

自动驾驶

主讲老师：高彦杰



内容概要

- 1) 自动驾驶介绍与应用领域
- 2) 自动驾驶主流技术与前沿
- 3) 深度增强学习DQN原理
- 4) 项目整体架构与模块
- 5) 自动驾驶车辆检测原理
- 6) End to End深度学习自动驾驶原理
- 7) 开发与评测

自动驾驶介绍与应用领域

自动驾驶介绍

✓ 应用场景

✓ 支撑算法

✓ Rule based

✓ End to End Deep learning

✓ 底层技术平台

✓ 软件层

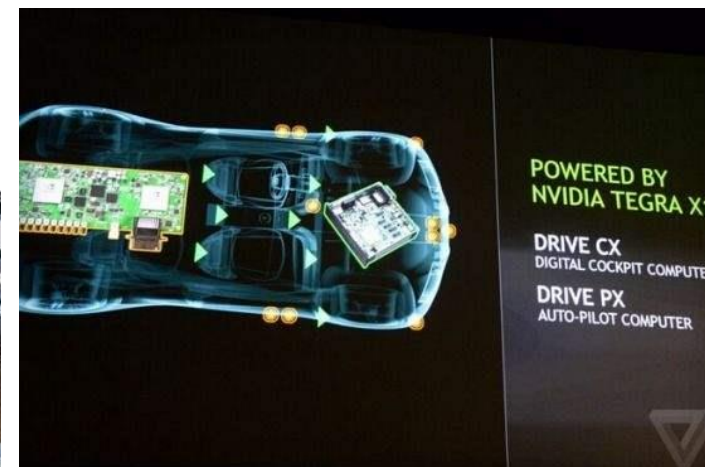
✓ 硬件层



自动驾驶分级

自动驾驶分级		称呼（SAE）	SAE定义	主体			
NHTSA	SAE			驾驶操作	周边监控	支援	系统作用域
0	0	无自动化	由人类驾驶者全权操作汽车，在行驶过程中可以得到警告和保护系统的辅助。	人类驾驶者	人类驾驶者	人类驾驶者	无
1	1	驾驶支援	通过驾驶环境对方向盘和加减速中的一项操作提供驾驶支援，其他的驾驶动作都由人类驾驶员进行操作。	人类驾驶者系统			部分
2	2	部分自动化	通过驾驶环境对方向盘和加减速中的多项操作提供驾驶支援，其他的驾驶动作都由人类驾驶员进行操作。	系统			
3	3	有条件自动化	由无人驾驶系统完成所有的驾驶操作。根据系统请求，人类驾驶者提供适当的应答。		系统		
4	4	高度自动化	由无人驾驶系统完成所有的驾驶操作。根据系统请求，人类驾驶者不一定需要对所有的系统请求作出应答，限定道路和环境条件等。			系统	
	5	完全自动化	由无人驾驶系统完成所有的驾驶操作。人类驾驶者在可能的情况下接管。在所有的道路和环境条件下驾驶。	系统			全域

业界进展



自动驾驶主流技术与前沿

Rule based

- ✓ 系统复杂性
 - ✓ 人工设计大量模块
- ✓ 高精地图成本
 - ✓ 广铺
 - ✓ 更新
- ✓ 车载硬件计算能力
 - ✓ 各个子模块自己的网络
- ✓ 难度大，需要协作生态



