

AI解密——体育中的数据科学与人工智能

Lecture 05

体育相关AI技术

虞思逸

Pr

连接主义的演变：从神经网络到深度学习



截止到目前，我们了解到

1. 眼睛只完成图像的摄入功能，识别的关键在于人脑。
而人脑对图像的识别是层层抽象的。
2. 人工神经元及神经网络模拟了大脑的神经元及其连接。
3. 计算机看到的图片是一个个代表明暗的数字。彩色图片是由 RGB 三色组成的。
4. 神经网络需要训练来得到最佳的模型参数。

我们又新学到了

1. 卷积神经网络主要的设计思想是更好的利用图片的性质。
 - 图片中的模式比图片小的多
 - 图片中的模式出现在图像的不同区域
 - 缩放不影响图片中的物体
2. 卷积层就是在图片中扫描特征。
3. 最大池化层就是在缩放图片，减小参数。
4. 多次的卷积和池化后，再经过 flatten 连接一个全连接层

AI方向

- 麦卡锡·明斯基的建议书：

- ①自动计算机（可编程）

- ②编程语言

- ③神经网络

- ④计算规模的理论（计算复杂性）

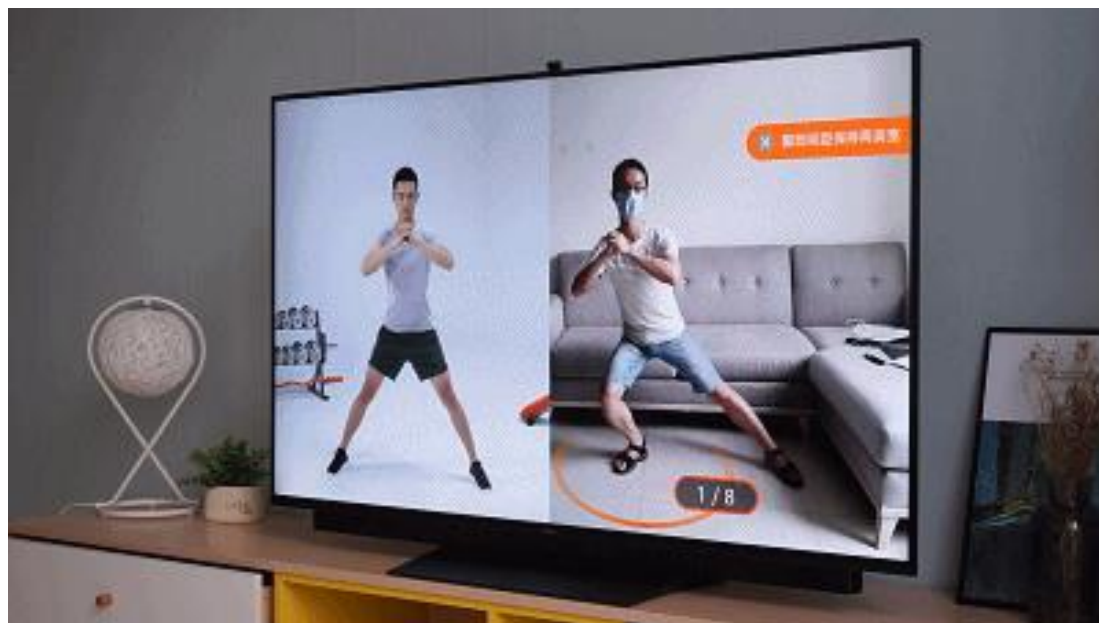
- ⑤自我改进（机器学习）

- ⑥抽象

- ⑦随机性和创见性

体育教学

- 人工智能辅助体育教学项目
 - AIPE (Artificial Intelligence Physical Education)
 - 初步研发的人工智能体育教学线上评价系统

