建议修改的代码:

我们建议学生们可以从以下四个方向进行代码的修改,用以测试不同的强化学习效果:

1. Reward

app/sgame_1v1/env/feature_process/config.json里定义了reward的权重,同学们可以通过修改各个reward的权重去训练出玩法风格截然不同的agent,比如提高击杀奖励,agent会变得更好战,提高金钱奖励agent会提高刷钱效率。同学们可以通过消融实验的方法,去测试每个reward对agent训练的影响。但是不同reward之间不是相互独立的,同时修改多个reward的效果不能简单的用单个reward的实验结果进行简单的线性叠加。如何能达到一个相对平衡的点并取得游戏的胜利,是同学们可以思考的方向。

我们并不推荐同学们去修改reward的生成逻辑和计算方法。

2. Hyperparameters

app/sgame_1v1/common/configs/config.py和conf/configue.ini里包含了很多参数的配置,同学们需要首先学习并了解每个参数的含义以及对训练/推演的影响,判断出哪些是可以去优化的,再利用实验去验证。

超参数的调整一直被认为是深度学习中的"玄学",同样的算法,同样的参数,针对不同的应用场景都可能会有较大的表现差异。

3. Graph

app/sgame_1v1/common/models/model.py 里有对Graph的定义,具体参考_build_infer_graph和_inference 函数,同学们可以在这里进行修改graph的操作;app/sgame_1v1/actor_learner/game_controller.py 里有对Graph的引用。

4. Model

app/sgame_1v1/common/models/model.py 里定义了model,包括loss的计算和inference函数。同学们如果想修改PPO算法,可以从这里入手,但我们只建议进行简单的微调,比如optimizer的调整,或添加小的trick。由于当前框架是针对PPO算法搭建的,所以同学们如果想要尝试PPO以外的算法难度会较大,比如目前不支持sample过程的调整,涉及到exploration上优化的算法或者value-based的算法都很难实施。

Algorithm负责强化学习算法,监控数据主要反映了几个重要的算法指标。

loss: 损失函数计算出的损失值,包含policy_loss, entropy_loss, 和value_loss, 随时间推移, loss应该呈下降趋势。

all_loss_value: 上述三个loss的加权求和

reward: 奖励值, 随时间推移, reward应该呈上升趋势。

policy_log_p_mean: 由以下公式计算得到

$\nabla_{\theta}logP(\tau|\theta)$

其中 θ 是policy函数的参数,au是Trajectory。这个指标可以类似policy的熵,如果是随机的policy,各个动作的概率分布是平均的,该值小;反之随着训练的推移,部分动作的概率会增大,概率分布不再平均,该值增大。

Battle

Battle负责的是对战,采用self-play的模式,监控数据主要反映了对战过程的评估指标。

win: 对局胜率

frame: 对局帧数

kda: 对局中的击杀-死亡-助攻比

hurt: 包含hurt_by_hero和hurt_to_hero两个数据,分别指受到敌方英雄的伤害和对敌方英雄造成的伤害

money: 游戏中的金钱