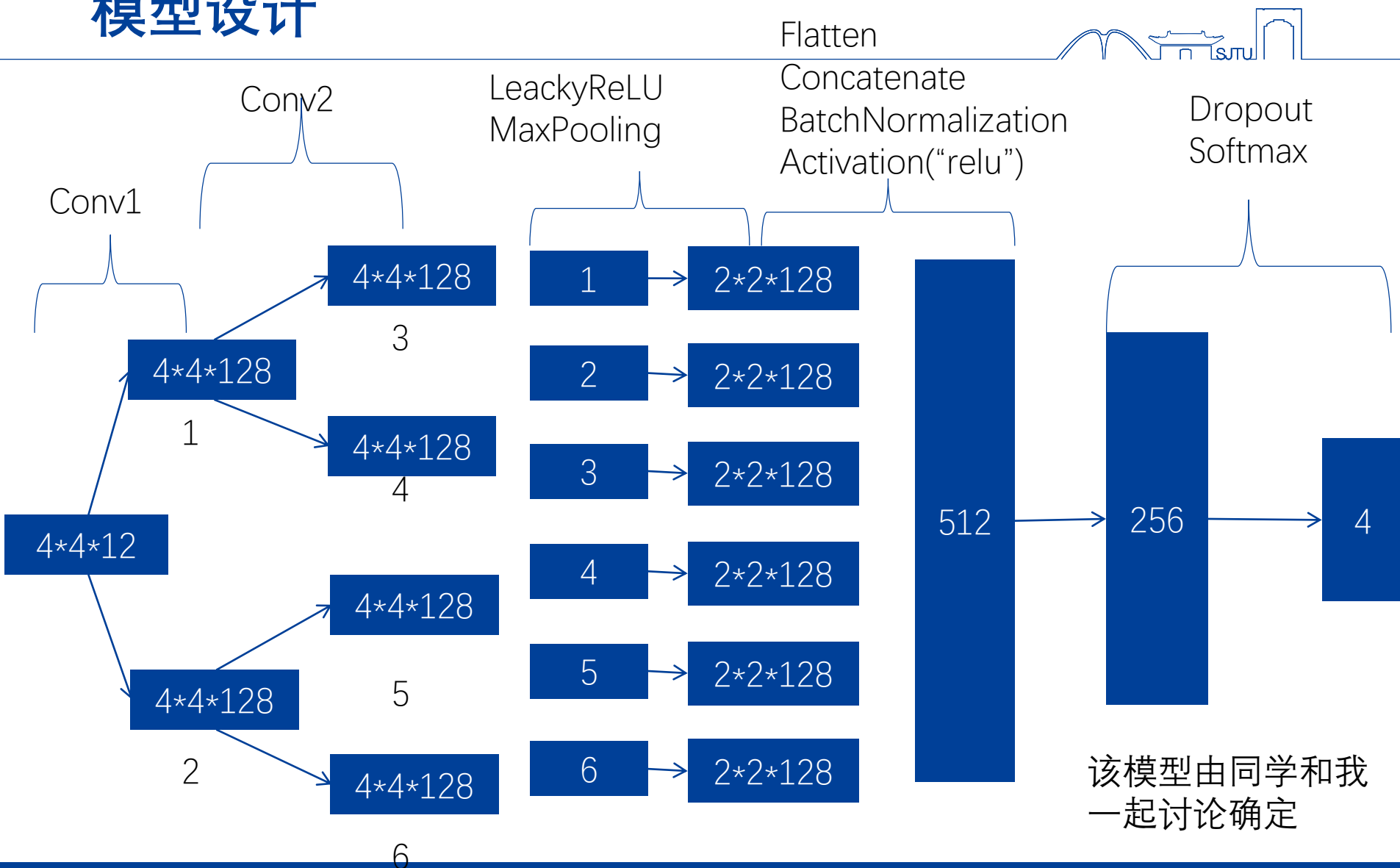
- 50轮平均分数： 541.44
- 加分档位： 16分档位(基于 Planning 的方法超过1024分)
- 方法简述： 采用卷积神经网络， 训练模型控制2048游戏达到一定分数
- 代码框架： Keras
- 模型大小 (MB) ： 20.9MB
- 亮点：
 - 1. 使用深度学习中的卷积神经网络进行监督学习
 - 2. 使用离线+在线学习的方法
 - 3. 代码里实现了分层训练的逻辑
 - 4. 探索表征棋盘的函数， 利用搜索树实现了2048的求解
- 代码链接： <https://github.com/voldikss/EE369-2048-AI/>