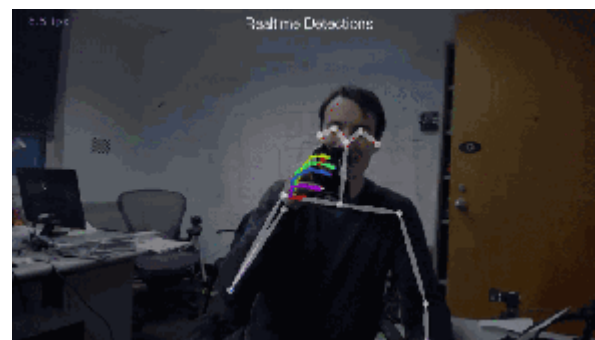
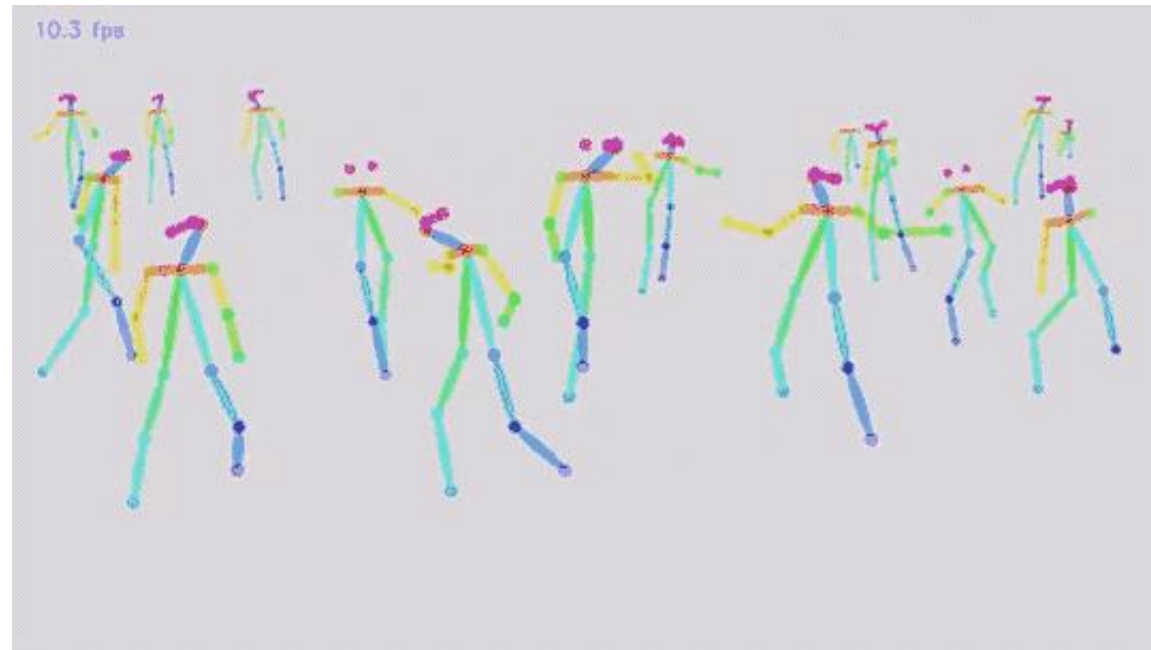


一些相关算法

- 2D姿态估计
- 3D姿态估计
- 虚拟形象
- image animation

2D姿态估算

- OpenPose
 - 可实时检测130个人体关键点



