

# 人工智能介绍

忻斌健

日期: 2023.11.24 Date: 2023.11.24

## 目标：

- 人工智能，深度学习简介
- 在新能源汽车行业应用

01

深度学习理论简介

02

能源优化系统

03

电池安全状态检测

01

## 人工智能/深度学习



## 智能 (Intelligence)?

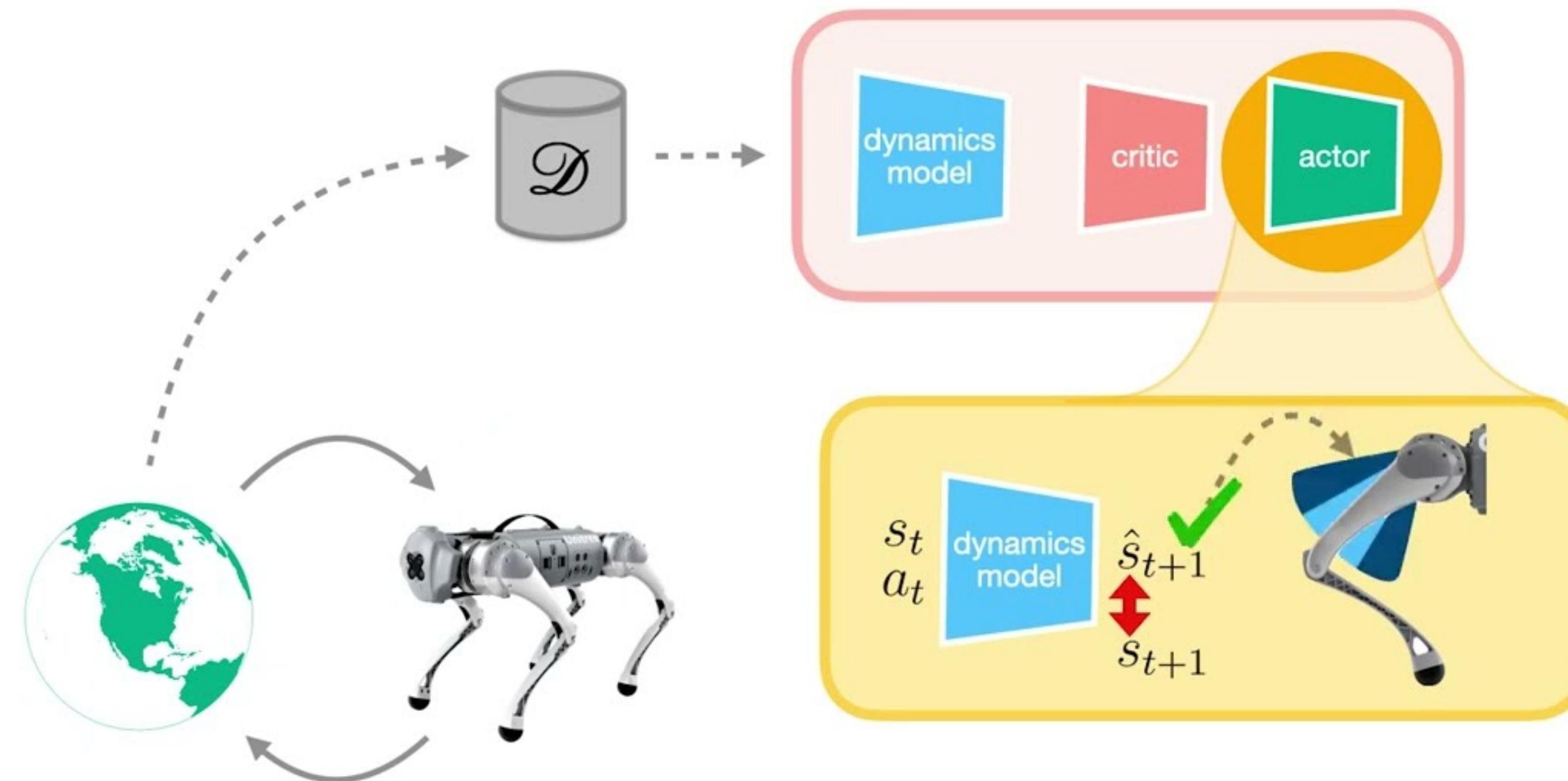
- 生物学: 行为学, (inwards), 描述性 declarative, 归纳性, knowing-that
- 人工智能: 数学, 物理, (outwards), 工程化 procedural, 真正理解智能 knowing-how
- Ghost in the machine (Gilbert Ryle 吉尔伯特·赖尔 1949): 二元论的谬误, 范畴错误 (精神和躯体的区分)
  - 把意识过程 (智能) 和物理过程割裂开
- "Can Digital Computers Think?" 1951 Turing

2013 AIBO Robot Dog Sony





**again relax the regularization until the new situation is also predictable**



## 机器学习

### 机器可以学习

- 神经网络（前馈，卷积，并发，变形金刚，GPT）
- 梯度反向传播（Gradient Backpropagation）
- 规模化（Scaling Law）和浮现性能（Emerging capabilities）