End to End

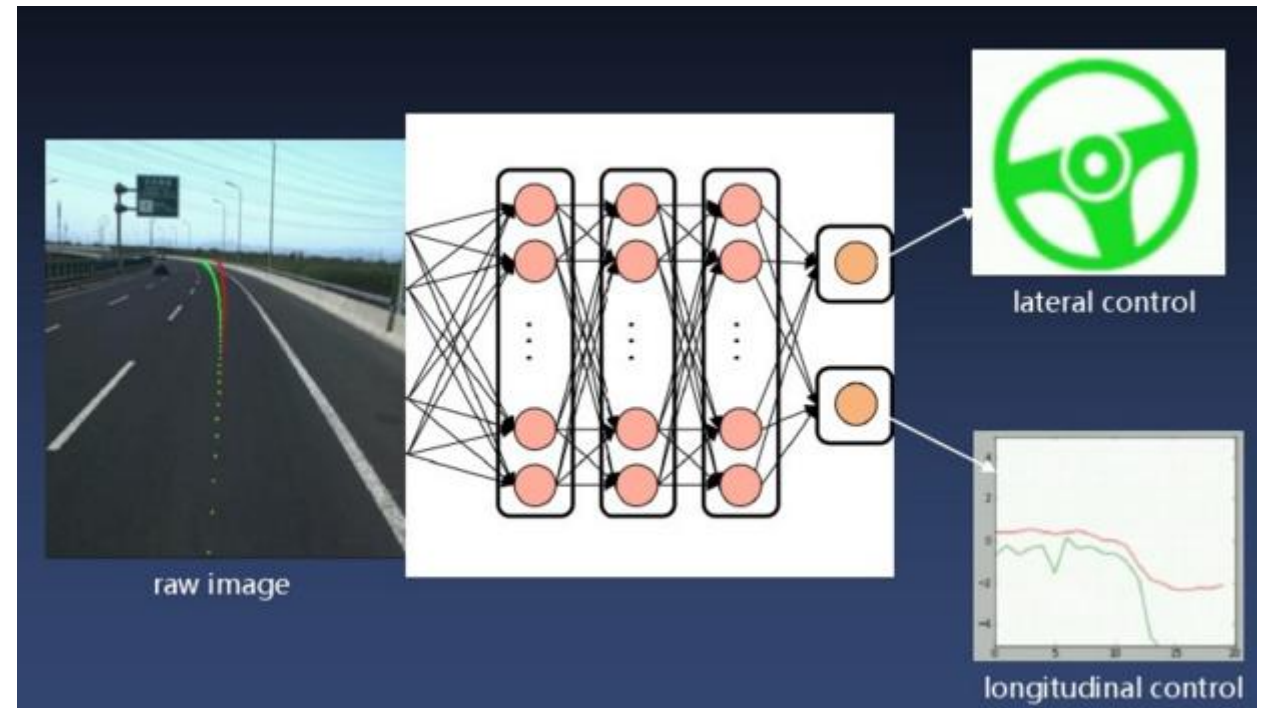
✓ 1988 ALVINN

✓ 2005 DAVE

✓ 2015 DEEP Driving

✓ 2016 DAVE2 NVIDIA

✓ ...



两种流派对比

		Rule based	End-to-end
功能	Reactive control (边打电话)	√	√
	Proactive planning (思考判断)	√	× (research 阶段)
系统工程复杂度		极高	极低
算法要求		高	高
可解释性		高	低
广铺成本		高 (HD Map)	低
传感器成本		极高	低
车载计算能力		极高	低
核心问题		研发、广铺 成本极高	没有足够优质的 数据

深度增强学习DQN原理

增强学习

通过和环境交互学习到如何在相应的观测中采取最优行为

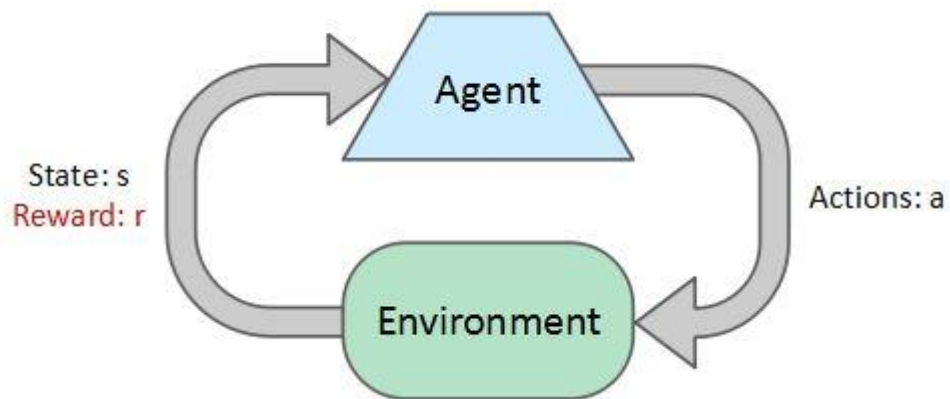
行为的好坏可以通过环境给的奖励来确定

观测：

- ✓ 摄像头和激光雷达采集到的周围环境的图像和点云
- ✓ 传感器的输出，行驶速度、GPS定位、行驶方向

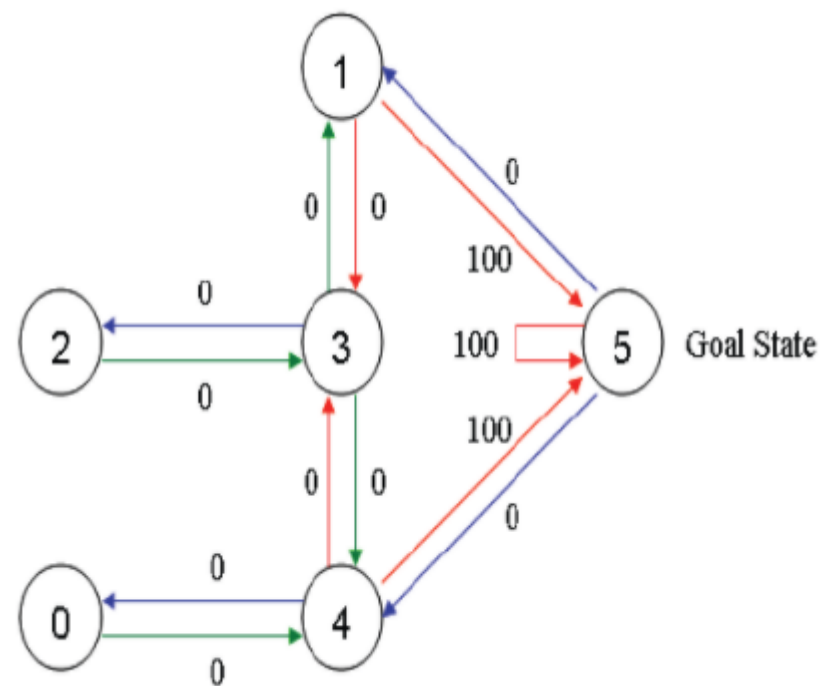
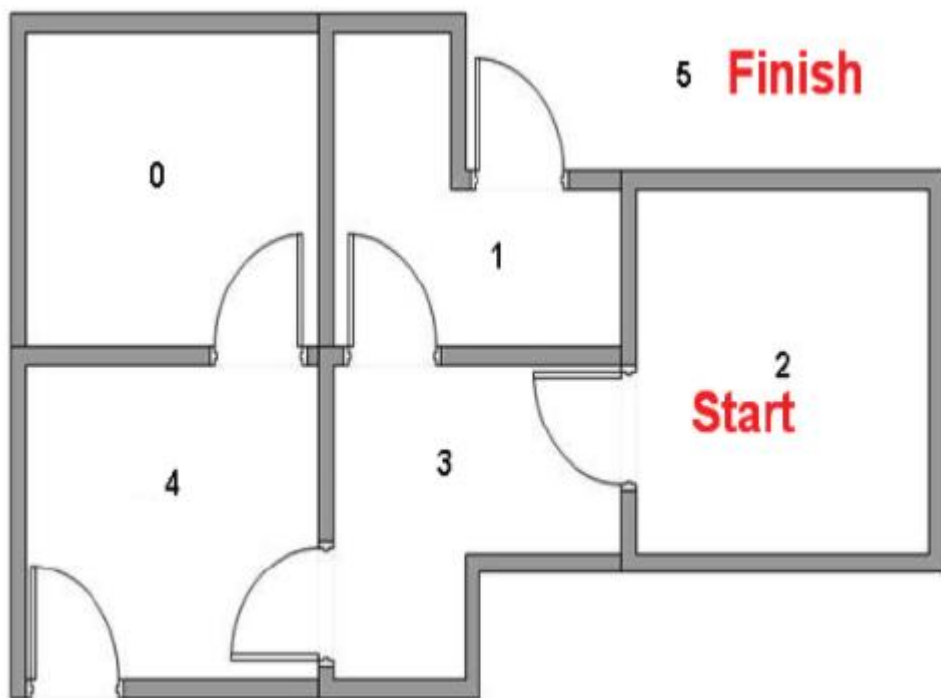
奖励：