3D姿态估算

- video-to-pose3D

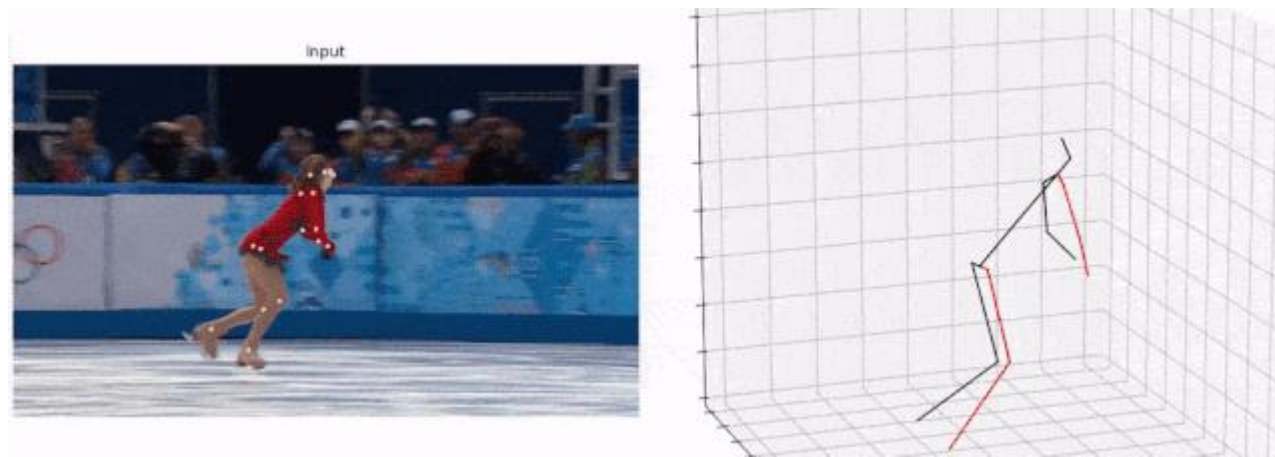
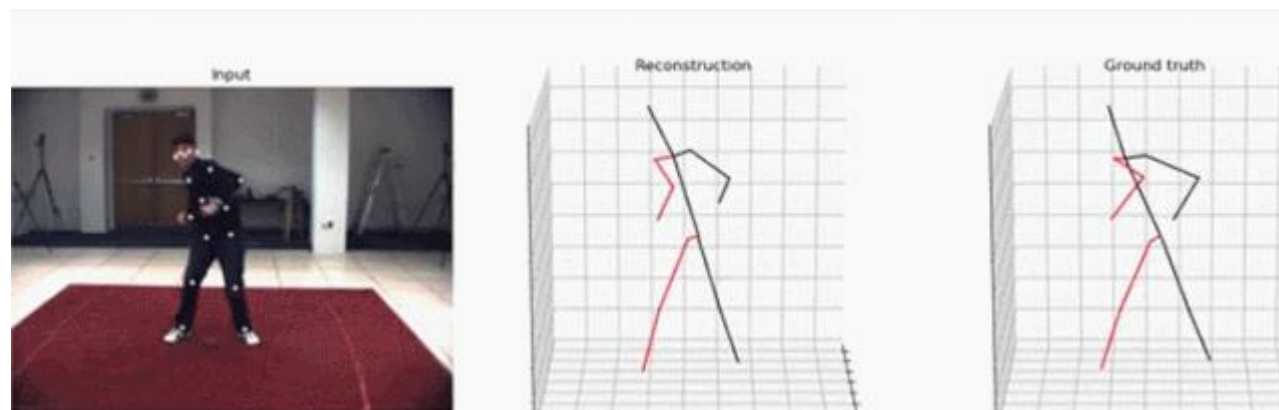
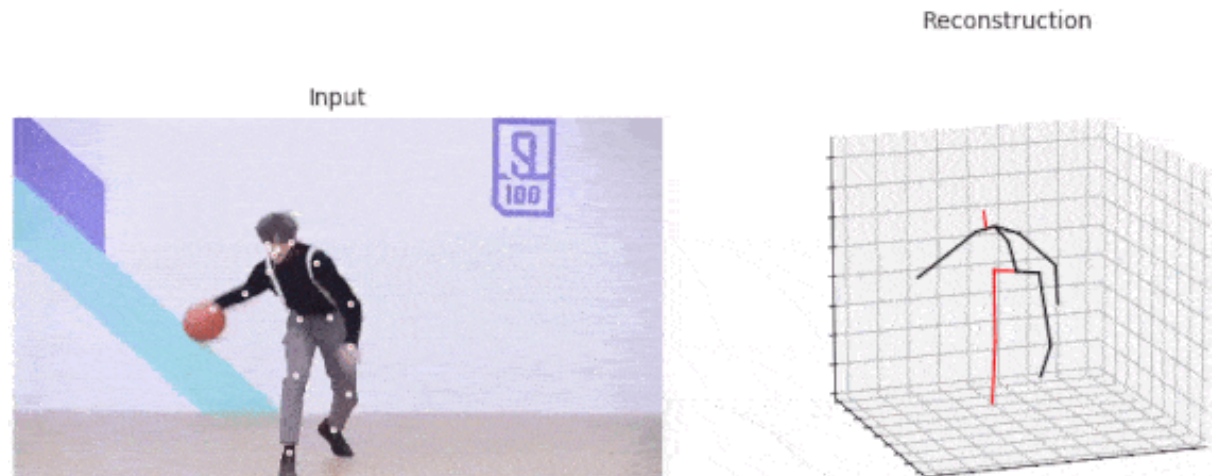
为没有标签的视频
预测 2D 关键点