### 为何学习（机器/万物）

- 普适的简单假设：
  - 动态系统，边界
    - 无需假设能动性（Agency）或者意志，愿望
    - 复杂性假设（Ruliad）和不可约计算性

- 机器如何学习

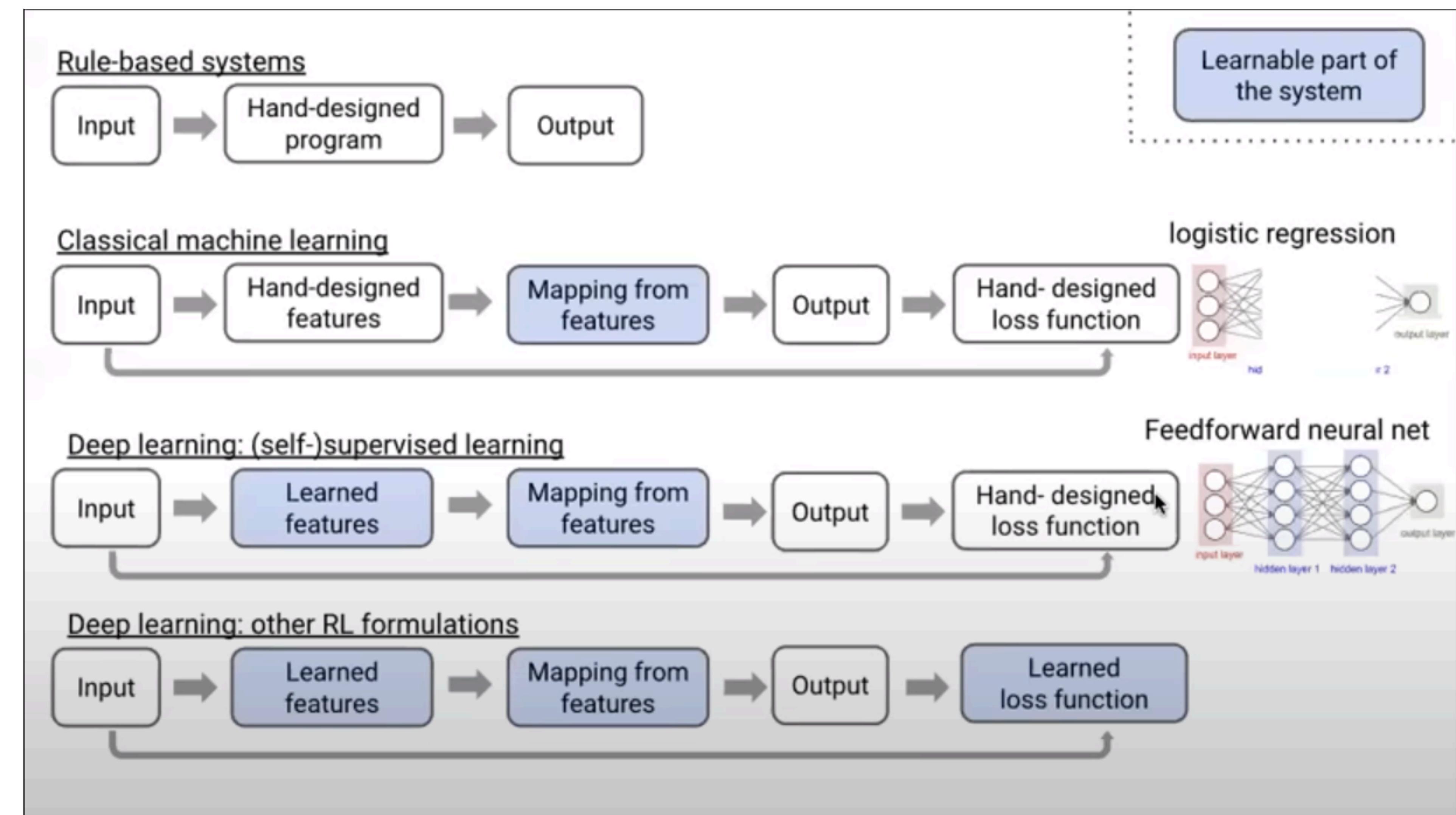
- 优化神经网络（深度学习）
  - 网络架构
    - 全连接层（前馈网）
    - 卷积层（卷积网）
    - 注意力层（变形金刚网）
    - 稀疏拓朴层（图神经网络）
  - 优化
    - 构造损失(目标函数，极大似然估计)
    - 梯度反向传播

## 机器如何学习

- 目标
    - 监督学习：极大似然估计
    - 生成模型 Generative Model (动态随机过程，概率分布的变换)
      - 变分自编码 VAE
      - 对抗生成网络 GAN
      - 扩散模型 Diffusion Model 动态随机过程
    - 柯尔莫哥洛夫复杂度(知识压缩作为目标 )
    - **主动推理 (自由能量原则，动态平衡)**
      - 最大化目标：基于内在模型的置信精度+熵 (最小化惊奇值 surprise)
      - 最大化的自变量：内在模型的参数
- 泛化能力
- 

## 机器如何学习

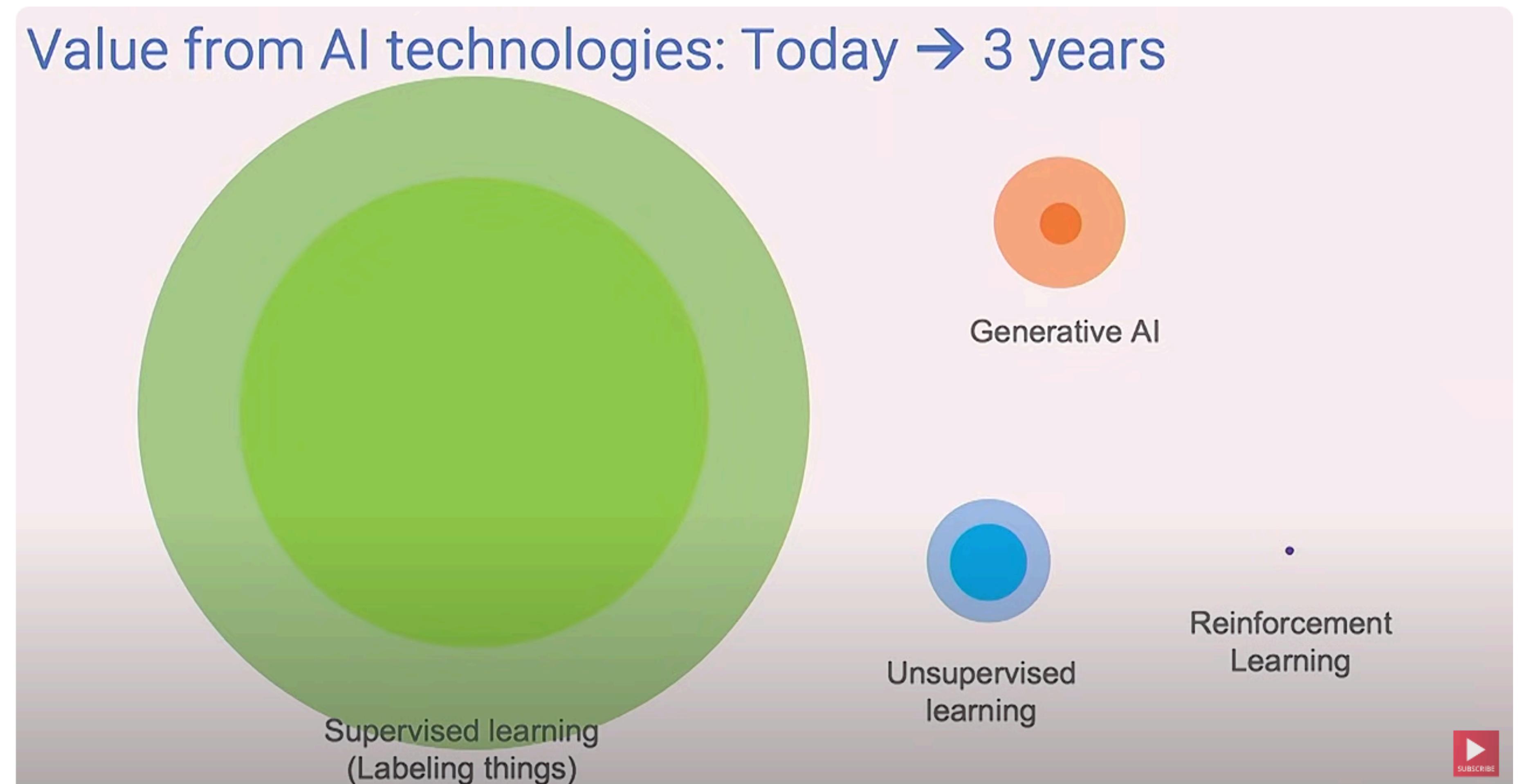
泛化能力 ↓



# 机器学习

## 机器如何学习

- 监督学习
- 半监督学习
- 自监督学习
- 目标函数



# 机器学习示例

线性回归用于房价预测

<https://www.geeksforgeeks.org/ml-linear-regression/>

<https://github.com/AshishJangra27/Machine-Learning-with-Python-GFG/blob/main/>

[Regression/1%20Linear%20Regression/Linear%20Regression%20from%20Scratch.ipynb](#)

## 智能 (Intelligence)?

- 创造力, 解决问题, 模式识别, 分类, 学习, 归纳, 演绎, 类比, 优化, 生存能力, 语言处理能力, 知识处理?
- 白板说 / 内在说
- 人工智能 (AI) : 目标驱动 (或优化某个效益函数: 生存)
- 自适应不同的工作环境 (AGI): 环境复杂度 (Deepmind, etc.)
- 数据重要性的争论
  - Mind over data (Judea Pearl)
  - Data over mind 【DeepMind (Rich Sutton); Google (Peter Norvig), ...】
  - **数据使用的效率**