- ✓ 根据任务的不同，可以通过到达终点的速度、舒适度和安全性等指标确定



Q-learn

Q learn算法



Q learn算法

$$Q(s, a) = R(s, a) + \gamma \cdot \max_{\tilde{a}} \{Q(\tilde{s}, \tilde{a})\}, \quad (1.1)$$

算法 1.1 (*Q-learning* 算法)

Step 1 给定参数 γ 和 *reward* 矩阵 R .

Step 2 令 $Q := 0$.

Step 3 *For each episode:*

3.1 随机选择一个初始的状态 s .

3.2 若未达到目标状态, 则执行以下几步

- (1) 在当前状态 s 的所有可能行为中选取一个行为 a .
- (2) 利用选定的行为 a , 得到下一个状态 \tilde{s} .
- (3) 按照 (1.1) 计算 $Q(s, a)$.
- (4) 令 $s := \tilde{s}$.

State	Action					
	0	1	2	3	4	5
0	-1	-1	-1	-1	0	-1
1	-1	-1	-1	0	-1	100
2	-1	-1	-1	0	-1	-1
3	-1	0	0	-1	0	-1
4	0	-1	-1	0	-1	100
5	-1	0	-1	-1	0	100

图 6 *reward* 值矩阵

	0	1	2	3	4	5
0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0

图 7 将 Q 初始化为一个零矩阵

Q learn算法

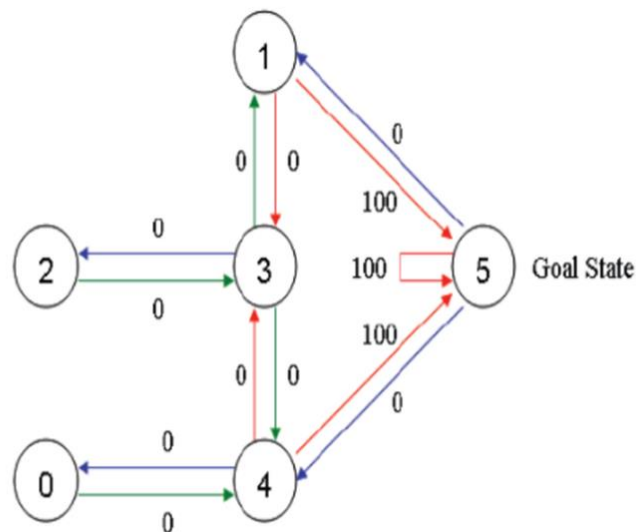
观察矩阵 R 的第二行 (对应房间 1 或状态 1), 它包含两个非负值, 即当前状态 1 的下一步行为有两种可能: 转至状态 3 或转至状态 5. 随机地, 我们选取转至状态 5.

想象一下, 当我们的 agent 位于状态 5 以后, 会发生什么事情呢? 观察矩阵 R 的第 6 行 (对应状态 5), 它对应三个可能的行为: 转至状态 1, 4 或 5. 根据公式 (1.1), 我们有

$$\begin{aligned} Q(1, 5) &= R(1, 5) + 0.8 * \max\{Q(5, 1), Q(5, 4), Q(5, 5)\} \\ &= 100 + 0.8 * \max\{0, 0, 0\} \\ &= 100 \end{aligned}$$

现在状态 5 变成了当前状态. 因为状态 5 即为目标状态, 故一次 episode 便完成了, 至此, agent 的“大脑”中的 Q 矩阵刷新为

接下来, 进行下一次 episode 的迭代, 首先随机地选取一个初始状态, 这次我们选取状态 3 作为初始状态.