预测 3D 姿态



将其反向投影到
输入的 2D 关键点上

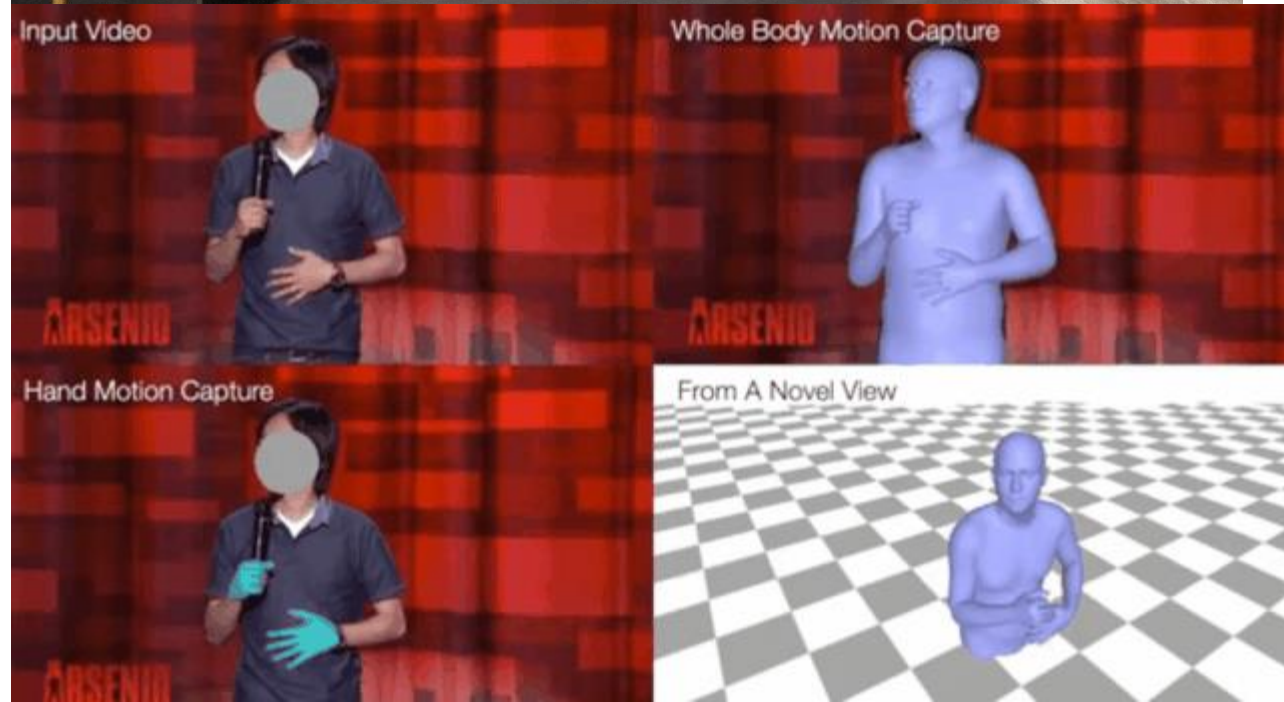


虚拟形象

- FrankMocap
 - SMPL-X 人体模型
 - 人体的整体旋转
 - 人体姿态相关的变形参数
 - 人体和人手形状相关的参数

$$\mathbf{V}_w = W(\phi_w, \theta_w, \beta_w)$$

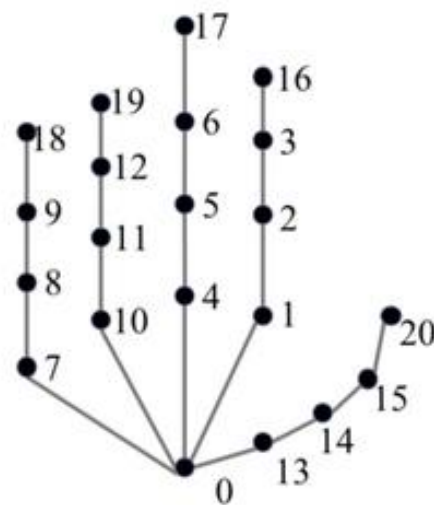
$$\theta_w = \{\theta_w^b, \theta_w^{lh}, \theta_w^{rh}\}$$



- 姿态参数由**轴角**表达
——某关节点相对于其父节点的相对旋转。
- 最终得到的 SMPL-X 人体模型包含 10,745 个顶点

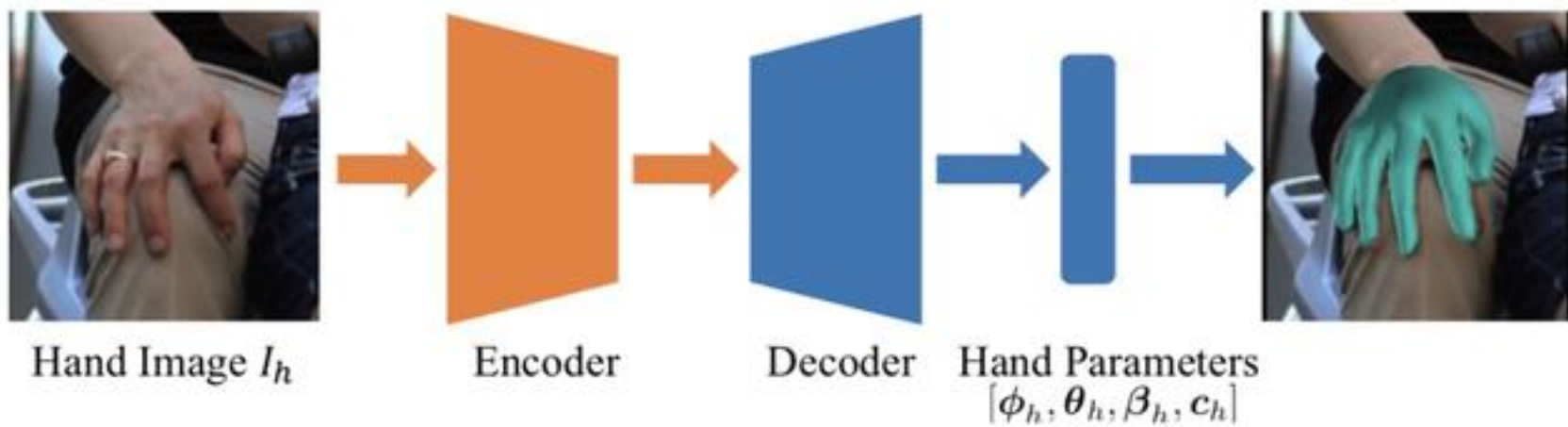


(a) SMPL-X's Hand



(b) Hand Skeleton Hierarchy

网络架构

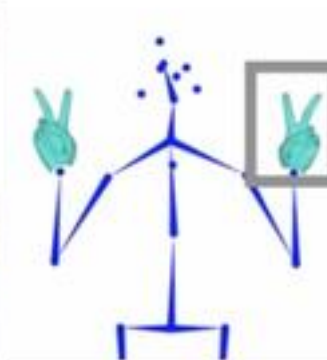


损失函数

$$L = \lambda_1 L_{\theta} + \lambda_2 L_{3D} + \lambda_3 L_{2D} + \lambda_4 L_{reg}$$

- 3D人体参数时的关节点轴角损失: $L_{\theta} = \|\boldsymbol{\theta}_h - \hat{\boldsymbol{\theta}}_h\|_2^2$
- 3D关节点标注数据时添加的关节点损失: $L_{3D} = \|\mathbf{J}_h^{3D} - \hat{\mathbf{J}}_h^{3D}\|_2^2$
- 2D关节点损失: $L_{2D} = \|\mathbf{J}_h^{2D} - \hat{\mathbf{J}}_h^{2D}\|_2^2$
- 手部形状参数的正则项, 用于惩罚不自然的手部形状: $L_{reg} = \|\boldsymbol{\beta}\|_2^2$

