

EE228 课程大作业 2048游戏项目报告

姓名:杨子腾 学号:517021910683

2020年6月21日





#### 项目总体情况



- ■10轮平均分数:588.8
- 方法简述:模型为CNN,训练方式在线训练
- 主要使用的代码框架: Python+Keras神经网络框架
- 模型大小(MB):19.1
- 亮点:尝试了多种不同的训练方法并对比,找到了一个较好的
- 代码链接:https://github.com/Youngzt998/2048-api

(github未上传不包含已经训练好的模型)



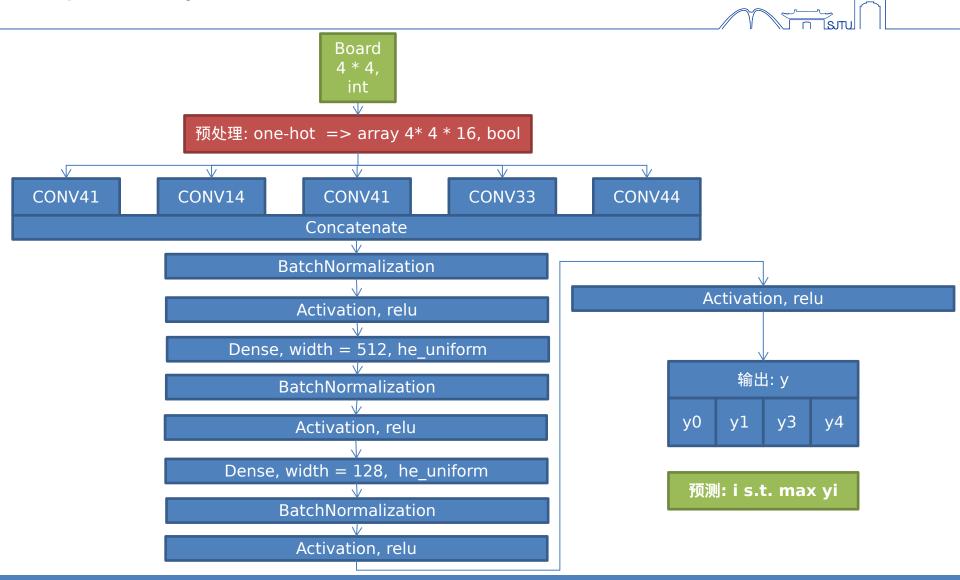
## 问题描述



- 给定2048游戏程序的接口,以及一个能够稳定得分2048的agent
- 训练自己新定义的agent , 力求达到较高分数
- 仅使用机器学习算法进行训练



#### 模型设计: 卷积神经网络模型





## 模型训练



- 设计了不同的小步训练策略,可以在训练时组合进行
- 尝试进行了不同种类的训练方式并比较各自结果
- 最终采用在线学习+模型分层的组合训练方式进行评分

```
def learn(self, itr_time=5, batch_size=128, goal=2048, dynamic_batch=False):...

def multi_level_learn(self, batch_size=128, goal=2048):...

def multi_level_multi_model_learn(self, itr_time, seq_=_0):...

def improve_from_dataset(self, goal = 2048, group = 100000, go_by_self = True):...

def learn_from_dataset_from_master(self, L, R, group = 100000):...
```

```
train.py
train_batch64.py
train_batch128.py
train_data_in_group.py
train_data_in_small_group.py
train_dynamic.py
train_improve_batch128.py
train_multi_level.py
train_multi_level_in_group_from_master.py
train_multi_level_multi_model.py
```



### 模型训练:不同训练方式的效果

硬件信息 CPU:Intel i3 GPU: GTX 940M

- 尝试进行了不同种类的训练方式并比较各自结果
- 最终采用**在线批量学习的组合训练方式**进行评分(但直接批量在线学习效果预计更好,相同训练规模下得分预计更高)