深度增强学习DQN自动驾驶

Q-Learn挑战

- ✓ 使用表格来表示Q值，现实的很多问题上几乎是不可行的，因为状态太多。
- ✓ 价值函数近似 Value Function Approximation
- ✓ 深度学习网络近似Q函数

增强学习DQN

✓ 数据：DQN提供标记样本，Q-Learn算法

✓ 输入：状态

✓ 输出：Q值

$$L(w) = \mathbb{E}[(\underbrace{r + \gamma \max_{a'} Q(s', a', w)}_{\text{Target}} - Q(s, a, w))^2]$$

✓ 模型：DNN

✓ 损失函数：

✓ 优化方法：SGD优化等

✓ 训练方式：experience relay。存储一定数据后，随机采样

项目流程与模块介绍

角色定位

4 ~ 6人

✓ 主管：人员分配，进度把控

✓ 开发：

✓ 数据预处理

✓ 模型训练

✓ 模块集成



目标制定

✓ 项目分析

1. 需求分析

2. 可行性分析

3. 技术选型

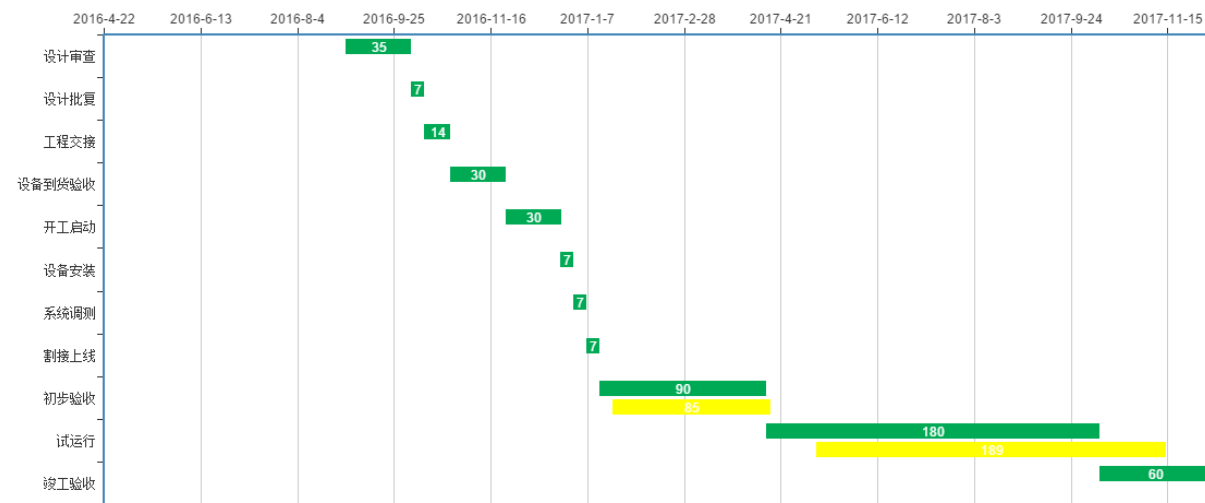
✓ 项目实施

1. 功能模块分析

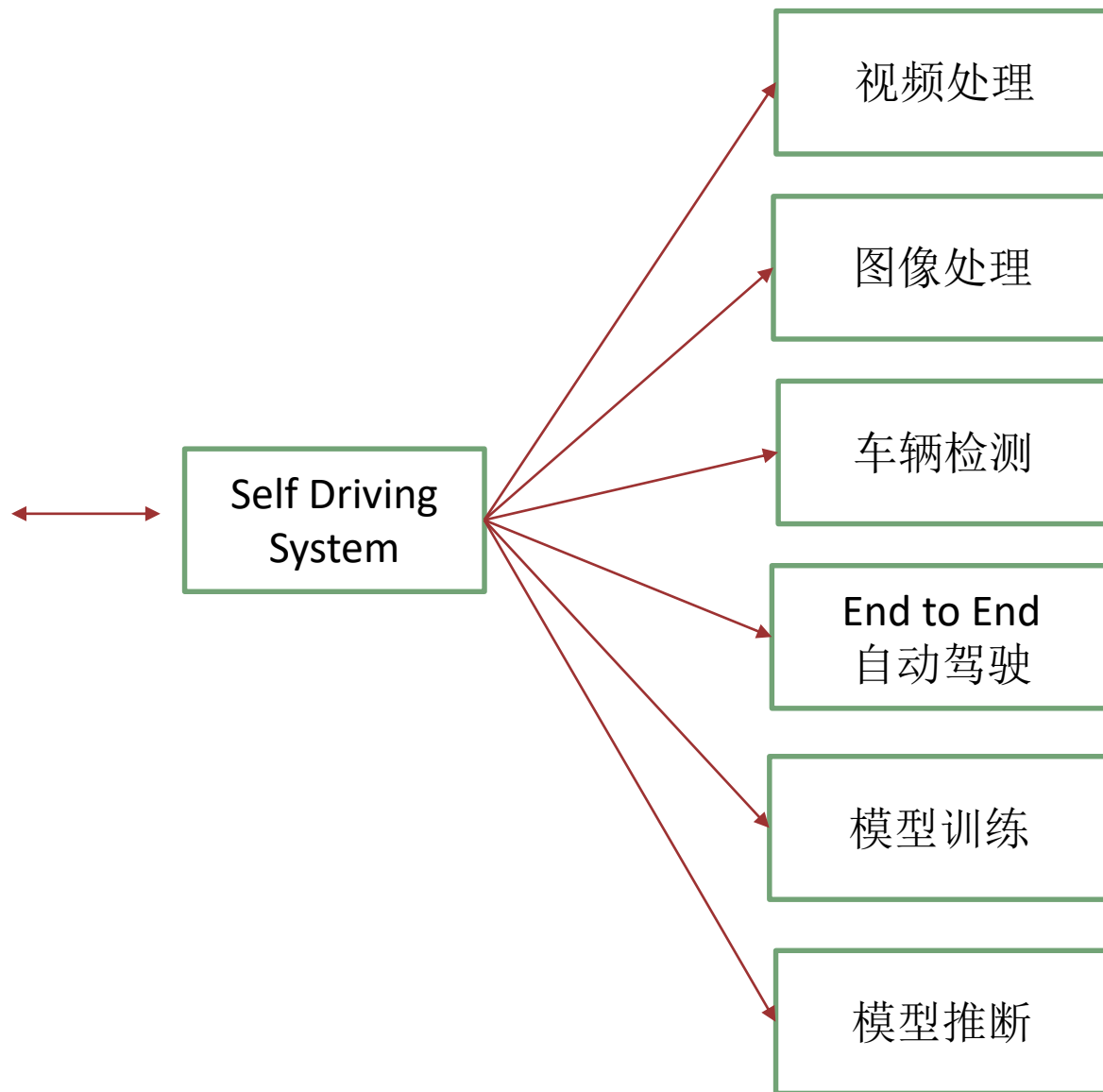
2. 任务模块分配

3. 实现进度规划

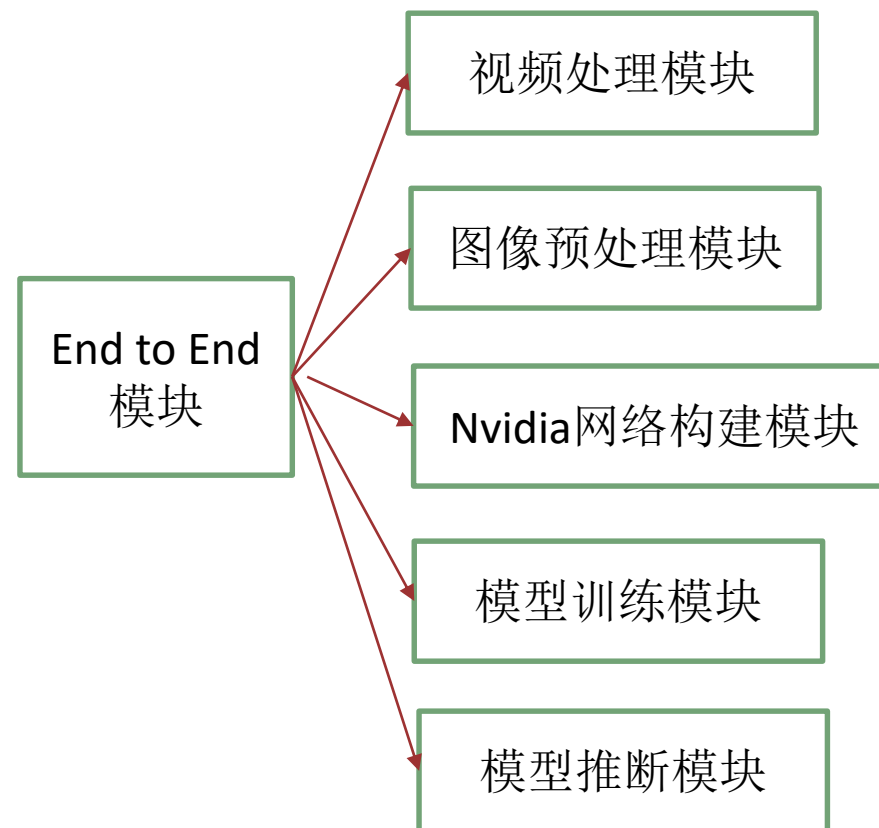
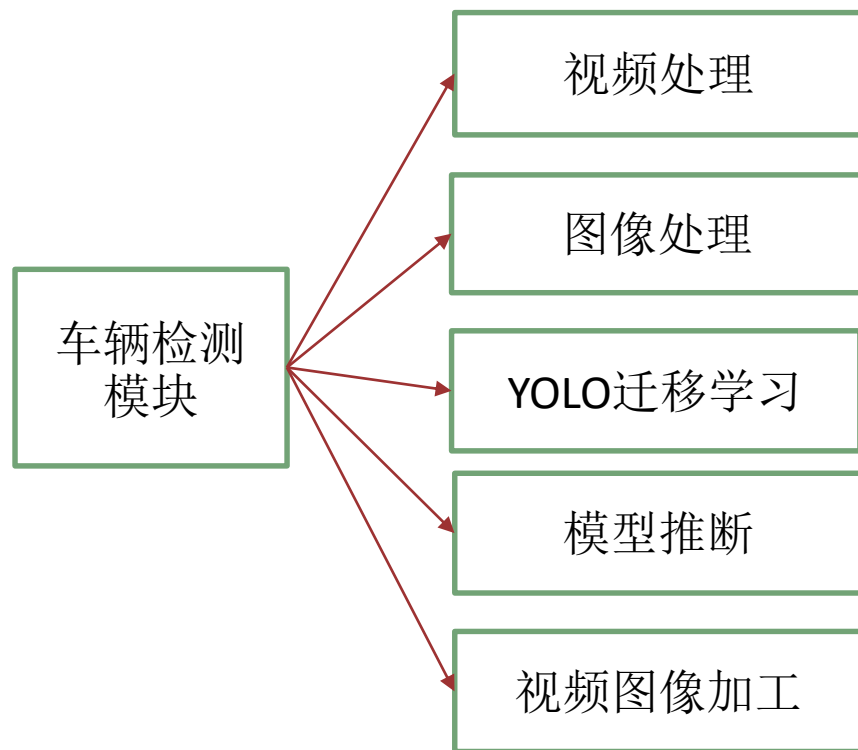
4. 评测