优化拟合方式



Input Image and
2D Keypoints

Output from
Body Module

Output from
Hand Module

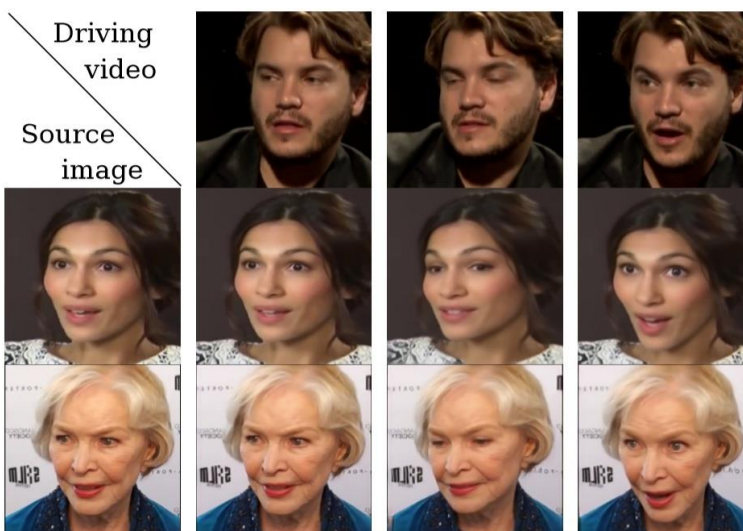
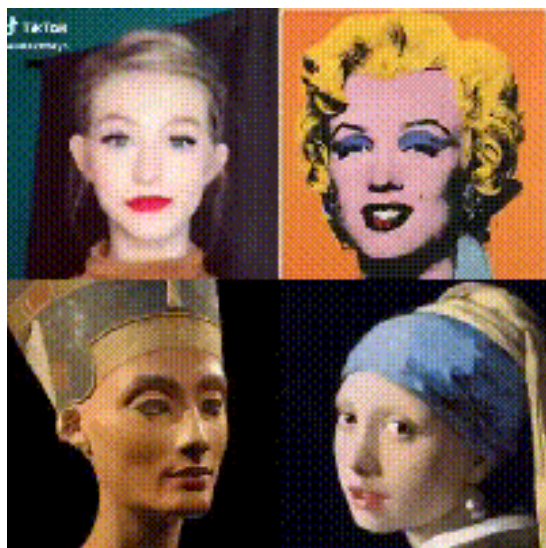
Integration by
Copy-and-Paste

Integration by
Our Optimization

一阶运动模型

First Order Motion Model for Image Animation

- motion estimation module
 - 通过自监督学习将目标物体的外观和运动信息进行分离，进行特征表示
- image generation module
 - 对目标运动期间出现的遮挡进行建模，然后从给定的图片中提取外观信息，结合先前获得的特征表示，生成图片



体育比赛

- 观赛体验系统与技术
 - VR观赛试听语言研究数据采集
 - VR视频拍摄
 - 自由视角视频拍摄

- 数字孪生
 - 采用三维扫描技术获取场馆的精准三维重建
 - 为VR相机拍摄做位置规划
 - 为自由视点转播做孪生推演
- 自由视点VR
 - 通过相机阵列获取赛事多视角资源
 - 通过视频内容深度重建和合成生成VR内容
 - 实现可交互自由视点观看
- 头显360VR
 - 在多个固定点直接拍摄360VR视频
 - 用户穿戴VR偷窥直接通过身体和头部转动进行多视角观看