## 苦涩的教训 “The Bitter Lesson” Rich Sutton 2019.03.13

- **最有效的人工智能方法是最能利用计算资源的算法**
  - 语音识别，自然语言处理
  - 图像处理（卷积和特定空间变换的不变性）
  - 游戏（控制）
- **通用算法（搜索和学习）是最重要的算法**
- **人为规则强加给系统会限制系统性能**

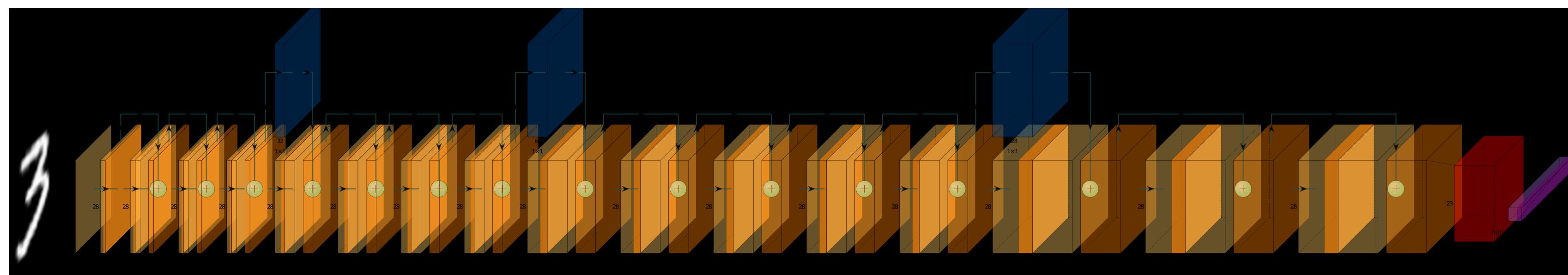
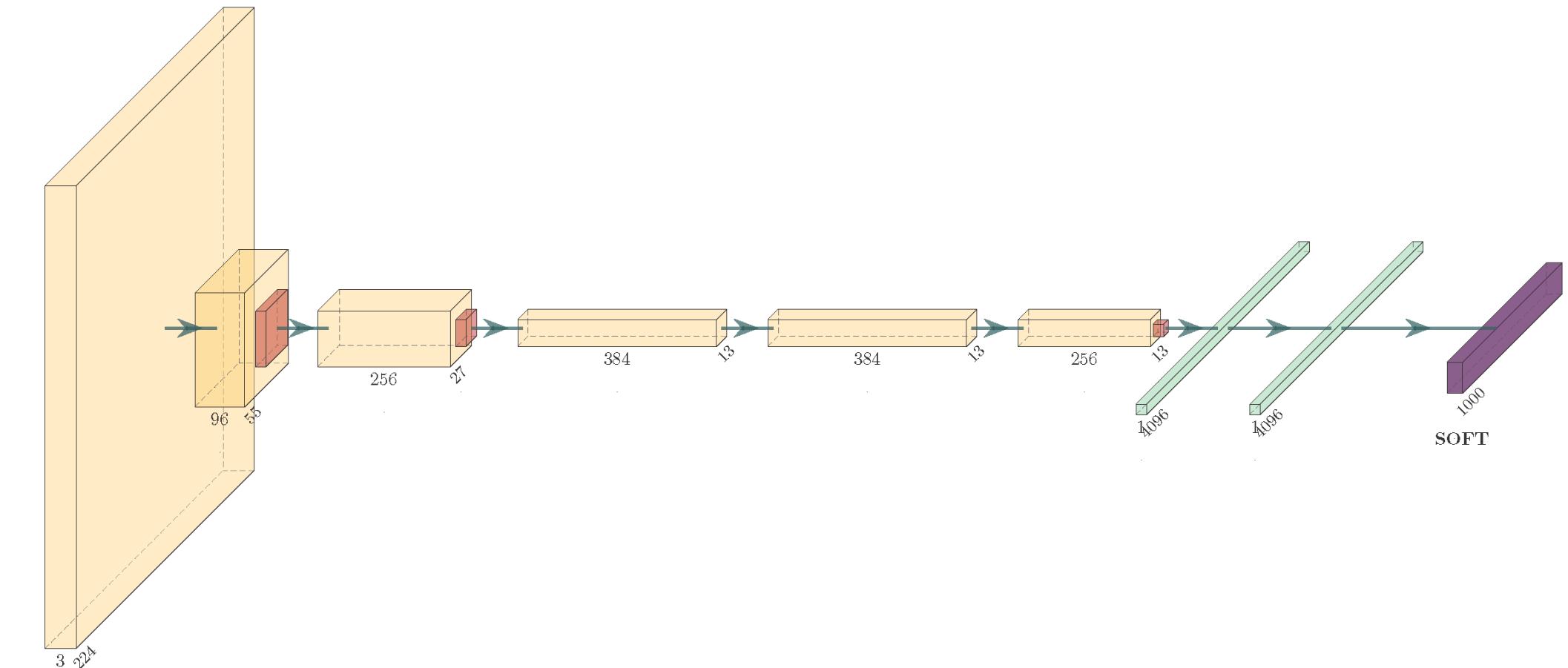


## 深度学习是非常特殊的人工智能方法

- **专家系统（基于规则）是演绎（deduction）**
  - 是用已有的知识进行预测/解释；
  - 已有的知识从哪里来？内在还是从经验？
- **学习方法（Learning）是一种归纳（induction）**
  - 归纳的定义是从数据中寻找一种模式并用于预测
  - Solomonoff归纳原则：寻找最简洁的模式（奥卡姆剃刀原则）
    - 模式的表示方法：数学（代数，几何，概率），代码（程序）
  - 可计算宇宙
- **因果推断(Causal inference) 属于溯因推理(abduction)**