整体架构



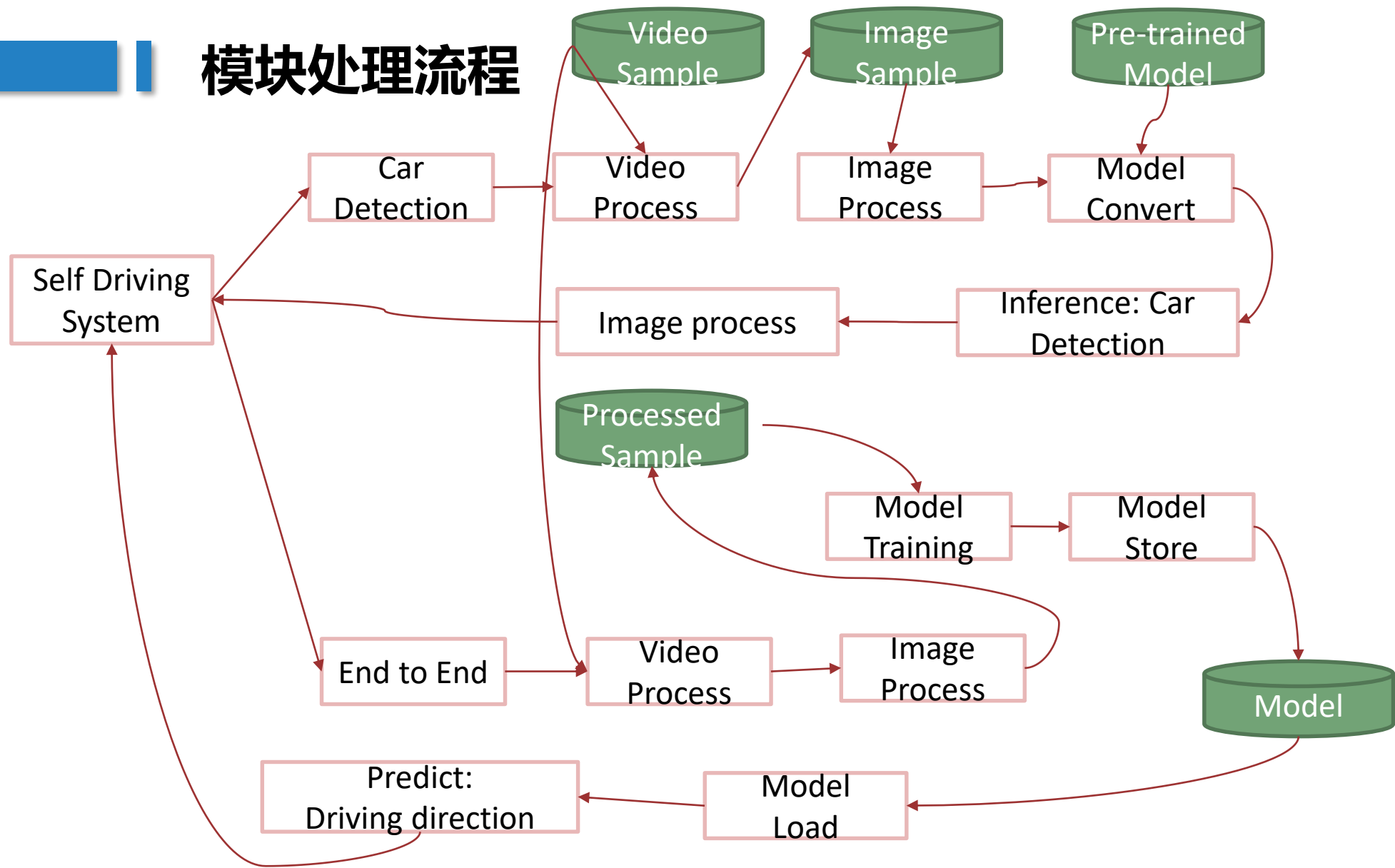
整体架构



模块简介

- 车辆检测模块
 - 车辆图像预处理模块
 - 车辆视频处理模块
 - 迁移学习模块
 - 模型推断模块
 - 绘制检测结果模块
- End to End自动驾驶模块
 - 图像预处理模块
 - 视频预处理模块
 - 数据探索模块
 - 深度学习模型构建与训练模块
 - 评测与视频加工模块