AI 摄像自动追踪

- 苏格兰足球冠军联赛



线上转播的平台采收费制度，但因为AI误判的关系，导致观众大部分的时间都在花钱看一颗光头，

网友评论：人工智障



Tencent
AI Lab

绝悟

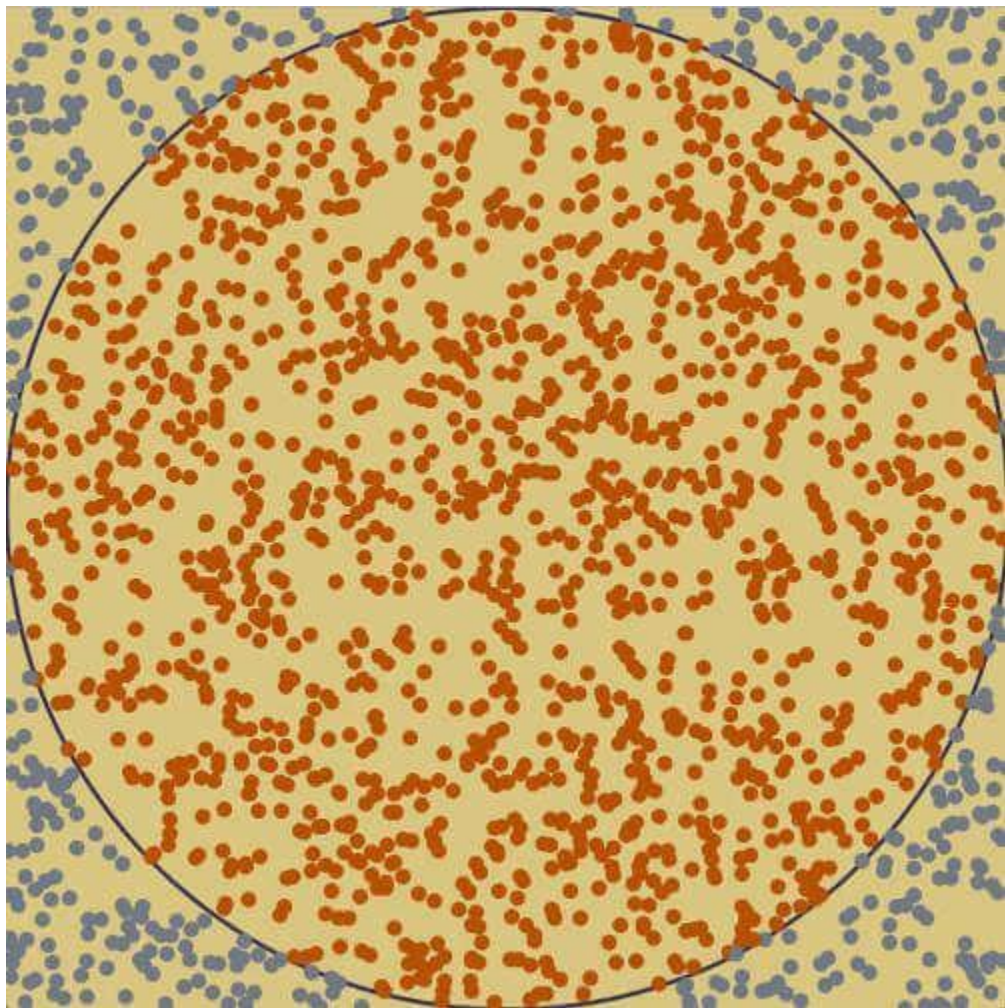
腾讯AI Lab × 王者荣耀合作探索 策略协作型AI

聚焦“AI+电竞”应用，迈向“通用人工智能”终极道路！

计算机下棋

- 香农 (Shannon)
 - 熵 (entropy)
 - 图灵来自火星，香农来自金星 —— 史密斯
- 将棋盘定义为二维数组
- 每个棋子有一个子程序计算所有可能的走法 —— 评估函数
- 下棋过程有三个阶段：开局、中局和残局
- Max-min 博弈树
- 指数增长， α - β 剪枝

蒙特卡洛法



- AlphaGo 强化学习
 - 机器的自我对弈

游戏

- 腾讯AI工作室
 - 觉悟AI
 - <https://arxiv.org/pdf/1812.07887v1.pdf>



(a)



(b)

背景

- 计算复杂度:

- Steps:
 - 王者荣耀的正常游戏时间大约是20分钟，一局中大约有20,000帧。
- Action space: 每一帧，玩家有几十个选项来做决定
 - 24个方向的移动按钮
 - 技能按钮（释放位置/方向）
- State Space
 - 130000x130000像素地图