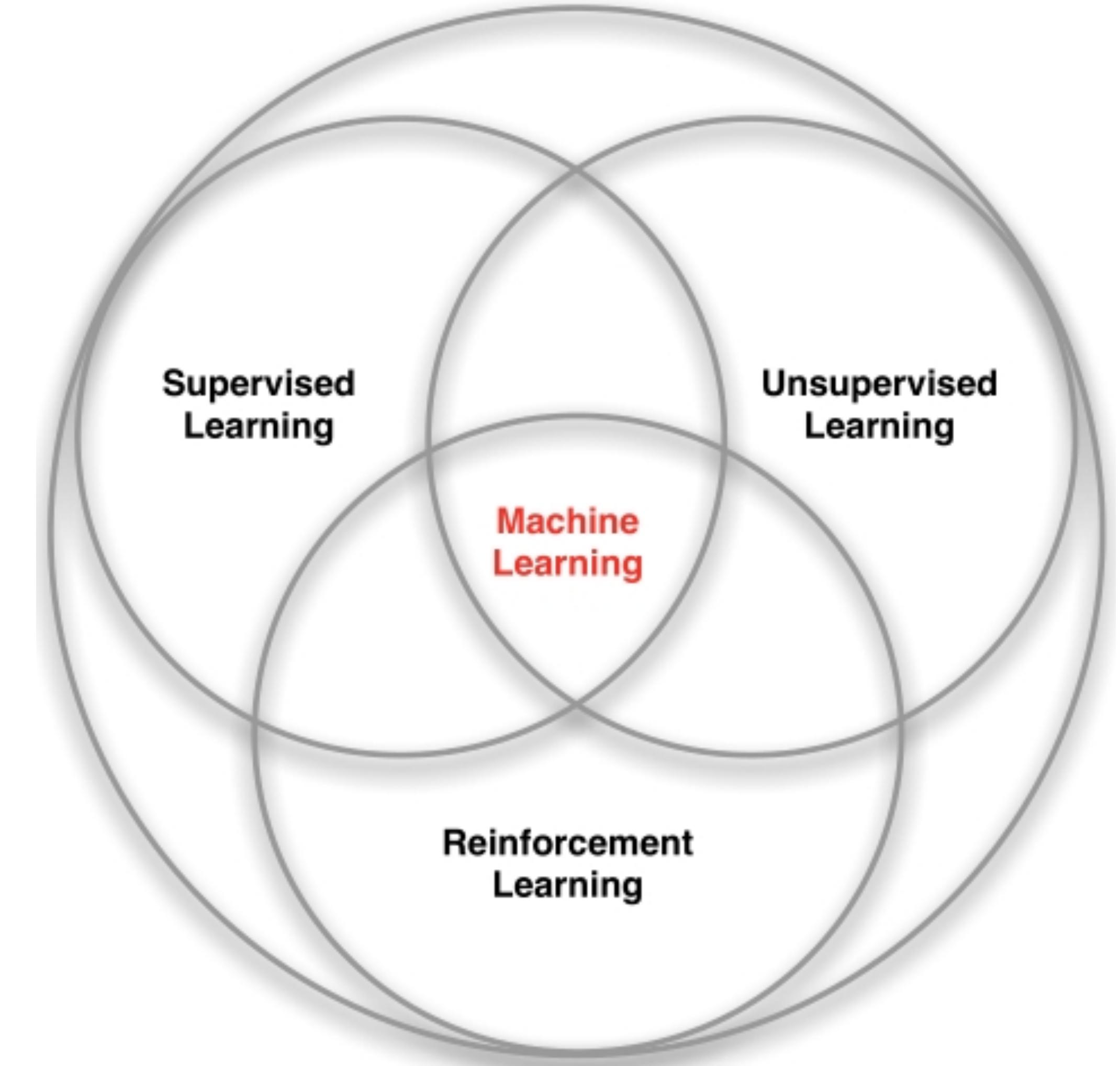
## 深度学习基本原理：神经网络参数的极大似然估计

- 目标识别（深度卷积网）
  - 大数据：Imagenet 2009: 22000个类, 1400万样本
    - Alexnet: 数据集 1000个类, 120万训练样本, 5万验证样本, 15万测试样本
  - 深度神经网络：Alexnet
    - 5个卷积层, 3个全连接层
    - 参数6200万个（正则化）
  - 归纳偏差（先验知识/规则）
- <https://www.cs.ryerson.ca/~aharley/vis/conv>
- Resnet-50



## 深度强化学习：

- 通过与环境交互学习最优策略（基于大数据）
- 积累经验（缓存在状态/行动价值函数中）
- 可以是无模型或动态建模
- 可以是在线算法
- 动态调整策略

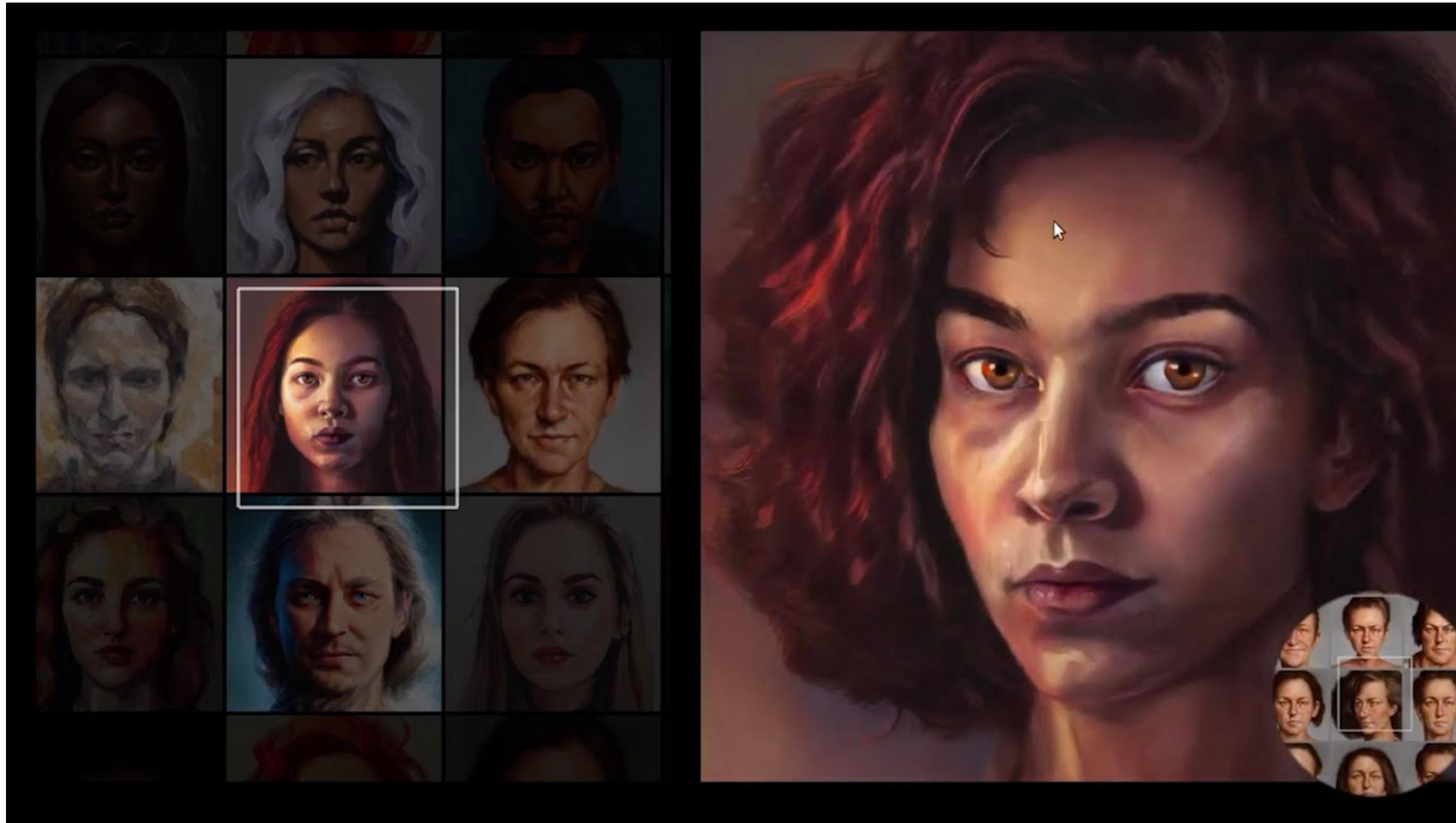




这些动物不存在！

## GAN得到数据样本分布

StyleGAN2



- 生成模型：从文字到图片

- Dall-E
- Imagen
- StableDiffusion
- Parti
- <https://huggingface.co/spaces/stabilityai/stable-diffusion>
  - The Bund of Shanghai after a severe drought. Tugs are stranded in the middle of the dried up riverbed.
  - Klimt's Kiss in the anime style.
  - A truck under a row of autumn maples with heavy maple leaves layer on the ground.
  - An astronaut riding a goat in a photorealistic style
  - robot insect legion invading Shanghai

