



POLIXIR  
南栖仙策



2022

# 汽车虚拟标定白皮书

2022-Vehicle Virtual Calibration White Paper

# 前言：时代背景和行业趋势

2021年中国汽车市场克服新冠肺炎疫情世界流行的影响，汽车销量完成了2627万辆，同比增长了3.8%，结束了2018年以来连续三年下降的局面。新能源车高速增长，销量达到352万辆，同比增长160%，市场占有率达到13.4%。激烈的竞争使各种智能网联、智能驾驶、智能座舱等新技术在汽车上得到空前的重视和应用，“新四化”成为汽车行业发展的新趋势。

“新四化”重塑汽车产业结构，软件在整车中占比逐步提升，车内软件及相关智能化硬件成为整车价值核心。“软件定义汽车”助推新产业链与新开发模式的出现，汽车产业亟需来自互联网与人工智能的跨界基因注入。汽车产业对降本增效、提高竞争力需求的增长，加速了汽车与互联网、人工智能跨界创新融合的步伐。

同时，2020年中国明确提出了2030年“碳达峰”与2060年“碳中和”的战略目标，倡导绿色、环保、低碳的生活方式，加快降低碳排放步伐，引导绿色技术创新。

为了达到目标，除了推广新能源汽车，传统燃油车的减排降耗也是重要措施，燃油车2021年市场份额仍高达86%。国家实施了严格的燃油车尾气排放限值和油耗限值的法规。提高燃油车发动机技术、缩短开发周期从而进一步节能减排是降碳的重要方法，这为人工智能虚拟标定技术带来了新机遇。

人工智能赋能时代已经到来。我们期望您的加入与合作，共同谱写未来华章。



# 目录

## CONTENT

<b>整车标定和面临的难题 .....</b>	<b>1</b>
什么是整车标定? .....	1
目前面临着四大行业难题 .....	1
<b>REVIVE 和四步法 .....</b>	<b>2</b>
<b>我们的案例.....</b>	<b>3</b>
<b>案例一： 发动机整车排放标定 .....</b>	<b>3</b>
1) 第一阶段： 构建业务模型 .....	4
2) 第二阶段： 虚拟环境学习 .....	6
3) 第三阶段： 发动机标定参数优化.....	6
4) 第四阶段： 发动机标定策略优化.....	9
<b>案例二： 混动标定.....</b>	<b>12</b>
1) 第一阶段： 构建业务模型 .....	13
2) 第二阶段： 虚拟环境学习 .....	14
3) 第三阶段： 混动标定参数优化.....	14
4) 第四阶段： 混动标定参数验证.....	16



# 整车标定和面临的难题

什么是整车标定？

整车标定是指在整车硬件确定后，以在各种环境下（气温、气压、路面）达到设计动态性能（驾驶性、操控性、舒适性）和法规规定（排放）为目标，对控制单元（ECU/TCU/HCU/VCU/BMS 等）中的软件数据进行优化的过程。

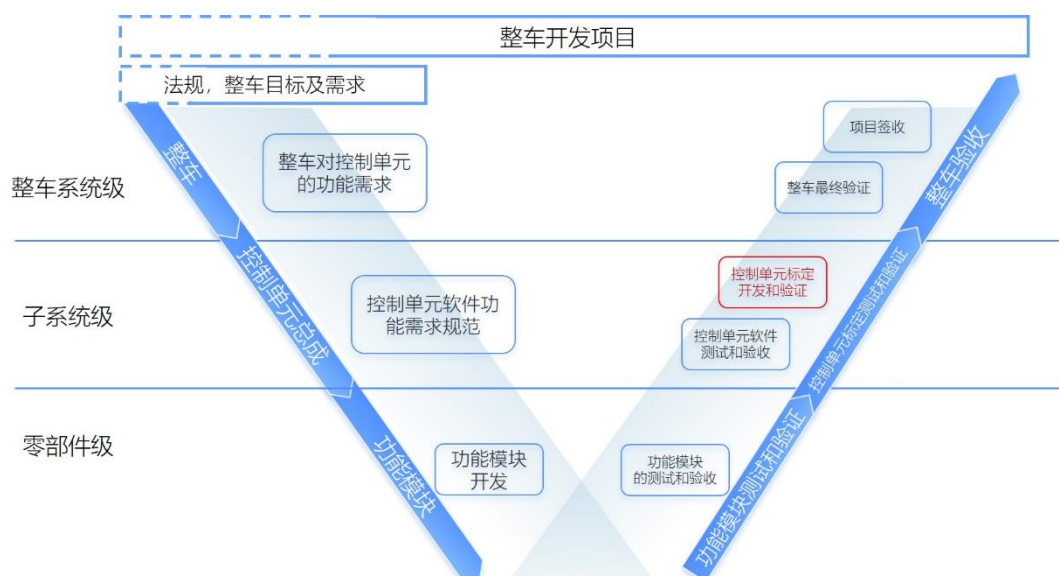


图 1. 标定环节与整车开发过程

目前面临着四大行业难题

1. 标定复杂度高，标定参数多达上千个。人工联合调优难，性能“将就”。
2. 强烈依赖经验，需要经验丰富的工程师。人员易流失，经验随之带走。
3. 试验成本高昂，物理实验开销难降低。研发成本难降低，挤压利润空间。
4. 迭代周期冗长，需多次反复迭代试错。拖延产品发布，耽误市场时机。

除以上 4 点外，近两年受新冠疫情的影响，标定实测工作常常中断，严重影响了业务进展。



# REVIVE 和四步法

REVIVE<sup>1</sup>是南栖仙策自主研发的数据驱动强化学习技术，攻克理论局限<sup>[NeurIPS 2020]</sup>，创新基于数据驱动环境虚拟强化学习算法<sup>[AAAI 2019][KDD 2019]</sup>，打破了 AlphaGo 等以往决策技术无法突破封闭环境的屏障，实现了实际业务中智能决策的落地，并在多种业务场景中得以验证。



图 2. REVIVE 基于数据模拟环境的强化学习解决方案过程

REVIVE 面向行业专家、企业及研发运营人员，通过数据驱动环境虚拟技术，进行大量无成本推演与试错，依托云计算资源和深度强化学习算法库，为用户提供智能决策全流程一站式服务。

准备阶段，通过几次对人工标定参数的实车验证实验收集对应的性能状态秒采数据（包括环境状态、整车状态、驾驶员动作、标定控制单元输出、执行器输出、优化目标值等）；进行简单的数据预处理工作，包括但不限于数据整理、数据清洗、特征生成等；