问题描述



- 项目背景：2048游戏
- 项目目标：使用监督学习方法训练模型控制2048游戏达到规定的分数。
- 项目优势：
 - ① 具有有可以稳定达到2048的程序作为 supervision
 - ② 完全 data-driven 的项目，训练数据量无限
- 项目难点：
 - ① 棋盘的表示：one hot encoding
 - ② 模型的选取：卷积神经网络
 - ③ 网络结构：借鉴经典的CNN网络
 - ④ FilterSize/ActivationFunction/Dropout/Pooling 的选择

模型设计



性能分析



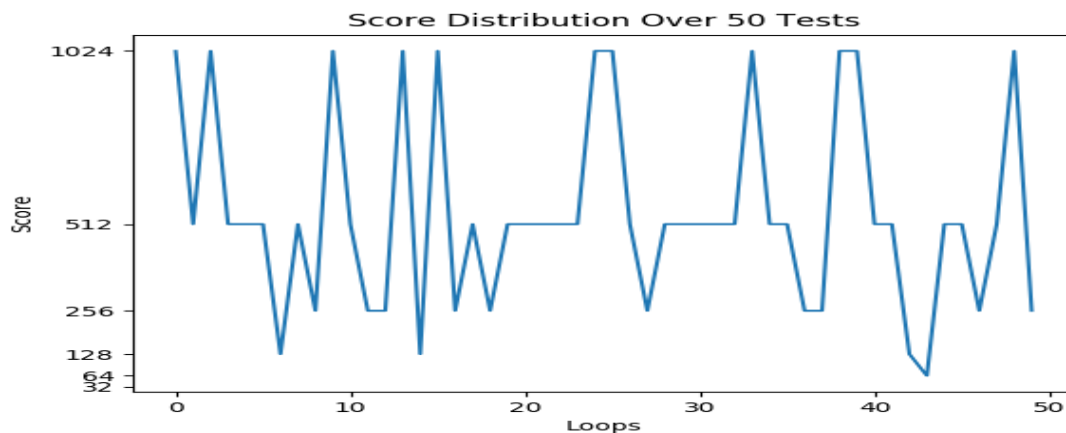
- Agent成绩分布

如图

- Agent的稳定性。

可以看到，模型在1024↓

但分数都在128以上，未出现太低的结果。模型的训练时间过短，如果继续训练的话，预计效果会提升很多。



- 算法的复杂度

- 单步预测时长: 0.02s
- 模型大小: 20.9MB

技巧设计



- 使用在线学习：由模型作决策，由 ExpectiMaxAgent 的决策作训练数据
- 使用“离线+在线”的方法：先进行离线学习，能看到明显的效果。在后期分数出现瓶颈时再使用在线学习
- 使用分层训练：有点是降低难度，而且训练数据较为集中，便于加快收敛速度。但后期因为效果不太显著而弃用
- 进行 one-hot 编码时，棋盘的第三个维度最大数为12而非16，避免数据过于稀疏，有助于提升效果（待定）。

讨论



- 在训练过程中及时保存模型非常重要，必要时保存超过一个备份，防止因意外而导致模型文件损坏
- 模块化的设计很重要：将训练部分、构建模型、测试模型、细节处理部分等封装成不同的部分，将能提高开发效率和便于后期维护。
- 多用类的继承实现自己需要的功能而不是直接改写原类，有很多好处。
- 必要时读框架源码有助于理解：读Pytorch源码解决了我对于其Y标签是否需要one-hot编码的疑问
- 框架文档很有帮助：Keras两种后端th和tf对于图片通道维的位置不同，文档中由注明这点。
- Python版本和框架的选择很重要，Python 不同目录下相互import需要格外注意。
- 想用强化学习的方法解决这个（使用一定的评价函数作为Reward我认为更好的做法）