## 愿景:

- 运用AI技术，特别是深度学习和强化学习，更准确预测和改善车辆运营的能效
- AI赋能的过程自动优化系统，改善运营和生产效率，增加安全性

## 领域:

- 车辆能源优化系统 (Vehicle Energy Optimization System VEOS)
- 电池银行 (Battery Bank)

## 任务:

- 通过调整电动力和智能驾驶系统的控制器参数改善电动车能效
- 预测动力电池工况和健康状态 (SOH)

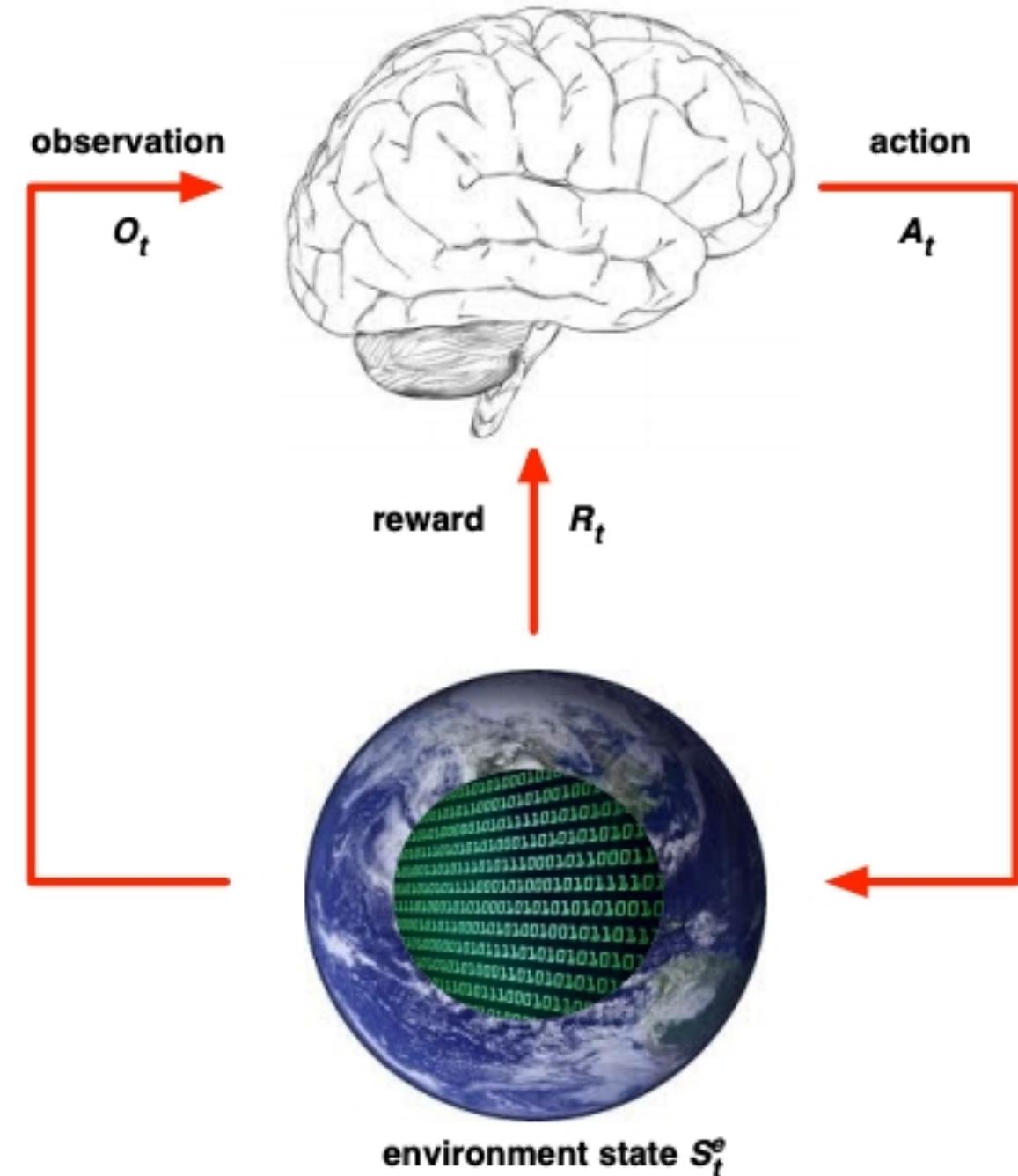
