

# **Article**

# Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning

https://doi.org/10.1038/s41586-019-1724-z

Received: 30 August 2019

Accepted: 10 October 2019

Published online: 30 October 2019

Oriol Vinyals<sup>1,3\*</sup>, Igor Babuschkin<sup>1,3</sup>, Wojciech M. Czarnecki<sup>1,3</sup>, Michaël Mathieu<sup>1,3</sup>, Andrew Dudzik<sup>1,3</sup>, Junyoung Chung<sup>1,3</sup>, David H. Choi<sup>1,3</sup>, Richard Powell<sup>1,3</sup>, Timo Ewalds<sup>1,3</sup>, Petko Georgieu<sup>1,3</sup>, Junhyuk Oh<sup>1,3</sup>, Dan Horgan<sup>1,3</sup>, Manuel Kroiss<sup>1,3</sup>, Ivo Danihelka<sup>1,3</sup>, Aja Huang<sup>1,3</sup>, Laurent Sifre<sup>1,3</sup>, Trevor Cai<sup>1,3</sup>, John P. Agapiou<sup>1,3</sup>, Max Jaderberg<sup>1</sup>, Alexander S. Vezhnevets<sup>1</sup>, Rémi Leblond<sup>1</sup>, Tobias Pohlen<sup>1</sup>, Valentin Dalibard<sup>1</sup>, David Budden<sup>1</sup>, Yury Sulsky<sup>1</sup>, James Molloy<sup>1</sup>, Tom L. Paine<sup>1</sup>, Caglar Gulcehre<sup>1</sup>, Ziyu Wang<sup>1</sup>, Tobias Pfaff<sup>1</sup>, Yuhuai Wu<sup>1</sup>, Roman Ring<sup>1</sup>, Dani Yogatama<sup>1</sup>, Dario Wünsch<sup>2</sup>, Katrina McKinney<sup>1</sup>, Oliver Smith<sup>1</sup>, Tom Schaul<sup>1</sup>, Timothy Lillicrap<sup>1</sup>, Koray Kavukcuoglu<sup>1</sup>, Demis Hassabis<sup>1</sup>, Chris Apps<sup>1,3</sup> & David Silver<sup>1,3\*</sup>

# 【强化学习 99】AlphaStar



张楚珩 🗸

清华大学 交叉信息院博士在读

94 人赞同了该文章

给大家带来最新出炉的重磅 paper,在星际争霸 II 上打败人类选手的 AlphaStar。这篇工作在 10 月 30 日作为封面文章发表在 Nature 上。

#### 原文传送门

Vinyals, Oriol, et al. "Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning." Nature (2019): 1-5.

#### 特色

之前也有玩星际的 AI,但是它们都简化了游戏或者使用了一些人工设计的子系统。这里提出了一个端到端的训练方法,最后训练出来的 AlphaStar 打败了职业星际玩家,超过了 99.8% 的人类玩家。在训练方法上,使用人类数据和智能体对弈数据,使用了多智能体强化学习方法;特别地,设计了若干策略池(league)来连续地学习策略和反制策略。

从下面的封面也可以看出,该工作代表了目前人工智能领域的最高水平。

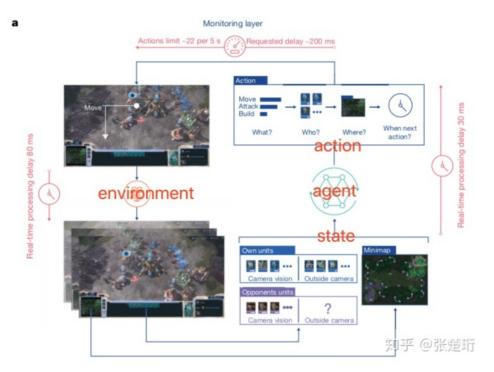


# 过程

#### 一、面临困难

- 如果采用自博弈(自己和自己玩)的方法来学习策略的话,随着学习的进行,可能会出现循环。例如,学习到的B策略打败了之前的A策略,接下来学习到的C策略打败了B策略,最后又重新学习到了A策略发现它能打败C策略。
- 如果纯使用自博弈来学习,学习到的策略可能不能有效对抗人类策略。
- StarCraft 本身的困难:
  - 动作空间组合数目较多,每一个动作都需要先选择一个对象(比如农民),选择动作的类型,然后可能还需要从地图中选择作用的位置(比如走到某个位置),最后还需要选择什么时候进行下一个动作。
  - 一局游戏需要几万步决策,但是最后只有一个稀疏的奖励;
  - 不完全信息;
  - 对于操作速度(action per minute,APM)有限制,并且也受到网络延迟和计算延时的影响。