Planning 方法

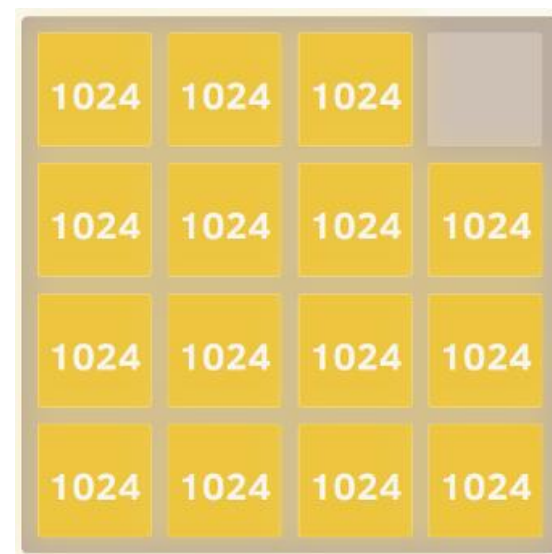


▪ 平滑性 (smoothness)

解释：相邻瓦片之间的差值尽量小，便于合并
实现：

- ① 对棋盘求梯度
- ② 对梯度求绝对值
- ③ 对绝对值加和

优化：值越小越好



图自

<https://stackoverflow.com/questions/22342854/what-is-the-optimal-algorithm-for-the-game-2048>

Planning 方法



▪ 单调性 (monotonicity)

解释：瓦片的分布应具有单调性（经验法则：让最大的瓦片呆在角落）

实现：

- ① 构造 4×4 权重矩阵，在二维平面内单调分布
- ② 权重矩阵与棋盘格子点乘相加

优化：值越大越好

8	32	64	512
4	8	16	256
2	4	8	32
		4	8

图自

<https://stackoverflow.com/questions/22342854/what-is-the-optimal-algorithm-for-the-game-2048>