02

## 能源优化系统



## 通用强化学习模型：

- Agent: 主体, 智能体
- 环境: 客体, 交互对象 (产生观测量和奖励, 接收行动)
- 信号: 观测, 行动, 奖励



## 商用车运营模型：

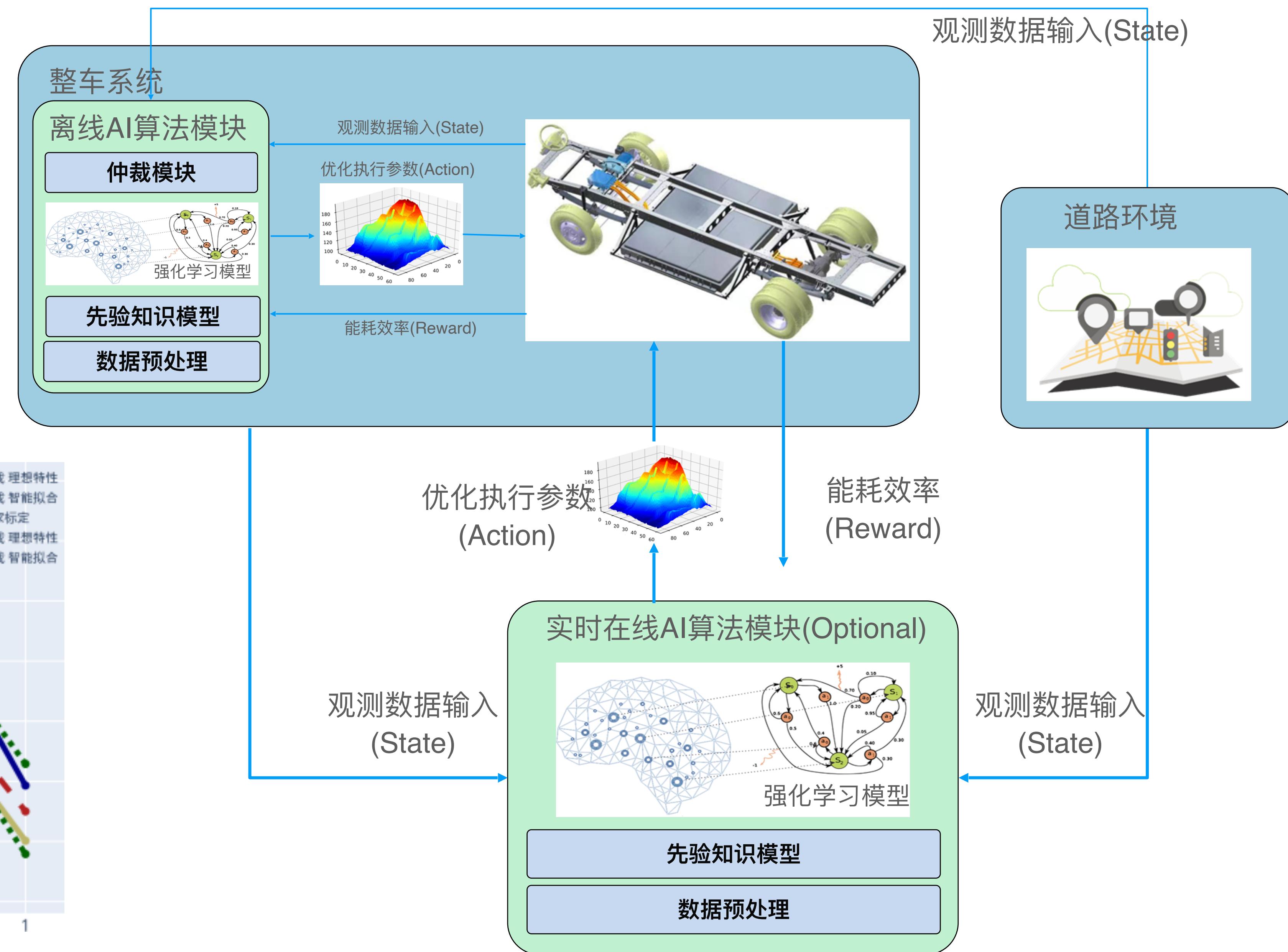
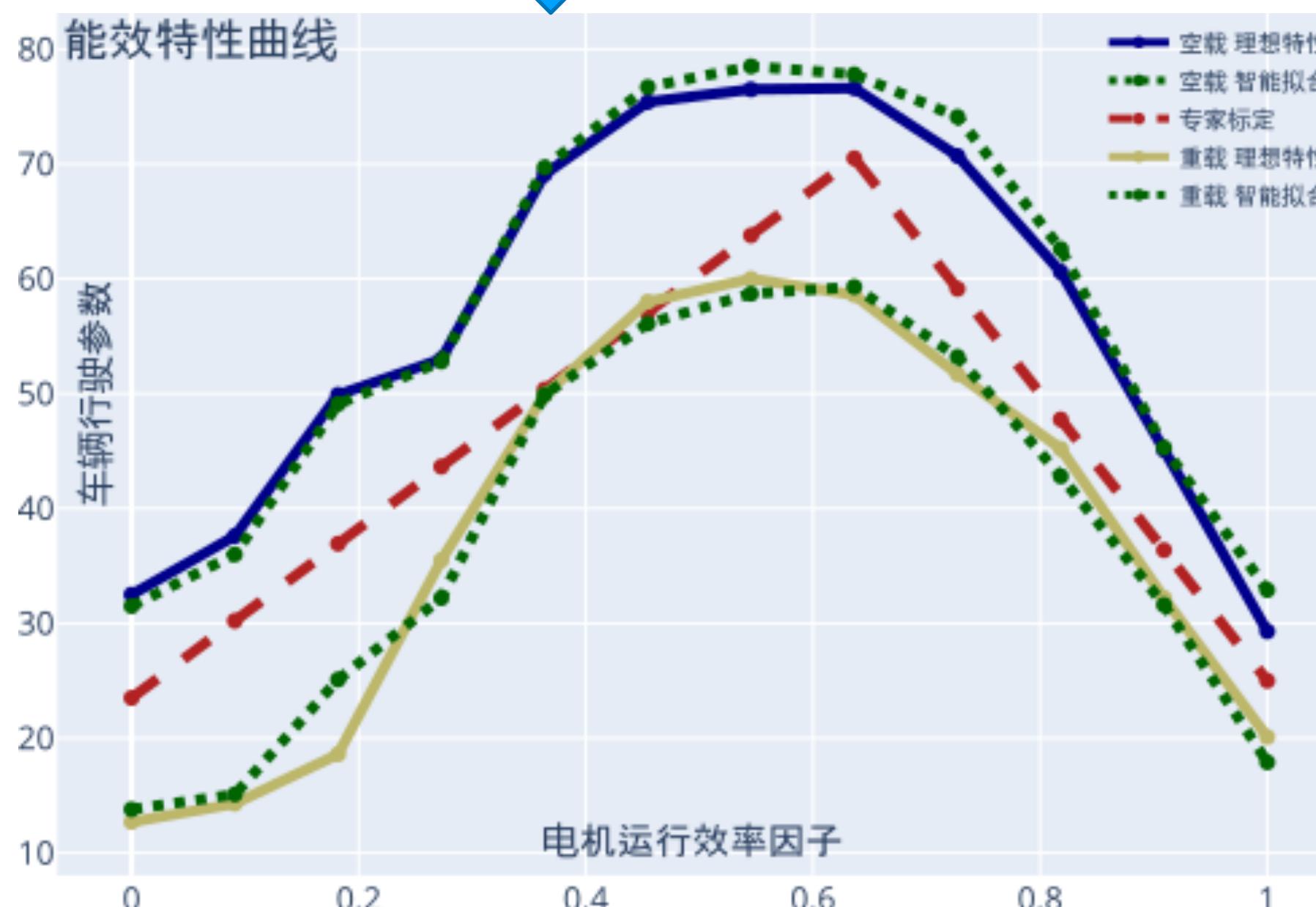
- Agent: 商用卡车控制器
- 环境: 道路+车辆状态
- 信号: 能耗, 舒适性