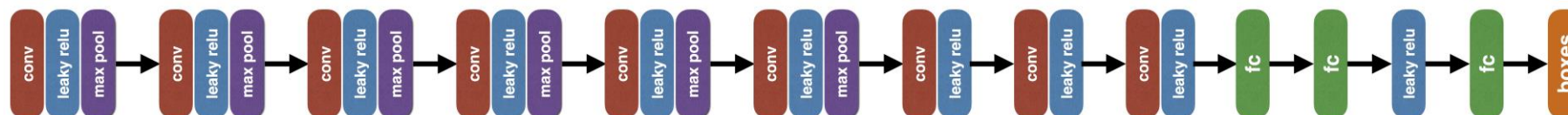
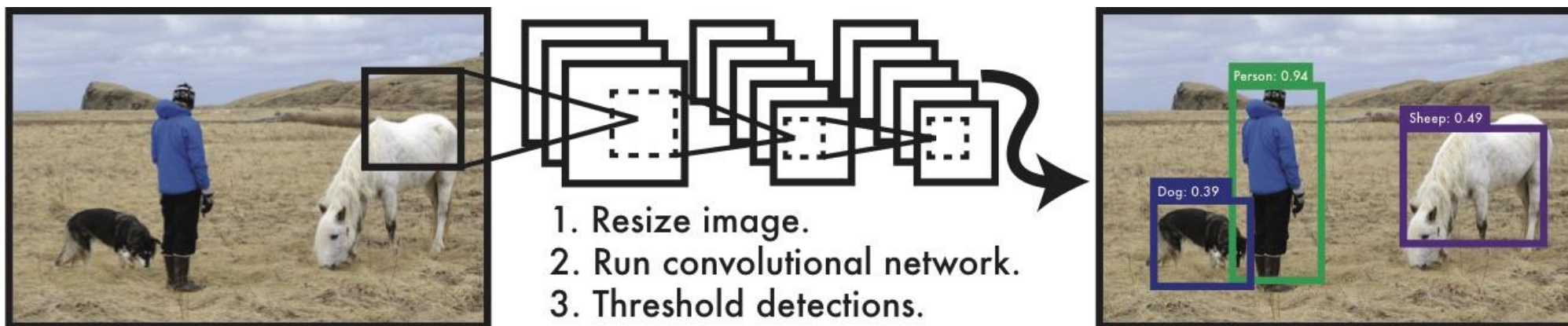
模块处理流程



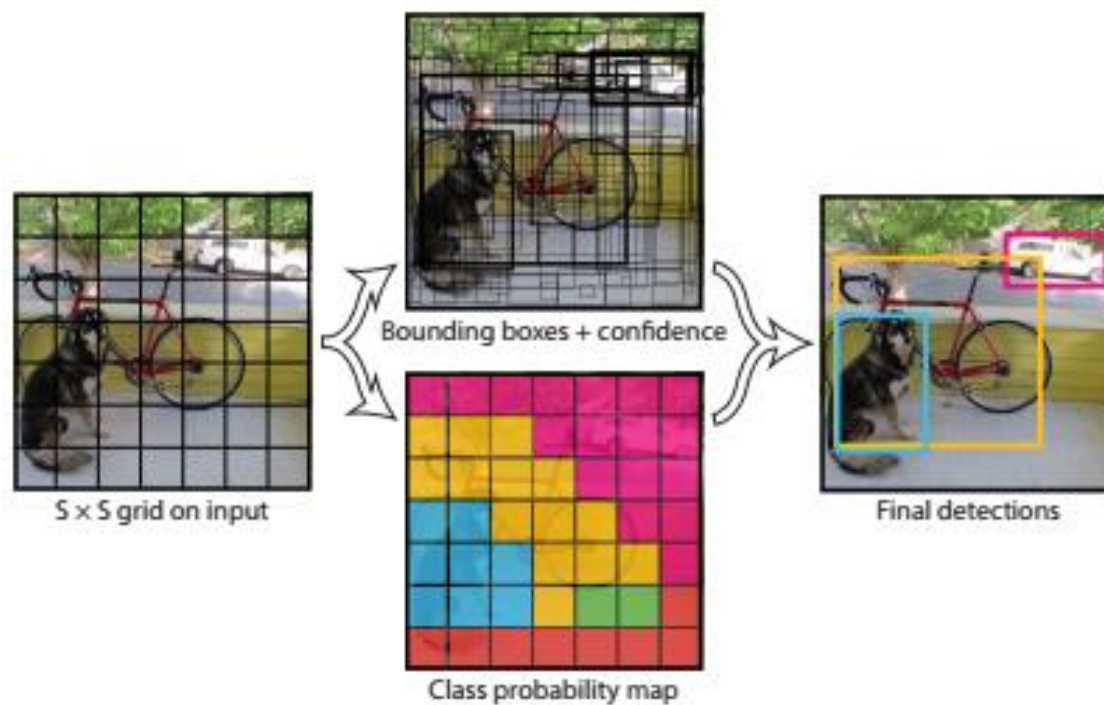
车辆检测模块

YOLO模型

YOLO: *You Only Look Once*



YOLO模型



车辆检测



End to End深度学习自动驾驶

End to End

- ✓ 英伟达的DRIVE解决方案
- ✓ 采用的端到端方法
- ✓ 以摄像头的原始图像作为输入
- ✓ 通过前期使用数据训练出来的模型直接输出车辆的速度和方向



问题陈述

- ✓ 该项目是一个监督回归问题。
- ✓ 数据集：对应每一帧图像都给定了相应的方向盘转向角度
 - ✓ 在本问题中，输入X是前置摄像头获取的单帧图片，而最后的结果Y为转向角度
- ✓ 模型：端到端(end-to-end)模型
 - ✓ 端到端模型指的是输入是原始数据，输出是最后的结果
 - ✓ 目标：训练一个端到端模型f，该模型则可以预测转向角度Y，其关系为 $Y=f(X)$ 。