#### 二、MDP 建模



## 三、神经网络架构

策略网络  $\pi_{\theta}(\mathbf{a}_t|\mathbf{e}_t,\mathbf{z})$  ,其中状态包括历史上所有的 observation 和 action,即  $\mathbf{e}_t = (\mathbf{e}_{1:t},\mathbf{a}_{1:t-1})$  。

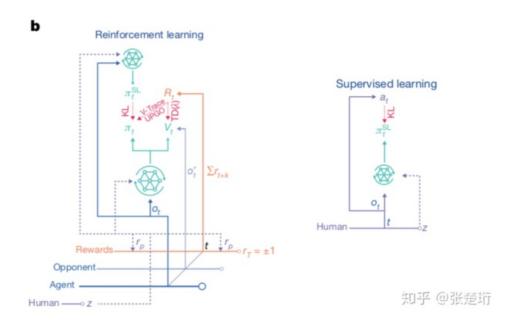
- Observation 输入之后经过 self-attention 处理。
- 组合图像和非图像的信息,使用 scatter connection。
- 处理 POMDP,使用 LSTM。
- 组里结构化的组合行动空间,使用 auto-regressive policy 和 recurrent pointer network。

### 四、训练过程

第一步,使用人类的数据来做有监督学习,学习目标就是给定一个状态,预测下一步的动作。

第二步,使用 RL 来最大化胜率,对手的选择比较关键,下面将会重点讲这一部分。其他使用的一 揽子技术如下:

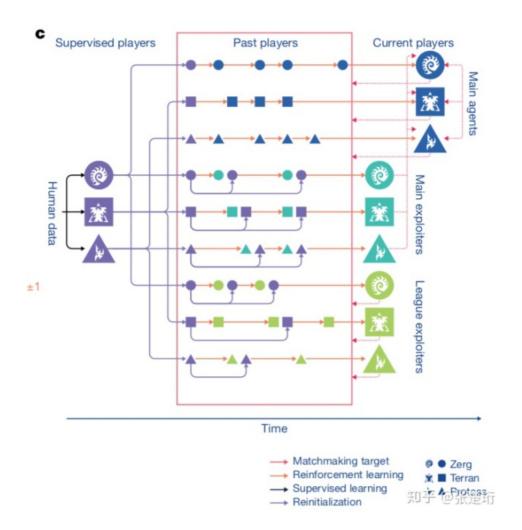
- RL 算法使用 A3C, 并且使用经验池, 用 V-trace 技术来处理 off-policy 数据;
- 针对奖励稀疏的问题,使用 TD(lambda) 结合学习的一个 critic 来减小 variance;
- 使用模仿学习 UPGO,尽量选择能够达到收益较高轨迹的行动。



最关键的技术在于这里同时训练了三个策略集合: main agents、main exploiters、league exploiters。

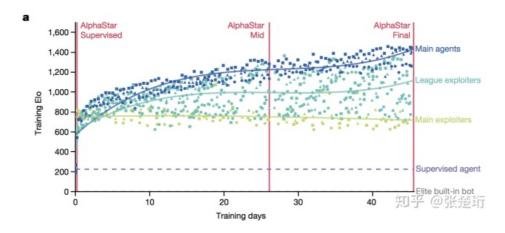
- Main agents 使用 prioritized fictitious self-play (PFSP) 技术。其中的 fictitious 含义是不仅仅像 AlphaGo 里面那样找较近的得到的 agent 去和它对弈,而是希望找到一个能够对抗历史上智能体某个分布的策略,在两个玩家的零和游戏中该分布最后会趋向纳什均衡。其中 prioritized 的含义是以更高的概率去对抗那些历史上对其胜率低的智能体。Main agents 的对手从所有的三个策略集合中选择(包含历史上的策略)。
- Main exploiters 的对手只是当前的 main agents,主要目的是找到当前策略集合的弱点。
- League exploiters 也使用 PFSP 方法,对手为 main agents 的历史,目标是发现系统性弱点。
- Main exploiters 和 league exploiters 都会隔一段时间重置为有监督学习得到的智能体,避免三个策略集合相对于人类的策略『走偏了』以增加对抗人类策略的稳定性。
- 每个种族使用一个 main agents 集合、一个 main exploiters 集合和两个 league exploiters 集合。