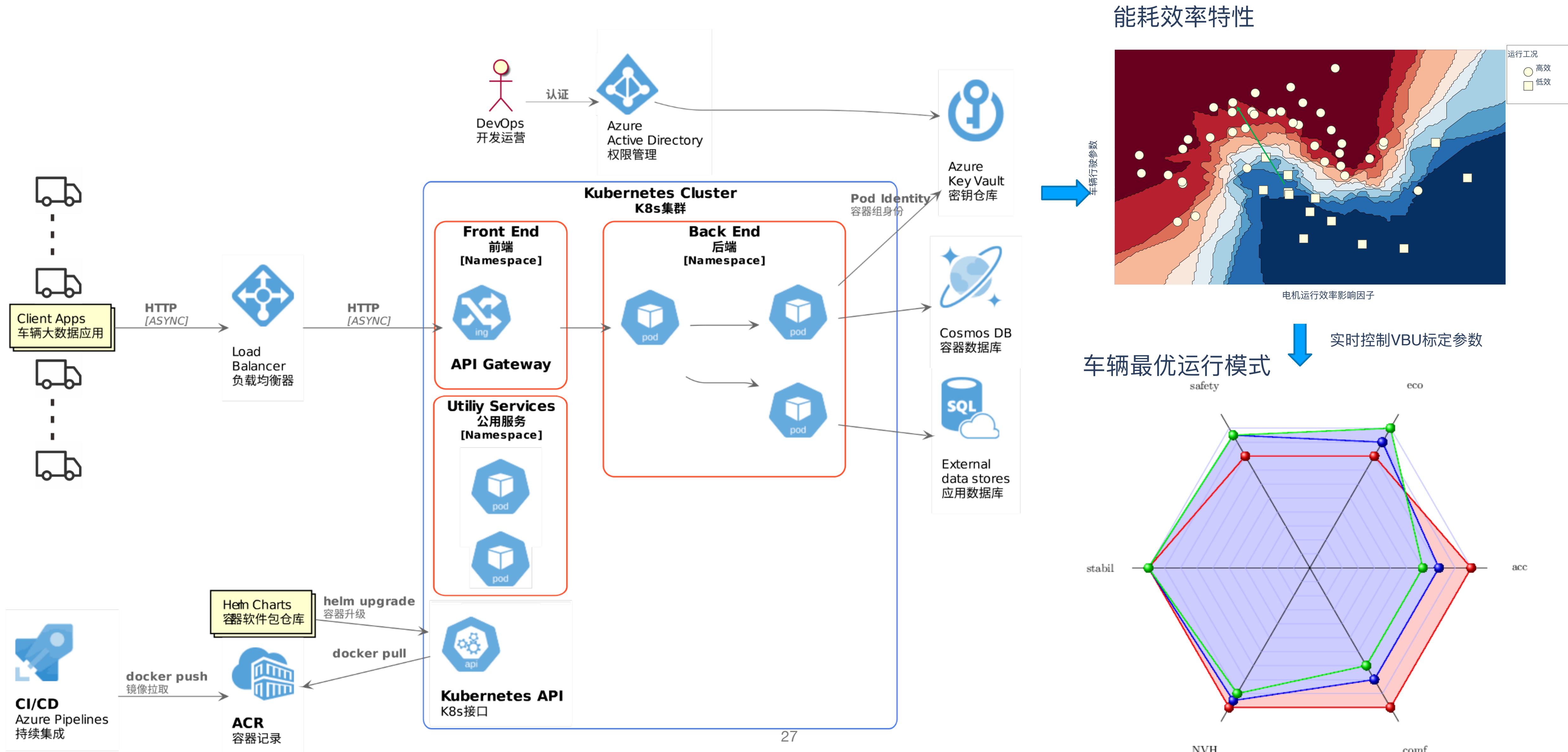
# 全场景AI能效优化：系统

AI算法运行

AI算法运行方式及结果



# AI驱动的能效分析与优化：云架构



03

## 电池安全状态监控



- 单体电芯的在各使用场景中的响应
  - 场景：充电，驾驶（加速，能量回收）
  - 信号：单体电压，单体电流，静息电压

- 内在模型

$$V = f(I, T, SoC, SoS) \simeq \hat{f}(I, SoC, SoS)$$

- $SoS, SoC, \text{温度}$ 对电压响应的影响

- 极化电阻变化

- 目标

$$SoS = f^{-1}(V, I, T, SoC) \simeq \hat{f}^{-1}(V, I, SoC), SoS \in \{Good, Bad\}$$

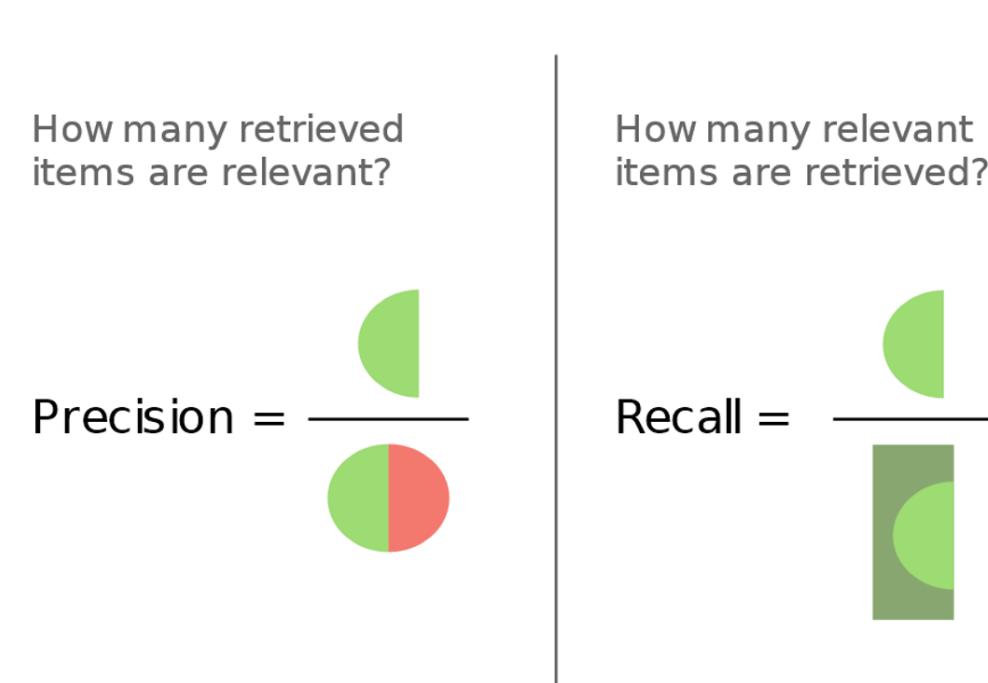
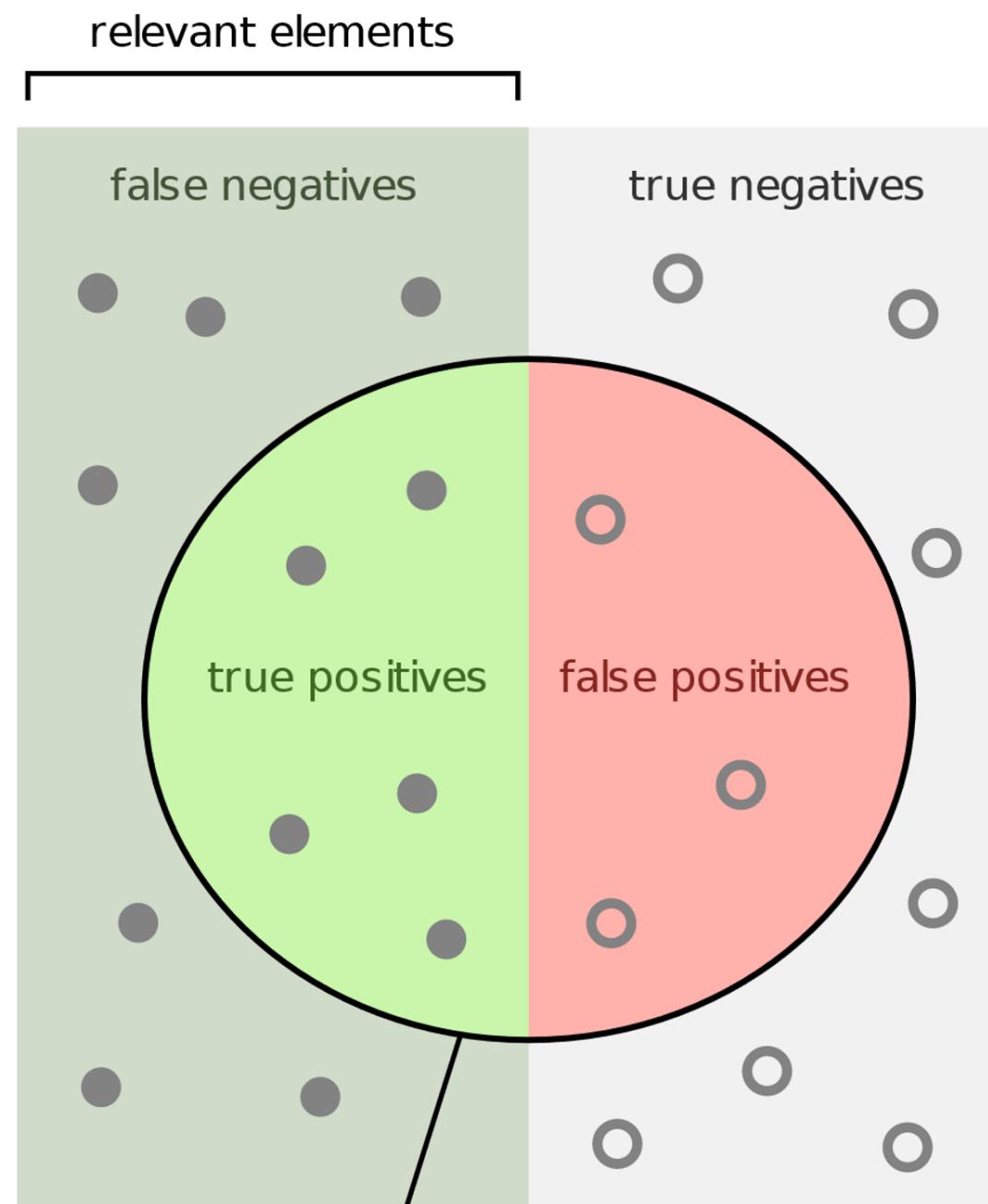
- 优势