DAVE2

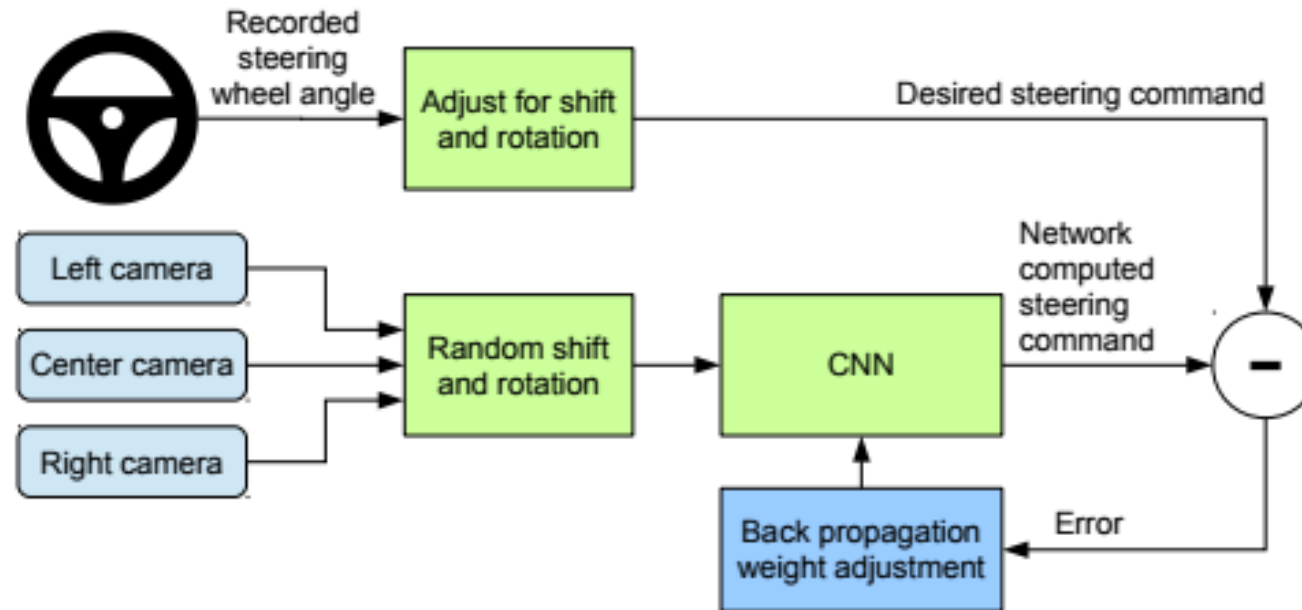


Figure 2: Training the neural network.



Figure 3: The trained network is used to generate steering commands from a single front-facing center camera.

数据集

- ✓ 先来看一下项目的输入
- ✓ 项目的原始数据来处于汽车的前置摄像头
- ✓ mkv的视频格式提供的
- ✓ 共10段视频，其中第10段视频将用于测试
- ✓ 第1到第9个视频经提取后，共有24300张图片
- ✓ 图片形状为 (720 , 1200 , 3)

评价指标

该项目是回归问题，问题的评价指标主要有两个：

- ✓ 预测结果平均损失函数(MSE)

- ✓ MSE表达式如下：

- ✓ 其中 y_p 表示预测转向角度

- ✓ y 为实际转向角度

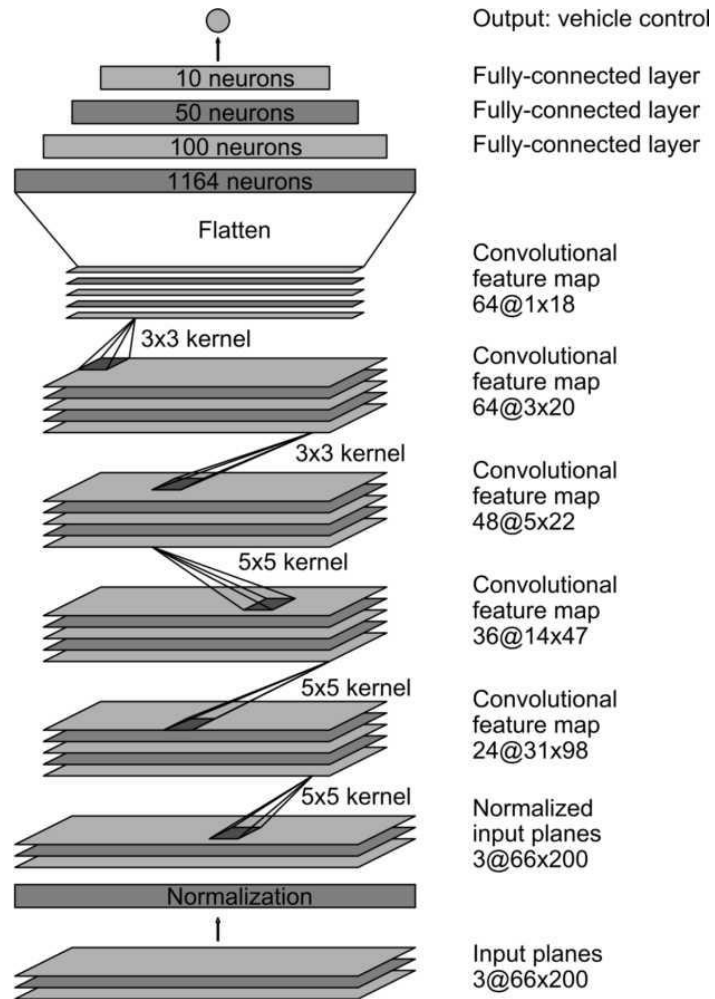
$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_p - y)^2$$

- ✓ N 为样本总数

- ✓ MSE值越小，则模型效果越好

- ✓ 模型的训练和预测时长

英伟达模型



开发与评测