- 多玩家

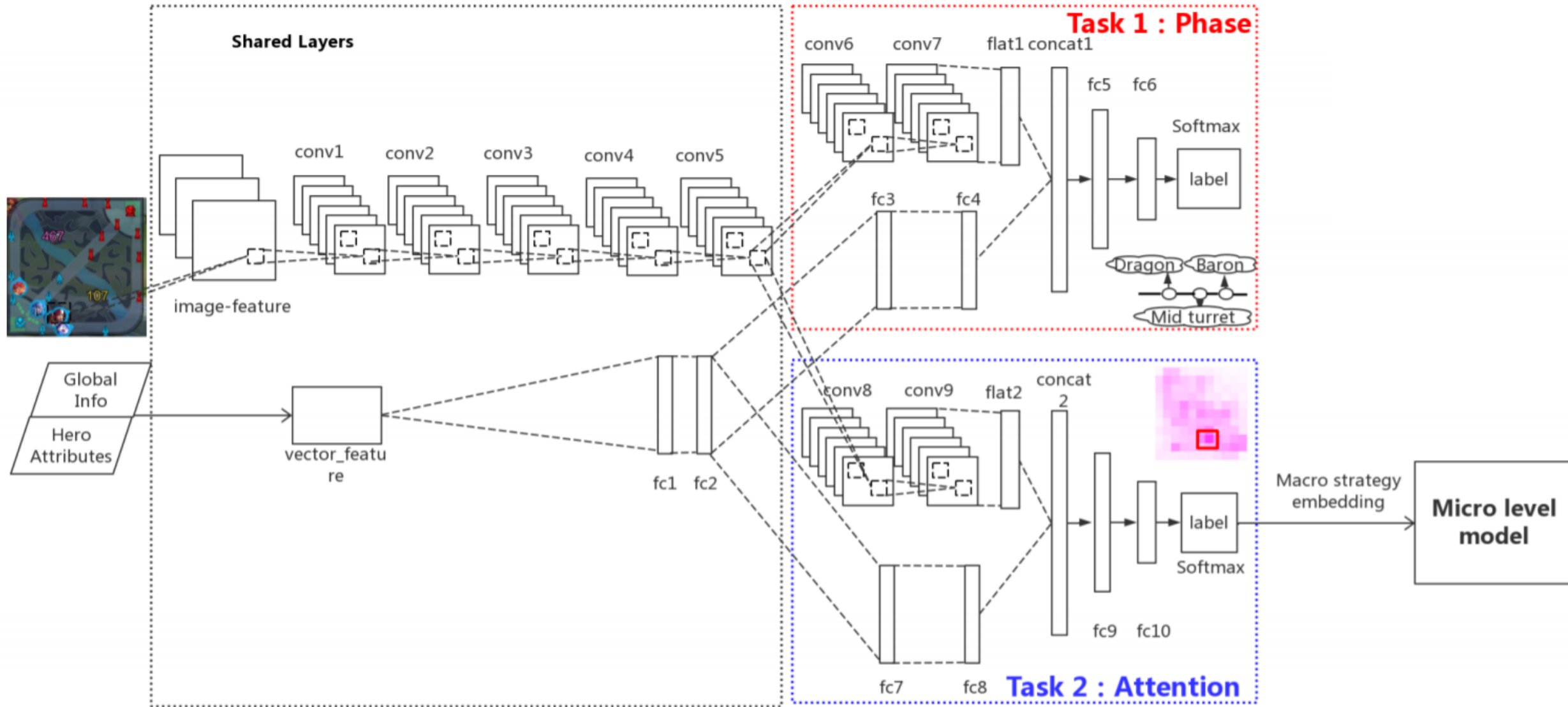
- hit points, levels, gold

- 信息缺失（迷雾模式）

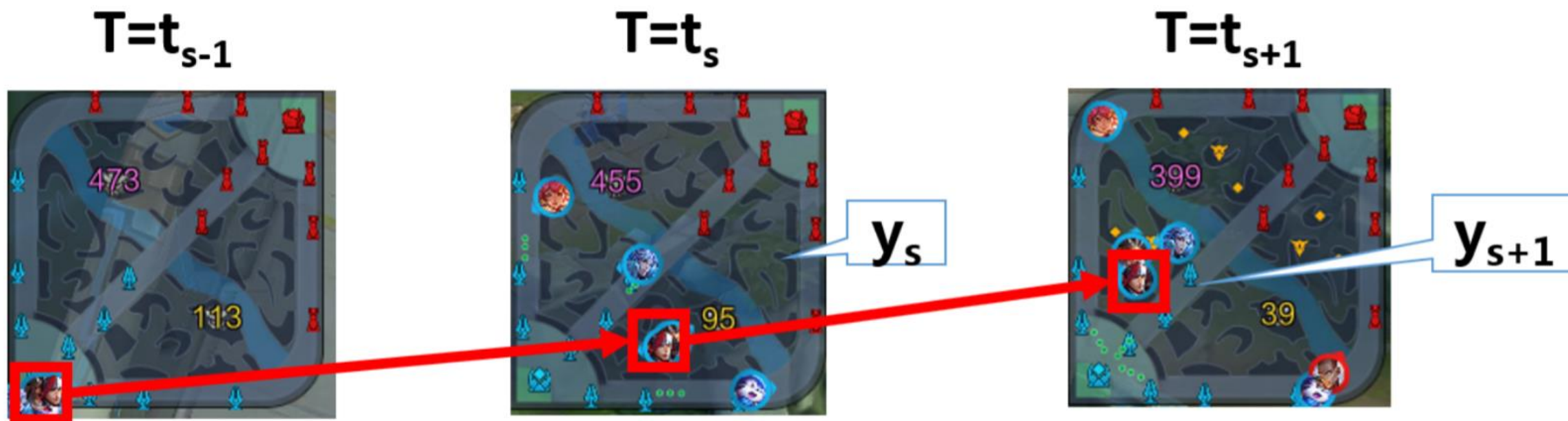
Table 1: Computational complexity comparison between GO and MOBA.

	GO	MOBA
Action Space	$250^{150} \approx 10^{360}$ (250 pos available, 150 decisions per game in average)	10^{1500} (10 options, 1500 actions per game)
State Space	$3^{360} \approx 10^{170}$ (361 pos, 3 states each)	10^{20000} (10 heroes, 2000+pos * 10+states)

Hierarchical Macro Strategy model (HMS)



- Attention layer:
 - Similar to how players make decisions according to the game map, attention layer predicts the best region for agents to move to.
 - (观测: where attack takes place)



- Phase layer:

- Phase layer aims to **recognize the current phase**. Extracting game phases ground-truth is difficult because phase definition used by human players is abstract.
- Ys in phase layer indicates attack behavior on turrets, baron, dragon, and base instead of in regions.