- 持续收获大数据
- 可方便通过数据引擎索引获取同工况的场景数据
- 可追踪数据的较长趋势

- 挑战

- 模型无法参数化，结构未知（不适用系统识别方法）
- 测量数据非平稳过程，受使用场景，环境因素，使用行为的影响
- 目标状态（*SoS*）本身也是非平稳过程
- SoC使用工况无法测量
- 温度测量不能到达电芯颗粒度
- 极化电阻正常使用工况无法测量
- 原始数据的噪声需要定量分类和分析
- 不适用常规监督学习（Supervised Learning）

## 问题背景



- 对机器学习方法的挑战

- 没有监督信号

- 无法利用专家知识

- 无标注的原始数据（而且无法标注）

- 几乎没有故障电池（无负样本）

- 漏报风险非常高（漏检 $FN$ ）

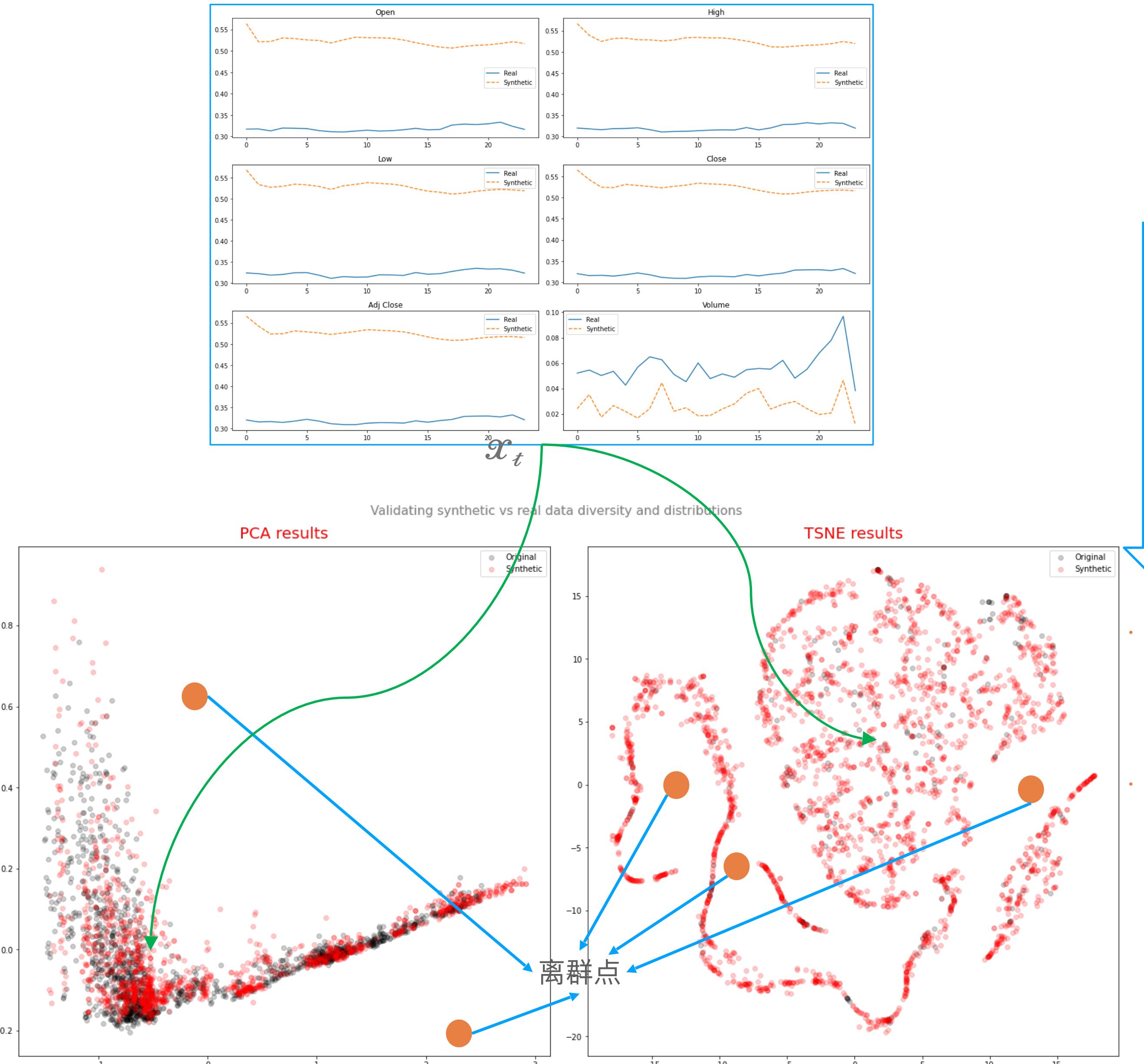
- 回调率要求非常高  $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

- 精度影响维护成本（误检 $FP$ ）

- 精度要求高  $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$

$$\alpha = \frac{\beta}{\gamma}$$

# 方法



- 输入信号:  $(\mathcal{S} \times \prod_t \mathcal{X}_t)$
- 隐藏参数  $\mathcal{S}$ : (SoC, SoS, T, ...)
- 时间序列观测量  $\mathcal{X}_t$ : ( $I_t, U_t, \dots$ )
- 映射 / 编码
- 压缩的内嵌空间:  $(\mathcal{H}_{\mathcal{S}} \times \prod_t \mathcal{H}_{\mathcal{X}_t})$
- 压缩隐藏参数:  $\mathcal{H}_{\mathcal{S}}$
- 压缩时间序列:  $\mathcal{H}_{\mathcal{X}_t}$
- 多模态分布 (多模态场景)
  - 选择场景减少数据模态和模型容量, 加速训练

学习电池数据样本的分布，从总体上把握电池观测信号的分布，定量计算样本的离群度

- 无监督学习
- 通过自编码压缩参数空间
- 通过对抗生成网络学习观测量的分布
- 离群点识别方法：
  - 利用学习到的分布定量计算离群度
  - 直接利用鉴别器
  - 利用GAN的结果和Post Hoc分类器进行判别