该方法概括为下图。

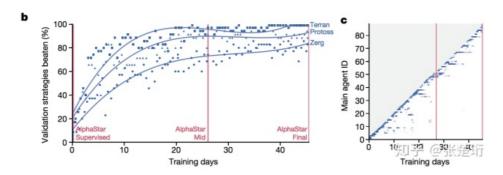


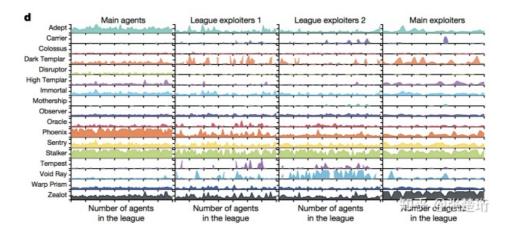
实验在 32 块 TPU 上跑了 44 天。文章测试了三个版本:有监督学习之后的版本、学习了一半的版本 AlphaStar Mid(学习了 27 天)、学习完成之后的版本 AlphaStar Final(学习了 44 天)。测试方式为匿名地在 Battle.net 上随机玩,AlphaStar Mid 每个种族各玩 10 局(一共 30 局),AlphaStar Final 每个种族玩 20 局(一共 60 局)。最后得分超过了 99.8% 的人类玩家。

随着学习的进行,智能体的 Elo score 变化如图所示。该分数是通过和策略集合历史上的策略做循环赛得到的分数。反映了训练使得策略在慢慢变好。



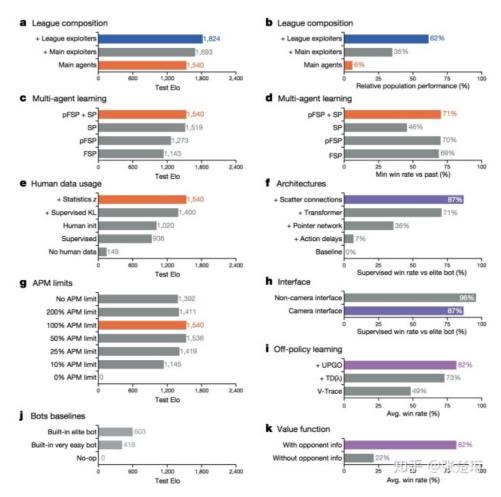
文章还弄了一个遵循特殊策略的 held-out 策略集合,main agents 和该集合中策略比赛的结果如图 b 所示。这反映了策略学习的绝对效果。图 c 反映了不同 agent 对应的不同纳什均衡分布,这个图 有点不好理解: 比如 ID=40 的 agent 在大概第 25 天被造出来之后,在大概之后的五天里面都还会 经常能够战胜后面新学到的策略,但是大概在 30 天之后,新产生的所有策略都完全战胜 ID=40 的 策略。这说明了整个策略集合的学习过程中,新的策略能够完全战胜以前的所有策略,而没有出现前面提到的训练过程中的循环(不稳定)的情况。





#### 六、各个元素的作用

文章还做了 ablation study 来定量分析各中不同设计的作用,如下图所示。



可以看到 League 的作用还是比较明显的(图 b),相比于 self-play(SP),fictitious 的作用还是很明显的(图 d),另外,神经网络结构的用处也是比较明显的(图 f)

神经网络的输入中有一个 z, 文章中称它是从人类玩家数据中得到的一个统计量, 有监督学习和强化学习中都会 condition on z。它究竟是什么?

z是从不同人类玩家中抽取出来的信息,包括建造顺序等信息,比如单位、建筑、升级的顺序等。在强化学习和有监督学习的时候都会 condition on z,但是 10% 的有监督学习中会把它设置为 0。

为了保证学习到的策略不要太走偏,全程都在最小化和有监督版本智能体的 KL;同时,condition on z,也希望实际建造顺序和 z 对应建造顺序的 Hamming distance 相差不要太大,具体的做法是把它做成 pseudo-reward。

TD(lambda) 和 V-trace 本专栏之前都讲过了。这里说一下 upgoing policy update(UPGO)。在该方法中,策略梯度变成如下形式。

$$\rho_t(G_t^{\mathsf{U}} - V_{\theta}(s_t, z)) \nabla_{\!\!\theta} \log \pi_{\theta}(a_t \,|\, s_t, z)$$

where

$$G_t^{\mathsf{U}} = \begin{cases} r_t + G_{t+1}^{\mathsf{U}} & \text{if } Q(s_{t+1}, a_{t+1}, z) \geq V_{\theta}(s_{t+1}, z) \\ r_t + V_{\theta}(s_{t+1}, z) & \text{otherwise} \end{cases}$$

考虑一个奖励稀疏的情形,比如获胜之后只在最后一步有一个 +1 的奖励。遵循 UPGO,如果有一个好于平均的轨迹,那么最后的这个奖励将会容易一直传播到每一步上,而不会被轻易衰减掉。这 实际上和 self-immitation 的想法比较类似。

编辑于 2019-11-20