学习方式	简述	数据量设定 (截至6.21 23:30)	大致训练时间 (截至6.21 23:30)	效果 (1000局平均分 数)	效果 (最高分)
在线学习	模型自己作决策,每 128组训练一次	>=200,000(局游 戏)	>= 140h	>=300 (100,000局之后,增速 极其缓慢)	1024
小量数据在线学习 + 批量数据离线学习	在线学习在稳定到 256分以后每两千局 生成一组大数据学习	>= 200,000局游戏 + 2,000,000组批量 数据	>=160h	>=430 (平均分目前仍在缓慢 <mark>线</mark> 性提高[20分每15小时])	1024 仍在训练中
批量在线学习	根据被训练的模型游 戏,每一万局游戏生 成一组数据进行学习	>=40,000(局游戏)	>=50h ( 主要耗时在数据生 成 )	>= 500 (已进行三轮,平均分目 前仍在缓慢 <b>线性</b> 提高[增 加100分,耗时20小时])	1024 仍在训练中
在线学习(多个模型)	按照当前分数为分成 三个模型进行在线学 习	>=200,000(局游 戏)		<= 200	256
数据集学习(多个模型) 型)	按照当前分数分成三 个模型离线批量学习	>=2,000,000 组批 量数据		仍在运行中	仍在运行中



## 模型训练:在线学习中batch\_size的影响

- 在线训练时,尝试探索了不同大小的batch\_size对训练结果的影响
- 如果batch\_size过小,会影响训练效果;为1时几乎没有效果
- 一个数据一个数据地训练几乎没有效果

batch_size	数据量设定	效果 (1000局平均分数)	效果 (最高分)
1	>=200,000(局游戏)	< 100 (性能一直不超过随机 Agent)	64
32	>=200,000(局游戏)	>=250	1024
128	>=200,000(局游戏)	>= 350	1024
256	>=200,000(局游戏)	>= 300	1024



## 性能分析



最终采用在线学习+批量训练的组合训练方式进行评分

Agent成绩分布(1000局游戏测试,统计超过2<sup>i</sup>的分数, i = 3, ..., 10)

1024	512	256	128	64	32	16	8
154	747	976	990	998	1000	1000	1000

单步预测时长: 4.26 ms / 步

模型大小: 19.1 MB



#### 代码结构: LearningAgent

- 继承Agent类——LearningAgent
- 类成员除了父类规定的原有成员以外,还包括了:
  - 新模型生成函数
  - 模型, 在初始化时尝试从文件导入, 若失败则创建新模型
  - "教练"(即提供的稳定达到2048的Agent)
  - 进行不同训练策略的成员函数



#### 代码结构: 训练脚本



■ 定义了多种不同训练策略的训练脚本,通过更改LearningAgent的训练 函数以及参数来使用不同策略



#### 讨论:实验过程的经验教训

- Pyhon属于动态语言类型,一些接口的数据结构类型不显式声明,所以很容易造成参数传递出错,尤其是keras使用的**numpy的数据维度**
- 应当注意每训练一段时间就保存一次模型,以避免某些意外的错误浪费了训练时间
- 充分利用并行的功能可以加快不少训练速度,即使硬件本身不优越
- 前期每一局数据量小,后期每一局数据量大,需要实时调整以避免数据过大, 否则难以决定是中断程序改变数据规模还是继续训练

瓶颈期: 训练到稳定256分 后不再进步 多种策略并行训练、比较

突破期: 平均得分重新开始线性增长 \_\_\_\_(*为时已晚*...)

—————虽然是"机器"学习项目,但"人"的参与必不可少 (必须随时关注训练情况,而不能把它放在一边一训到底)



#### 讨论: 关于训练过程



- 在线学习的代价极高,且因为数据实时产生,GPU并行计算难以显著提高训练速度
- 在线学习时,因为数据产生缓慢,所以即使是普通的个人电脑,一个模型的训练并不会占所有计算资源,可以同时运行多个脚本进行"并行"训练,最后对不同的模型进行评估(前期没有意识到这一点,消耗了大量不必要的时间进行单进程训练…)
- 是否始终保持同一种训练策略是值得商榷的



# Thank You





## 附页(没有请删除)