(b)

- Imitated Cross-agents Communication

- 跨智能体通信机制。
- **训练阶段考虑队友的**注意力标签作为训练的特征
- **在测试阶段**将盟友的注意力预测作为特征，做出相应决策

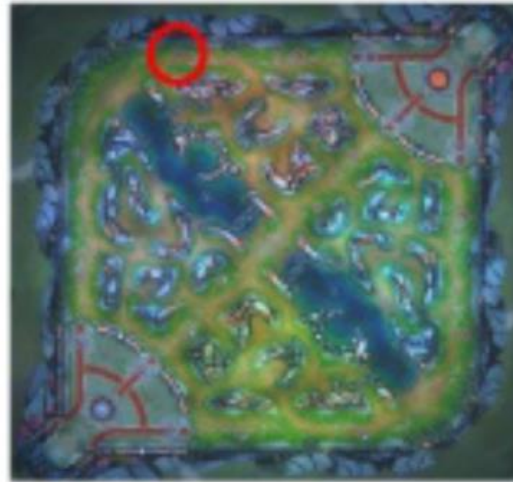
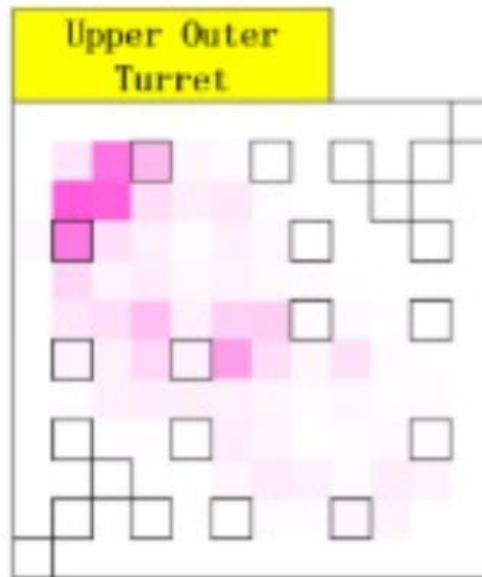
训练模型之数据准备

- 30万场职业联赛比赛和训练记录， 25W用于训练
- 同时考虑了视觉和属性特性。
- 在视觉方面， 提取了85个特征
 - 所有单位的位置和生命值， 然后将视觉特征模糊成12*12分辨率。
- 在属性方面， 提取了181个特征
 - 英雄角色， 游戏时间， 英雄ID， 英雄的金币和等级状态， 以及Kill-Death-Assistance statistics。

训练模型之模型设置

- 图形输入：五个卷积层：每个层有512个通道，padding = 1, 加上RELU激活函数。Attention和Phase层的卷积层配置是一样的。
- 矢量输入：全连接层：都是512个节点
- 优化器：ADAM
- learning rate: 10e-6
- Batch Size: 128
- loss weights: 1
- 框架：caffe
- GPU*8
- 训练用时12 hoursOutput

- attention layer corresponds to 144 regions of the map, resolution
- phase task corresponds to 14 major resources circled



模型结果



Figure 5: One of the opening strategies learned for different hero roles. The hottest regions are highlighted with red circle.



Table 2: Match statistics. 250 games were played against Human Teams, while 40 games were played against Without Macro Strategy, Without Communication, and Without Phase Layer, respectively.

Opponents	AI Without Macro Strategy	Human Teams	AI Without Communication	AI Without Phase Layer
Winning rate	75% - 25%	48.3% - 51.7%	62.5% - 37.5%	65% - 35%
Kill	26.0 - 21.1	22.6 - 26.3	19.9 - 19.4	25.6 - 22.8
Game Length	16.1 min	16.1 min	18.2 min	18.2 min
Gold/Min	2399 - 2287	2603 - 2616	2633 - 2554	2500 - 2333
Engagement Rate	49% - 42%	48% - 48%	49% - 47%	50% - 49%
Turrets	6.1 - 3.2	6.1 - 6.2	6.21 - 5.26	6.73 - 5.42
Dragons	1.22 - 0.2	0.55 - 0.55	0.65 - 0.49	1 - 0.41
Barons	0.62 - 0.31	0.64 - 0.61	0.45 - 0.41	0.71 - 0.2
Dark Barons	0.41 - 0.22	0.36 - 0.38	0.35 - 0.32	0.49 - 0.04

- 第一个基于监督学习的并且**显式建模MOBA游戏中宏观策略**的模型

现在的绝悟

- 王者AI训练30小时达到王者段位
- 训练70小时达到职业玩家的水平
- 在此前举行的7276万局挑战中，最高难度人类玩家的胜率仅为3.8%?

王者荣耀执行制作人黄蓝枭：王者荣耀AI技术将有望用于社会治理和产业升级



川观新闻SCOL

发布时间: 04-08 17:23 | 川观新闻SCOL官方账号, 优质创作者



作者最新文章

华蓥：志愿者走进山区为孩子送去安全知识

达州观察 | 推开达商大会这扇窗户，我们看到了什么？

数据多跑路、群众少跑路 达州补贴“一卡通”架起惠民“连心桥”

相关文章

携手《王者荣耀》，MediaTek持

课程小结

- 结合你们的**专业**，**总结**或是**展望**“数据科学”“人工智能”方向的可能应用并撰写报告。要求：
 - ①于第8周上课时提交打印版本。
 - ②800-1000字。
 - ③可以进行已有应用的总结，也可以进行大胆的设想并设计初步的数据分析或是人工智能算法方案。