**第一步，构建业务模型：**根据汽车控制基础逻辑，确定秒采数据各个维度在控制逻辑

---

<sup>1</sup> REVIVE = Reinforcement Learning with Virtualized Environment, 产品主页请访问 <http://revive.cn>



辑图中各个模块的输入输出位置；

**第二步，虚拟环境学习：**导入实车实验数据，使用 REVIVE 系统中的环境模型训练功能，训练控制逻辑图中所有的神经网络模块，得到可运行的“数据仿真车”；

**第三步，标定参数优化：**使用人工标定参数可视化验证虚拟环境与真实环境的一致性；使用 REVIVE 系统中的策略模型训练功能，得到优化后的标定参数；

**第四步，标定参数验证：**使用优化后的标定参数在虚拟环境中验证，人工评估有效后，进行实车验证实验。若达到预期，标定结束，否则加入新的实车验证数据后返回第二阶段继续。

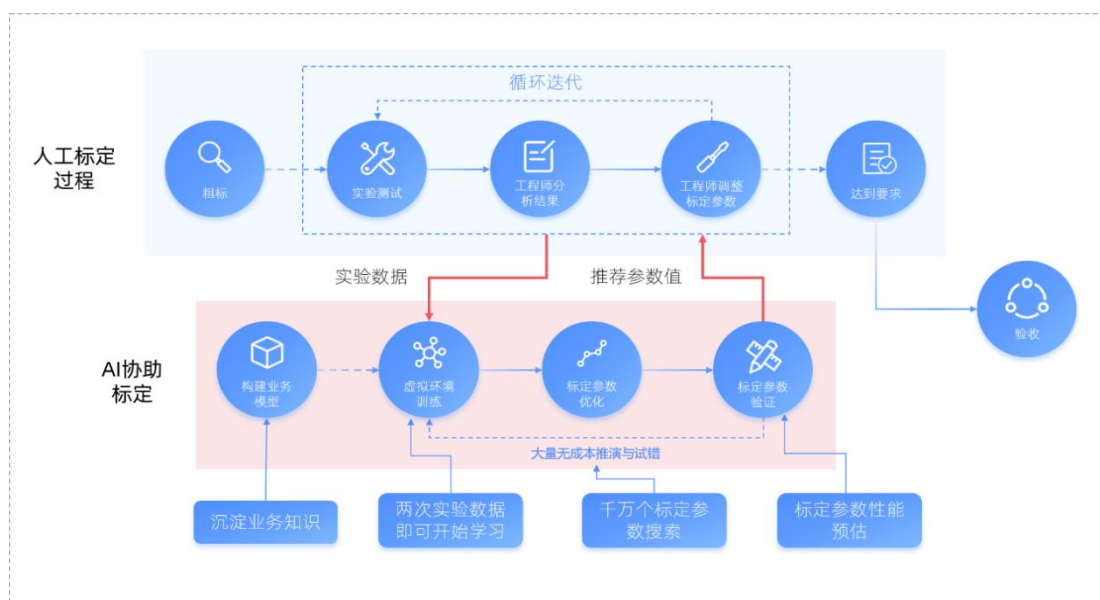


图 3. 标定过程与 AI 协助标定流程

## 我们的案例

### 案例一：发动机整车排放标定

应用核心技术，即利用 REVIVE 算法工具包，对发动机的 ECU 参数进行优化，得到比人工标定更优的结果，即使得汽车尾气排放量得到显著下降。

发动机标定一般分为台架标定和整车标定两个部分。此案例主要针对后者。

发动机整车排放标定，是在发动机装车后，进行发动机与整车的匹配工作，根据整车排放水平对发动机控制参数进行调整，让车辆满足国家排放法规。这种调整是在发动机台架标定基础之上的调整。

该案例遵循 WLTC 循环进行 1800s 的整车转鼓实验，利用几组人工标定的 ECU 参数采集到的排放数据和整车状态数据进行建模，并将优化后的 ECU 参数返回实车验证的过程。

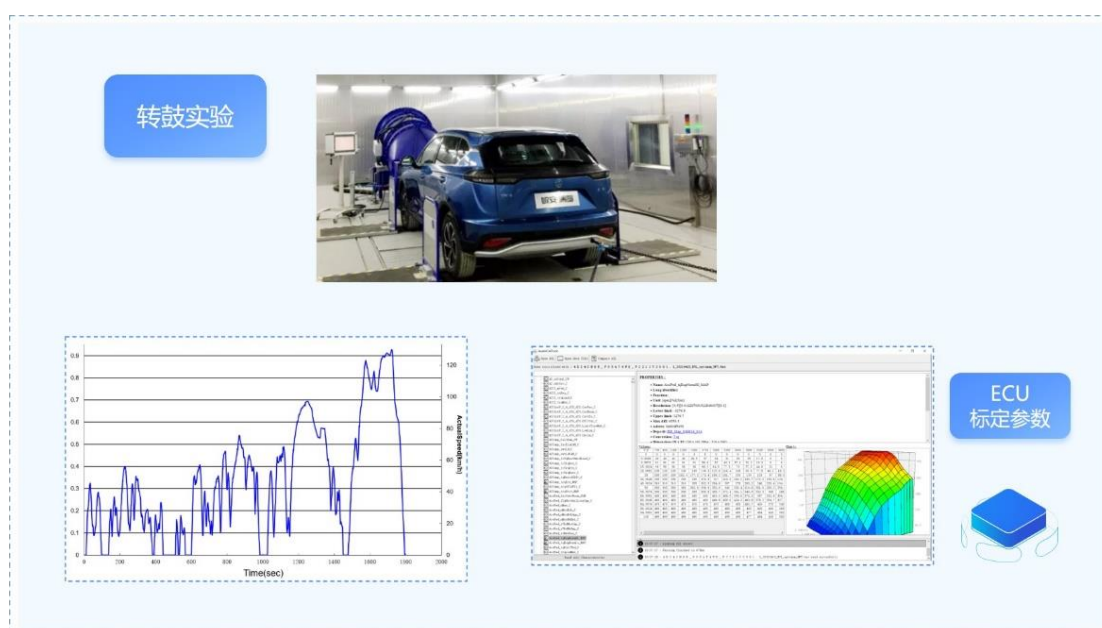


图 4. 转鼓实验场景、速度曲线与标定参数示意图

## 1) 第一阶段：构建业务模型

### 1.1 业务模型流程图

根据对业务逻辑的理解，结合数据进行分析，把汽车内部与排放相关的交互作用系统抽象成了一个图模型，图中的节点即代表各个模块，也就是强化学习中的“智能体”。在汽车发动机标定的案例中，我们抽象出了司机动作、发动机 ECU 单元、电控信号，和排放系统这几个模块，这几个模块的交互作用会改变发动机的状态。从图中可看出，对 ECU 参数的调节，就会在整个图中传递一种改变，而这种改变最终影

响到尾气的排放，通过这种方式就能够模拟真实的汽车系统中发动机和排放的交互关系。

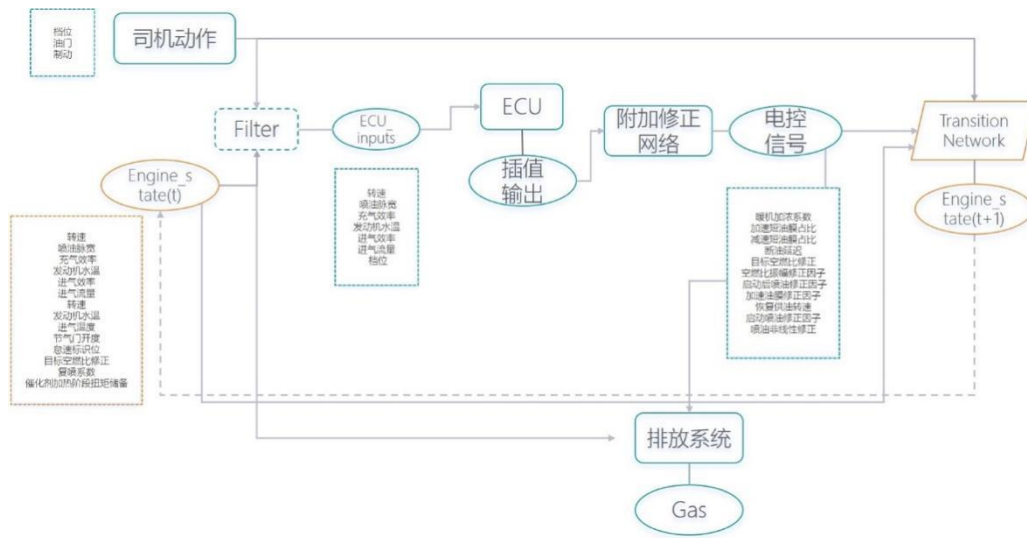


图 5. 排放标定业务逻辑流程图

## 1.2 REVIVE 决策流图

下图是业务模型流程图在 REVIVE 中的具体化，即 graph，各节点对应着不同的模块，带有箭头的连线代表着模块之间的相互作用，箭头方向表明了输入/输出关系。

graph 就代表了构建出的“虚拟环境”模型，我们用历史数据（1800s 转鼓试验得到的采集数据）来训练这个环境，使其尽可能接近真实环境中的情况。

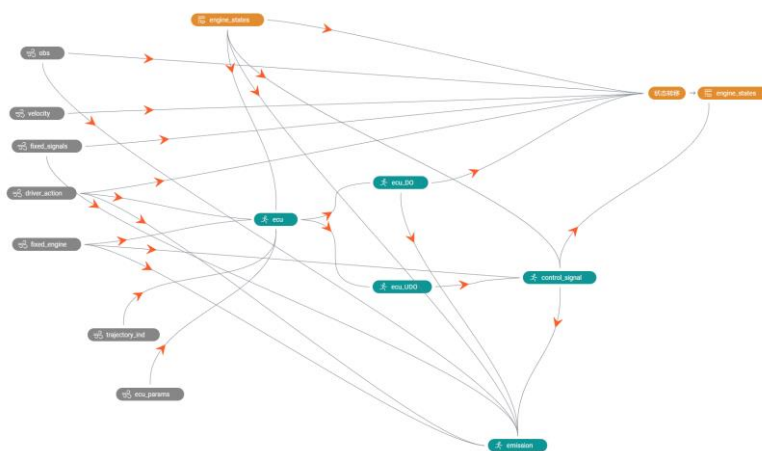


图 6. REVIVE 决策流图





## 2) 第二阶段：虚拟环境学习

导入转鼓实验 1800s 秒采数据：包括排放数据、汽车工况数据、发动机状态数据、电控单元参数在实验过程中的采样值等

图 7. 秒采数据示意图

ECU 标定参数：

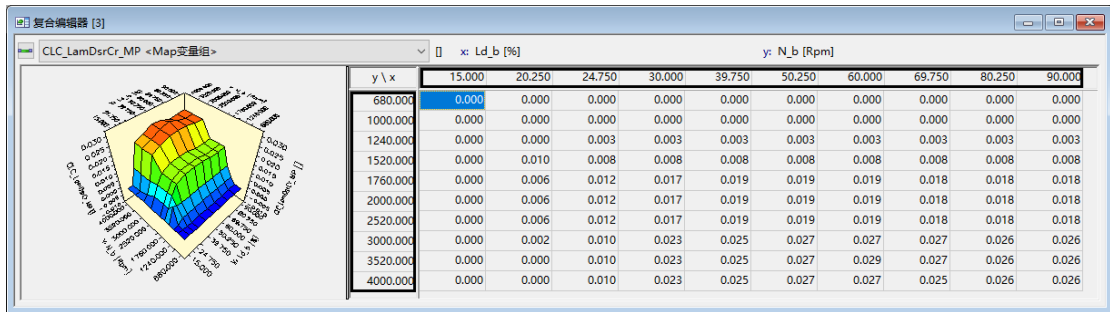


图 8. ECU 标定参数示意图

使用 REVIVE 系统中的环境模型训练功能，训练控制逻辑图中所有的神经网络模块，得到可运行的“数据仿真车”。

## 3) 第三阶段：发动机标定参数优化

### 3.1 使用人工标定参数可视化验证虚拟环境与真实环境的一致性

训练出的虚拟环境模型进行 1800s 推演测试的结果如下：即给定初始状态，让环境模型自己去生成 1800s 的排放数据，并与真实的排放数据进行对比。

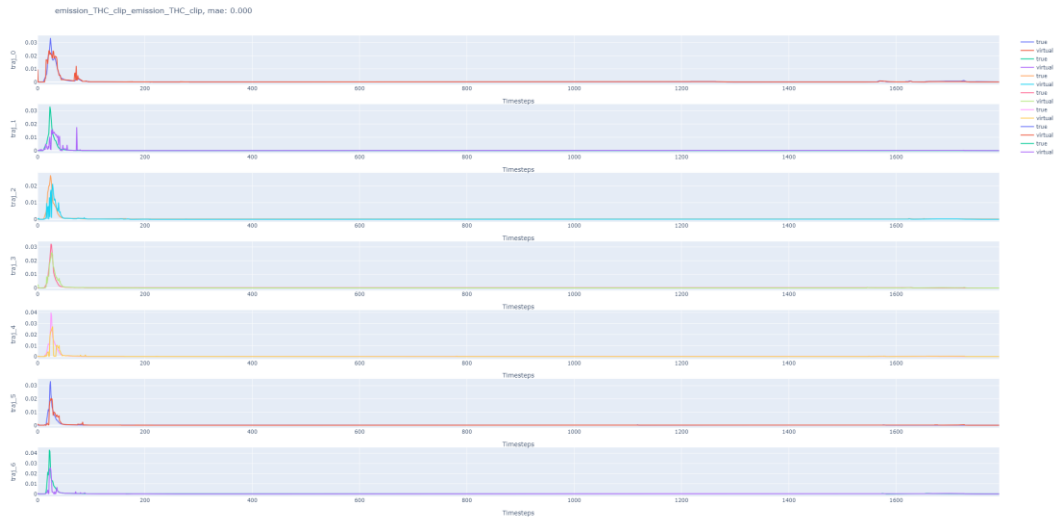


图 9. THC 排放模拟与真实数据对比



图 10. NOx 排放模拟与真实数据对比





图 11. CO 排放模拟与真实数据对比

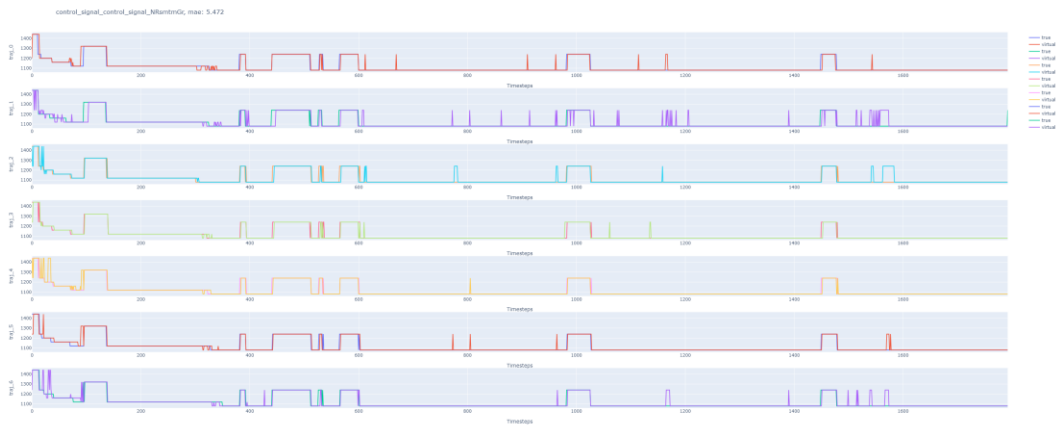


图 12. 控制信号 NRsmtmGr 模拟与真实数据对比

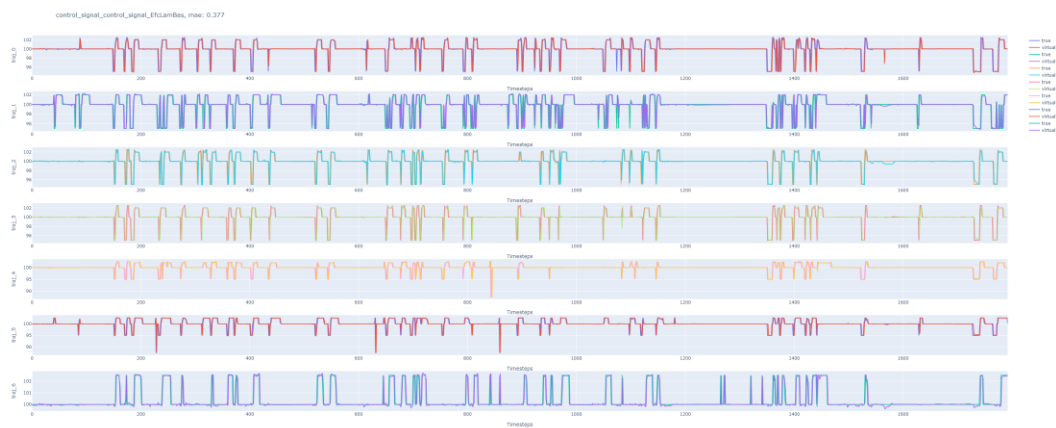


图 13. 控制信号 EfcLamBas 模拟与真实数据对比



图中不同颜色的曲线分别代表虚拟环境和真实环境的推演曲线，虚拟环境的推演曲线是由虚拟环境模型生成的，真实环境的曲线由历史数据得到。可以看出，虚拟环境对真实环境的拟合效果较为良好，也就能说明，训练出来的虚拟环境模型能够较为准确地模拟实车排放以及内部系统交互的情况。

### **3.2 使用 REVIVE 系统中的策略模型训练功能，得到优化后的标定参数**

在完成虚拟环境测试之后，下一个流程就是在虚拟环境中进行策略优化。

发动机标定策略用插值函数表达（一维的 curve 或二维的 map），策略优化就是通过算法优化插值函数的参数，并不断在虚拟环境中迭代测试，最终使得发动机在优化出的新策略下的排放低于人工标定出的策略。

## **4) 第四阶段：发动机标定策略优化**

### **4.1 优化后的策略在虚拟环境中的测试表现**

首先用优化后的策略在模拟环境中进行测试，同样也是 1800s 的 rollout 测试，分别让使用专家策略的智能体和使用优化策略的智能体在虚拟环境中 rollout，即得到下图中两种不同颜色的曲线。蓝色代表专家策略，红色代表我们优化后的策略，对比两种策略对应的尾气排放量，可以看到优化后策略的排放明显低于专家策略的排放。



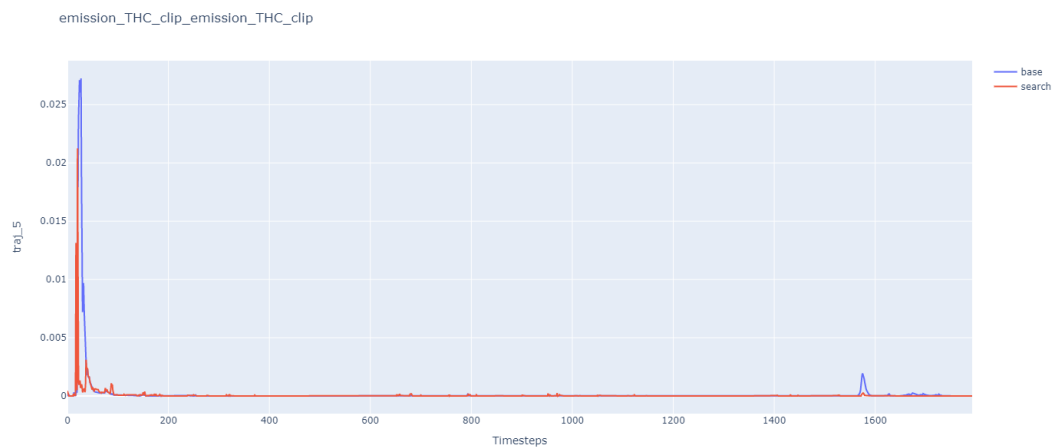


图 14. THC 排放优化前（蓝色）后（红色）对比

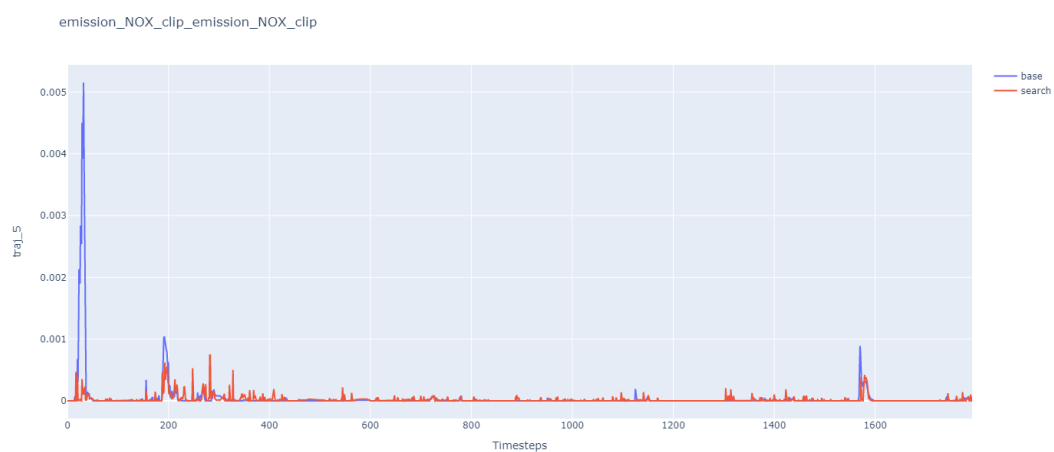


图 15. NOX 排放优化前（蓝色）后（红色）对比

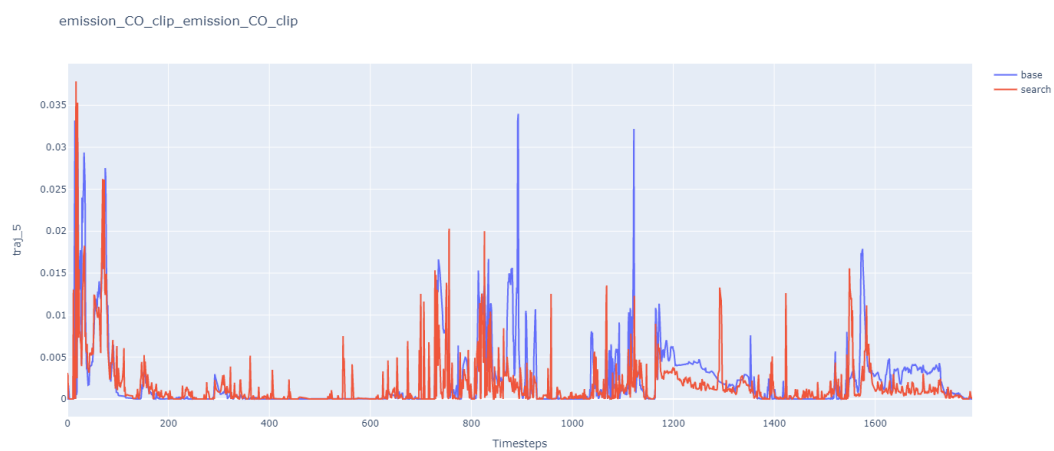


图 16. CO 排放优化前（蓝色）后（红色）对比





## 4.2 优化后的策略在实车测试中的表现

优化后的策略进行实车测试，用新的策略更新 ECU 单元的插值参数，在标准环境下进行 1800s 转鼓实验。测试发现，本案例中两次迭代得到的新策略所产生的排放都低于法规限制和工程目标，相比于业务方标定结果，也有明显降低，尤其是经过了第二轮迭代后，排放数值实现了大幅降低。说明我们利用 REVIVE 等技术进行智能决策，得到的参数方案相比于传统的人工标定，有着显著优势。



气体(单位 mg/km)	NOx	CO	THC
目标值	42	490	70
对照组参数	16.33	51.32	101.20
	16.76	51.46	89.90
南栖输出参数 (第一次)	19.54	59.25	55.98
	19.95	59.06	58.21
南栖输出参数 (第二次)	16.61	49.80	44.27
	13.66	36.50	44.45

图 17. 优化后 ECU 参数测试示意图与测试结果

## 案例二：混动标定

随着法规对内燃机的收紧且受制于动力电池的技术瓶颈，混动已成为当前及未来一段时间“过渡期”的刚需。

目前国内主流的混动方案是双电机串并联系统：P0 架构成本最优，但节油率也最低；P2 各项指标处于中庸水平，高低压均可开发，扩展性好，但单电机很难兼顾驱动和回收；综合性能考量下串并联较好。

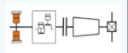

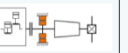

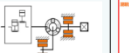

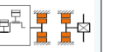
	P0架构	P1架构	P2架构		功率分流	串并联	串联
							
混动类型	48V BSG	48V ISG	48V ISG	HEV	HEV	HEV	REEV
成本优势	★★★★★	★★★★☆	★★★★	★★★	★★	★★☆	★★★
节油率	★	★★	★★☆	★★★★	★★★★★	★★★★★	★★★★
结构复杂度优势	★★★★★	★★★★	★★★☆	★★★	★★	★★★	★★★☆
驾驶性	★	★★	★★	★★★★☆	★★★★★	★★★★★	★★★★★
动力性	★	★★	★★	★★★★★	★★★★★	★★★★★	★★★
NVH性能优势	★★★	★★★	★★★☆	★★★★☆	★★★★	★★★★	★★★★★
重量优势	★★★★★	★★★★☆	★★★★	★★★	★★★☆	★★★☆	★★★

图 18. 混动架构对比——引自《混合动力汽车整车能量管理策略--江铃汽车》

串并联系统主要包含：1.发动机（内燃机）、2.电混系统、3.电池组、4.控制系统。

其中，发动机、电混系统、电池组等硬件决定了混动系统性能的上限，但软件层的控制系统决定了硬件的实际发挥程度。

控制系统是智能执行器，也被称为混动系统的“大脑”。它主要负责的控制内容包括：1.发动机启停、2.发动机输出扭矩、3.混动模式切换等。

该案例场景为 WLTC 循环进行 1800s 的整车转鼓实验，通过调整控制系统 ECU 中的相关参数，在不同工况下采集得到油耗、发动机工况及整车工况数据。业务目标为通过 REVIVE 求解使得混动系统在 WLTC 循环下油耗更低的标定。

其中，双电机串并联混动系统主要包含：发动机、M1 电机、M2 电机、电池、离合器、能量回收组（减速器）。与混动系统相关联的还包含有：驾驶员踏板模块、卡钳模块。

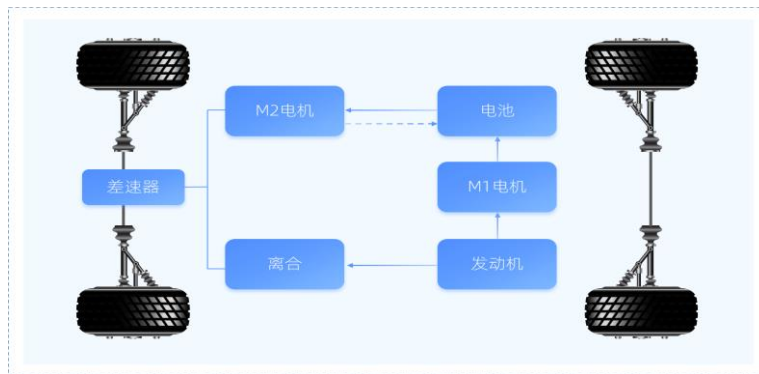


图 19. 混动架构

### 1) 第一阶段：构建业务模型

结合业务工况数据并与客户相互了解沟通后，我们在 REVIVE 中针对串并联混动系统深度定制了一套解决方案。该方案按照业务背景 1:1 还原了混动系统。它包含了串并联混动系统主要的功能模块，并梳理了各模块的输入与输出，及各模块的拓扑关系：

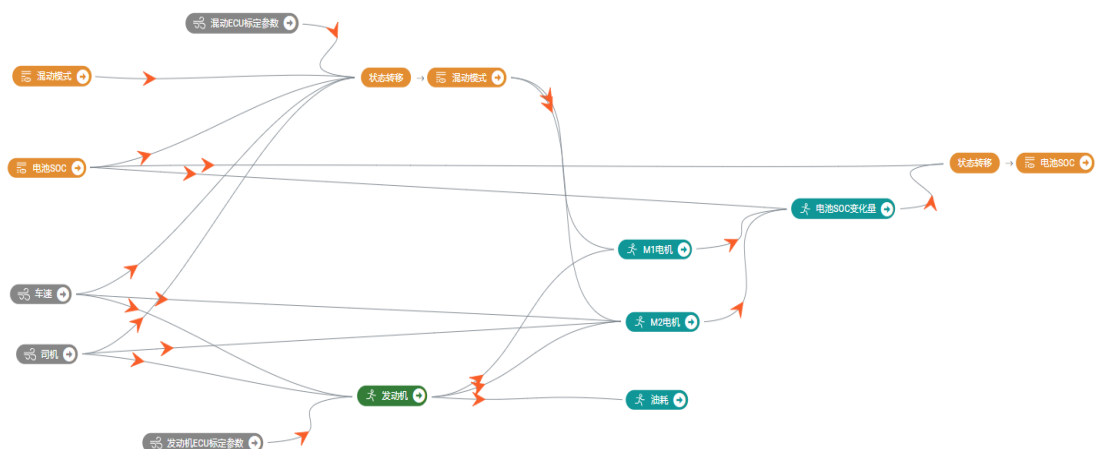


图 20. 混动模式控制的决策流图





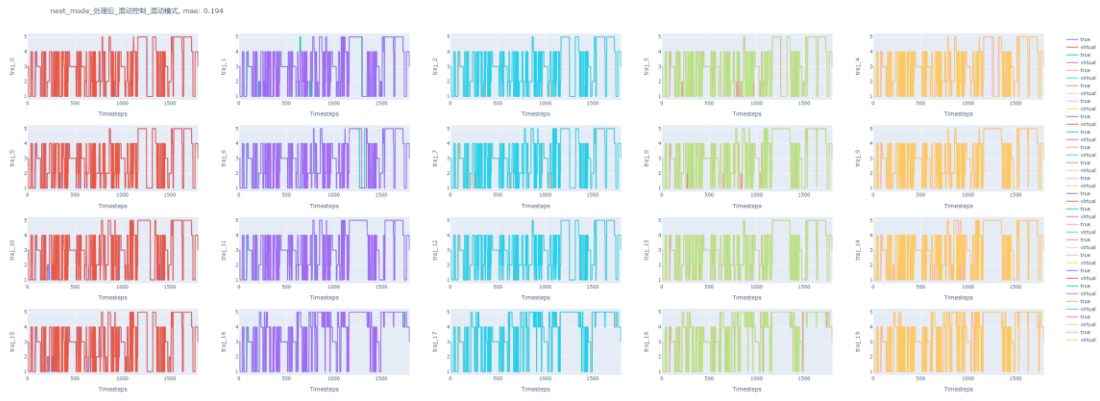


图 22. 混动模式模拟与真实数据对比

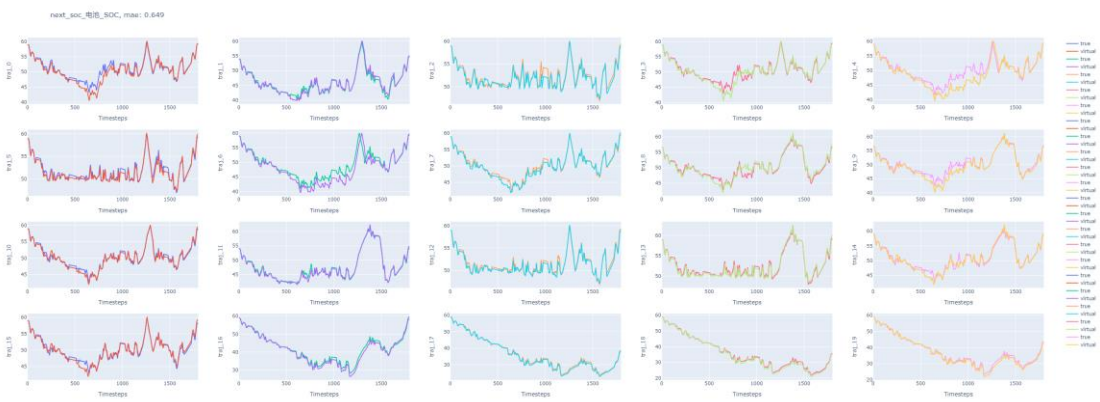


图 23. 电池电量 SOC 模拟与真实数据对比

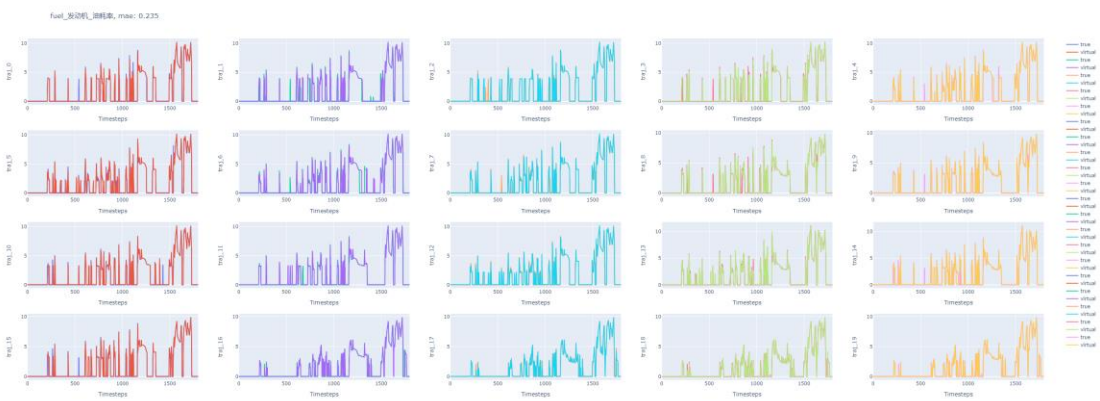


图 24. 油耗率模拟与真实数据对比





### 3.2 使用 REVIVE 系统中的策略模型训练功能，得到优化后的标定参数

在完成虚拟环境测试之后，根据设定好的项目目标——在满足终点电量变化约束的条件下降低油耗，REVIVE 系统自动进行下一个流程，即在虚拟环境中进行策略优化。

发动机混动标定策略由插值函数以及模式切换策略组成。策略优化就是通过算法优化插值函数以及模式切换策略的参数，并不断在虚拟环境中迭代测试，最终使得优化策略的油耗在满足电量约束下低于客户历史最优的标定策略。

## 4) 第四阶段：混动标定参数验证

### 4.1 优化后的策略在虚拟环境中的测试表现

REVIVE 系统优化得到的策略在模拟环境中复现 1800 秒 WLTC 试验，并在虚拟环境中复现专家策略，从而进行比较。下图中红色代表 REVIVE 优化策略，蓝色代表专家策略。可以看到 REVIVE 的优化策略在中低速时电机参与更多，在中高速时发动机参与更多，总体上油耗更低！



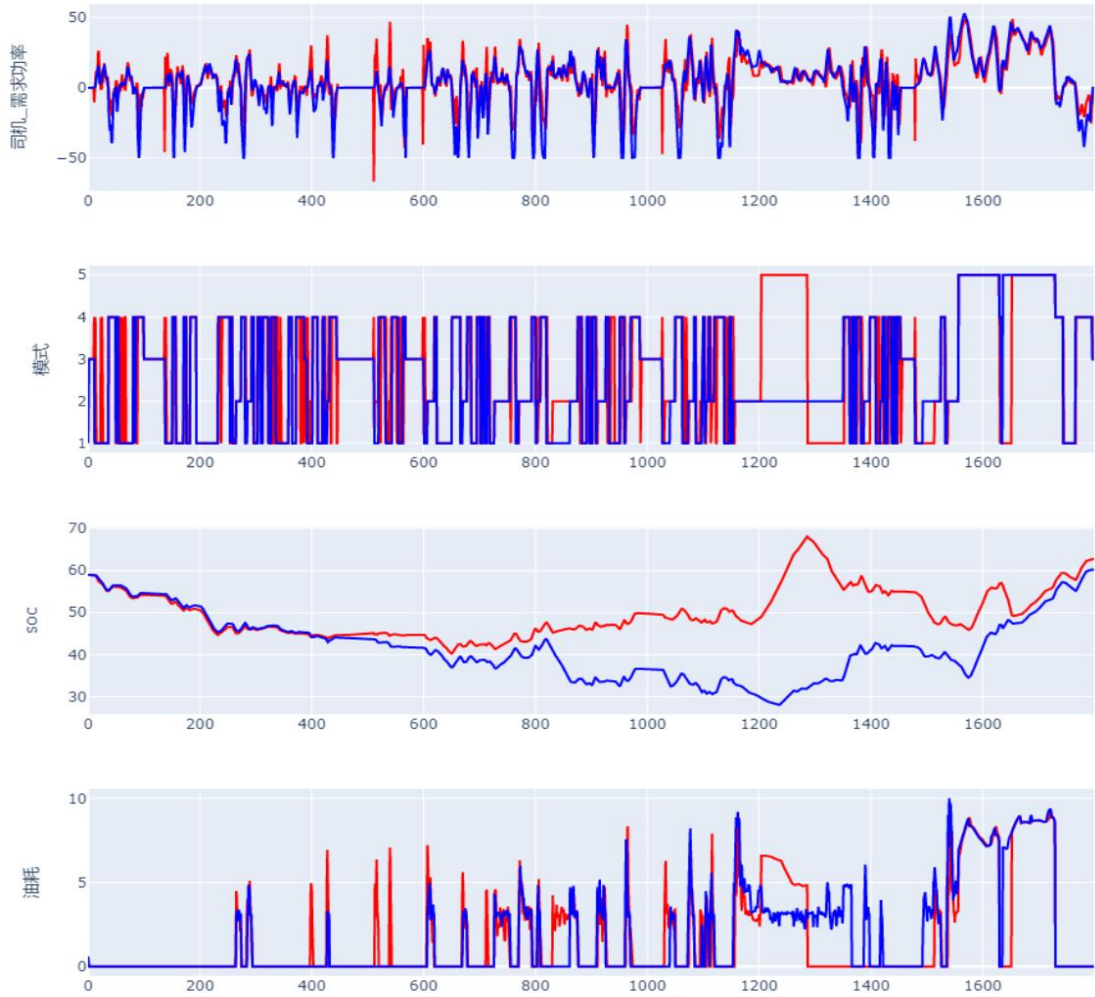


图 25. 混动模式优化前（蓝色）后（红色）对比

#### 4.2 优化后的策略在实车测试中的表现

我们在 REVIVE 中针对混动控制系统中特有的行业属性，定制开发了关于发动机启停、发动机输出扭矩、驱动模式切换等插值标定功能模块。在此基础上，REVIVE 通过强化学习核心技术优化控制标定系统。其具体优化表现如下：



	起点电量	终点电量	油耗
对照策略	59	59	4.68
南栖策略	59	59	4.56

图 26. 混动模式优化油耗测试对比

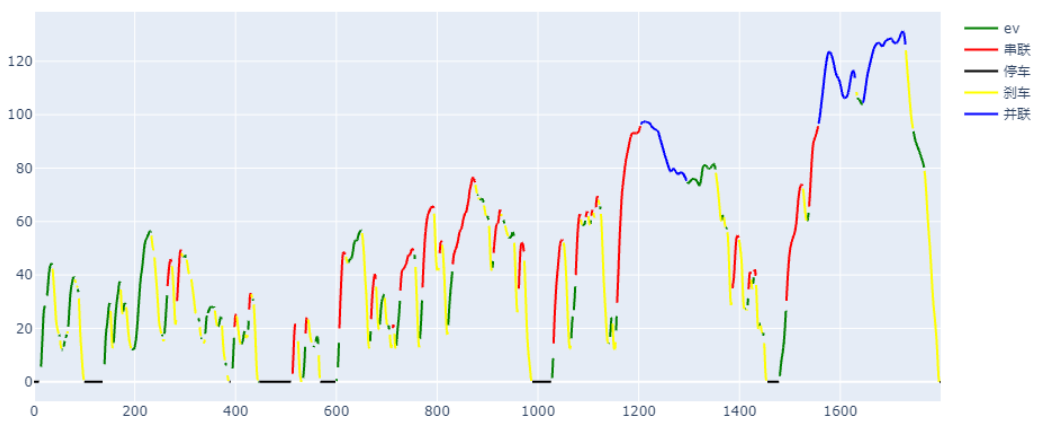


图 27. REVIVE 优化后的模式选择

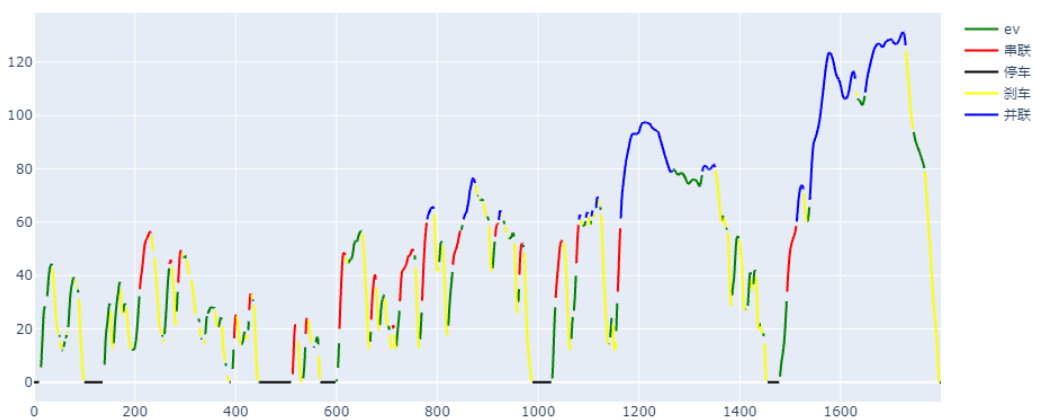


图 28. 基准（客户历史最优标定策略）模式选择



通过图 27、28 的对比可见：

1. 优化策略在中高速 (60km-90km) 的加速阶段串联参与更多, 而并联参与更少。  
在优化策略中, 由发动机直驱的并联模式只在高速巡航的时候参与。
2. 优化策略在前期中低速阶段主要由 EV 模式参与。
3. 在优化策略中, 串联、并联的分布更清晰, 且模式切换的频率较基准更低。

整体上, REVIVE 优化起点电量相同且满足终点电量及全局电量的约束下, 通过更合理得利用电池电量容量、且更高效得利用发动机最优工况特性, 使得整车在 WLTC 实验中取得更低的油耗。REVIVE 混动标定系统定制化产品基于控制标定策略将发动机燃烧的每一滴油都发挥其最大能效, 助力整车将性能发挥至硬件的天花板!

#### 参考文献

[AAAI 2019] Jing-Cheng Shi, Yang Yu, Qing Da, Shi-Yong Chen, and An-Xiang Zeng. Virtual-Taobao: *Virtualizing real-world online retail environment for reinforcement learning*. In: **Proceedings of the 33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI' 19)**, Honolulu, HI, 2019.

[KDD 2019] Wenjie Shang, Yang Yu, Qingyang Li, Zhiwei Qin, Yiping Meng and Jieping Ye. *Environment reconstruction with hidden confounders for reinforcement learning based recommendation*. In: **Proceedings of the 25th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'19)**, Anchorage, AL, 2019.

[NIPS 2020] Tian Xu, Ziniu Li, Yang Yu. *Error bounds of imitating policies and environments*. In: **Advances in Neural Information Processing Systems 33 (NeurIPS'20)**, Virtual Conference, 2020.



## 关于南栖：

南栖仙策是南京大学人工智能创新研究院技术孵化企业，专注强化学习智能决策领域，拥有深厚的原创研发能力，南栖参与的研究成果发表在 NeurIPS、ICLR 等人工智能国际顶级会议上，获得了 2021 ICAPS 决策类算法竞赛全球冠军，已拥有 30 余项知识产权。

南栖在国际上率先突破了数据驱动模拟技术，解决了近 20 年的复合误差理论障碍、首先将因果学习引入模拟环境建模，实现了“零试错”强化学习，极大地降低了智能决策技术的应用门槛。南栖独创的决策学习方式，区别于市场主流的监督学习和强化学习方式，真正能从数据中回答“怎么做”的问题，从而能迅速在实际业务中落地，并在多种业务场景中得以验证。

南栖仙策创新前沿技术，落地客户价值，致力于在广泛的业务中释放人工智能的决策力量，成为人工智能工业革命的领导者。







官方微信

电话:025-87182030

网址:polixir.ai

商务合作:business@polixir.ai

科研事务:research@polixir.ai

人力招聘:hr@polixir.ai

一般事务:contact@polixir.ai

地址:南京市江宁区总部基地32幢17层