Planning 方法



■ 评价函数

■ 公式：

$$Alpha = smoothness - \lambda * monotonicity$$

■ 实现：

λ ：保证 smoothness 和 monotonicity 的影响程度相近，一般取1即可

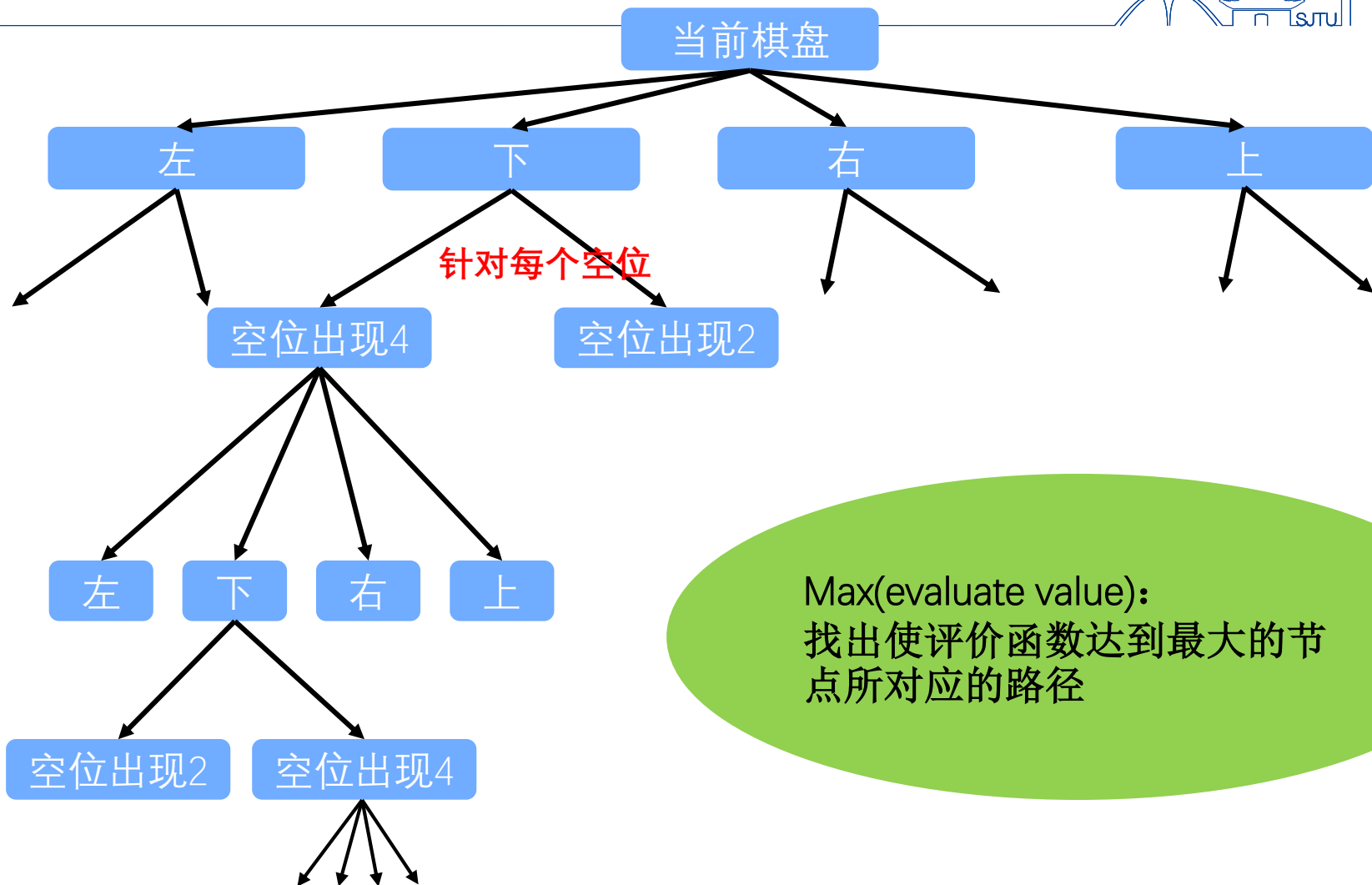
➤ 采用树搜索

➤ 递归

➤ 搜索深度越大，耗时越大，内存占用越大

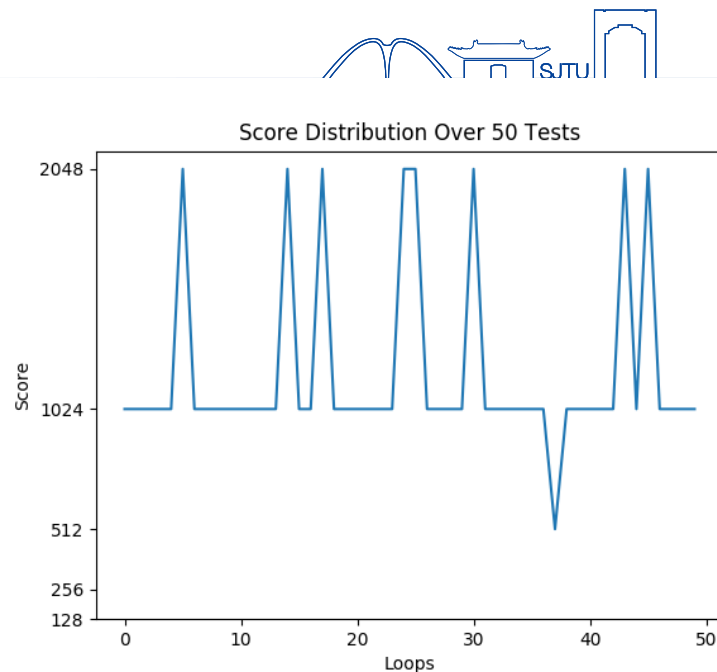
➤ 试验：深度为2时就可以达到1024

Tree Search



效果及改进

- 如图是搜索深度为4时的结果，基本可以稳定达到1024有时可达到2048
- 不足及改进
 - 算法耗时巨大，深度越大耗时越大。
 - 当前算法是无条件展开所有的情况，可以考虑一些剪枝的算法，减少不必要的展开。
 - 由于numpy对于小规模的数据并不能体现出其处理速度上的优势，因此可以把部分使用numpy的部分用Python重写。但是性能提升不会很多。
 - 采用更好的评价函数等



Thank You



上海交通大学

SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY