

域自适应目标检测算法



团队介绍

智能处理器研究中心

- 中心百人团队开展人工智能和计算机体系结构的前沿交叉探索：

研究方向

- 智能算法（深度学习、强化学习等）
- 智能处理器体系结构
- 智能编程及编译技术
- 分布式智能计算
- 集成电路设计

合作导师

陈云霄 中科院计算所研究员，博导
国际上率先开展深度处理器的基础研究，研制了国内首个深度学习处理器芯片，被Science杂志评价为智能芯片“公认的引领者”和“先驱”



部分荣誉和奖励：中国青年科技奖、首届全国创新争先奖（**最年轻的入选者**）、首届国家自然科学基金“优青”（**最年轻的入选者**）、首届国家万人计划“青年拔尖人才”（**最年轻的入选者**）、首届军委科技委国防科技卓青（**最年轻的入选者**）、中国科学院青年科学家奖、中国计算机学会青年科学家奖、中国计算机学会科学技术一等奖、国家自然科学基金“杰青”

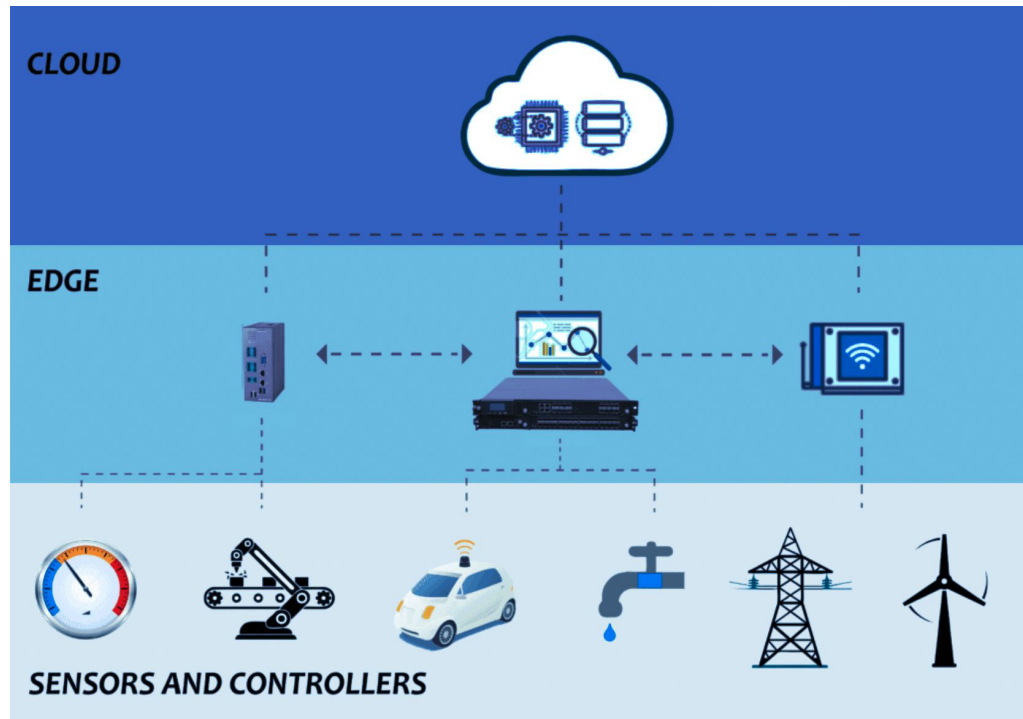
边缘端计算场景

边缘端

- 边缘AI就是要让训练完成的模型可以直接在嵌入式设备中脱网运行和推理，从而使其更具有自主性

边缘端特性

- 自主性：脱网运行，自适应调节；
- 多样性：适应多样化的第三方场景；
- 高效性：响应时间短，传输带宽高。



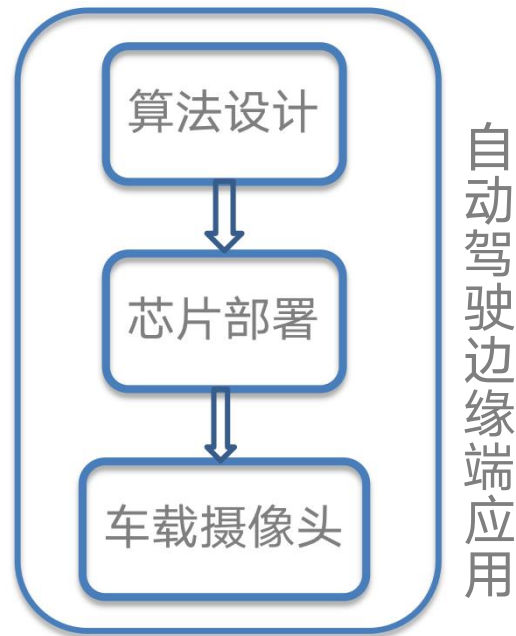
边缘端计算场景

边缘端应用

- 自动驾驶 / 智能网联车
- 虚拟现实 / 增强现实
- 智能家居 / 智慧城市

边缘端应用难点

- 为了实现自动驾驶中的车载摄像头检测
- 算法解决方案：需要考虑真实场景数据的复杂性
- 算法部署方案：将算法解决方案在满足性能和精度的条件下部署到芯片上



边缘端检测算法解决方案

“域自适应”目标检测算法

Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

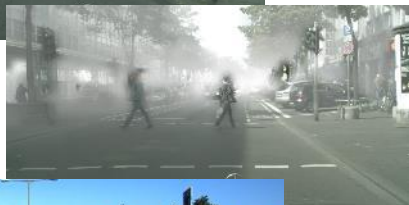
Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

域自适应 背景

- 现有机器学习任务基于训练数据集与测试数据集具有相同的分布，在实际应用中往往无法满足
- 建立与实际应用场景数据分布完全一致的训练数据集难度与开销较大



源域 → 目标域



域自适应 背景

域自适应任务：

- 假设：有包含标注数据的源域，以及无标注数据的目标域，源域和目标域的分布相似但存在差异。
- 目标：在不需要目标域标注信息的前提下，训练一个能在目标域上效果良好的模型。

现有方法：

- 设计分布差异度量函数，最小化源域和目标域在特征空间中的域分布差异

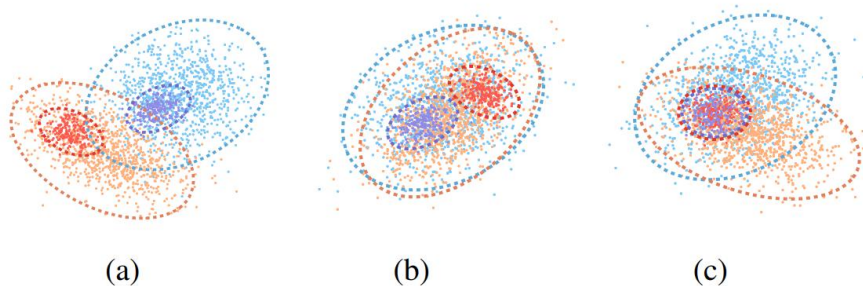
Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

方法动机

- 现有方法没有区分不同特征对于源任务的域一致性以及域特异性，将全部特征看作一个整体进行特征对齐，而无法保证域一致性特征对齐，不利于迁移任务。



域一致性特征：轮廓，车灯，车轮
域特异性特征：颜色，角度，雾（边缘模糊）



- (a) 源域及目标域原始特征分布
- (b) 整体特征对齐，而域一致性特征未对齐
- (c) 理想的域自适应对齐：域一致性特征对齐

Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

模型的运动模式

- 从模型本身思考特征的域一致性
- 考虑一个全连接层的前向过程：

$$y = f(Wz)$$

$W: n \times m$ 实矩阵, $f(\cdot)$: 激活函数

- 对 W 矩阵进行奇异值分解:

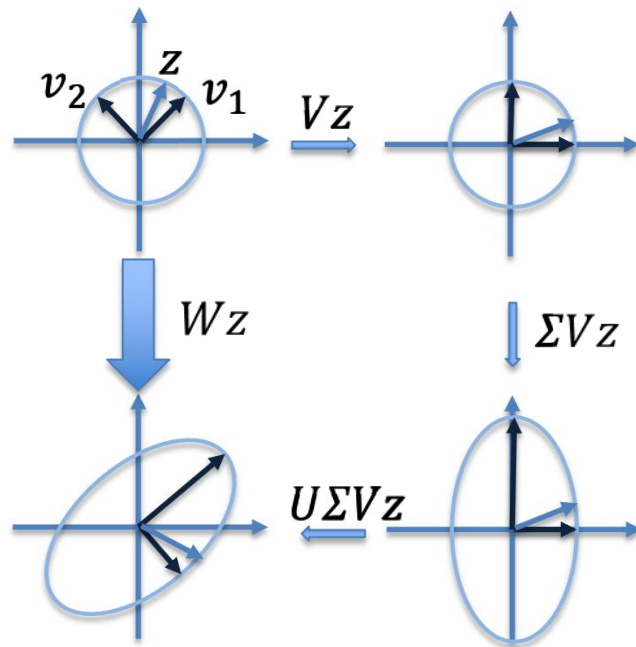
$$W = U\Sigma V$$

$U, V: m \times m, n \times n$ 维度的实矩阵

$\Sigma: m \times n$ 实对角矩阵 (W 的奇异值)

- 模型的运动模式:**

W : 对输入向量以 V 和 U 方向旋转, 以及对对应正交基方向上尺度为 Σ 的缩放(如果 $n \neq m$ 还包含投影)。



Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

模型的运动模式

- **深度神经网络：**

对于输入特征分布的一系列运动，让这些特征移动到有利于下游任务的特征空间上。

- **迁移任务：**

利用源域的特定下游任务标注学到的运动可以由两类方向，一种指向具有域一致性的特征空间方向，另一种指向域特异性的特征空间方向。

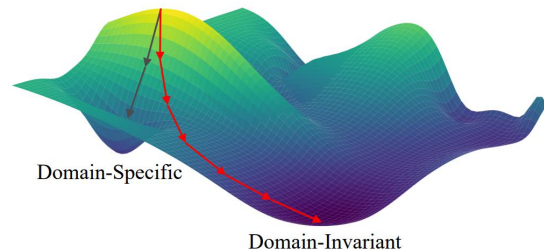
- **举例：在源域为晴朗天气的数据，目标域为雾天数据的情况下：**

域一致性方向：如物体的大致边缘、轮廓，组成部件

域特异性方向：如物体是否有清晰的边界，饱和度高的颜色

Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

域特异性抑制(Domain-Specific Suppression)



- **域自适应目标:**

抑制反向传播中指向域特异性方向的梯度。在排除掉这部分梯度之后网络才能更好地在域一致性方向上学习与下游任务相关的高层特征。

- **估计域特意性梯度方向**

- 首先在源域上训练一个收敛的模型，这个模型所表示的运动已经收敛到了一个具有较强域特异性的局部最优点。
- 加入无标注的目标域数据后，模型参数方向中的域特异性方向将远大于梯度方向中的域特异性方向，可以用模型当前的方向估计域特异性方向。

Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

域特异性抑制(Domain-Specific Suppression)

$$W_i^{t+1} = W_i^t - \eta * \left(\frac{\partial L}{\partial W^t} - \lambda < \frac{\partial L}{\partial W^t}, \frac{W^t}{\sqrt{\|W^t\|_2^2}} > \cdot \frac{W^t}{\sqrt{\|W^t\|_2^2}} \right)$$
$$= W_i^t - \eta * \left(\frac{\partial L}{\partial W^t} - \lambda < \frac{\partial L}{\partial W^t}, W^t > \cdot \frac{W^t}{\|W^t\|_2^2} \right)$$

- 梯度更新过程示意图

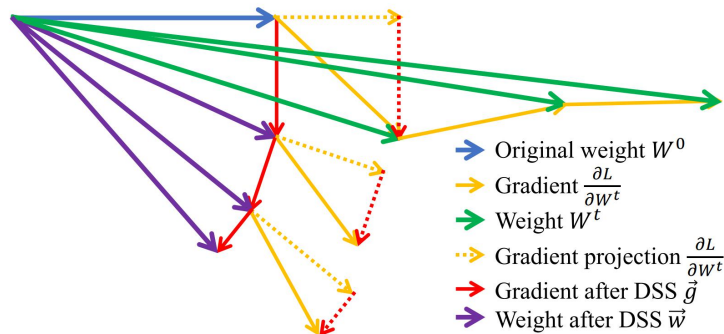
蓝色：初始梯度，估计的域特异性方向。

绿色：原始训练过程中的权重更新

黄色：DSS后反传的梯度

($\lambda = 1$ 时，完全减去梯度在权重方向上的投影)

紫色：DSS后训练过程中的权重更新



Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

Frobenius Norm

- 即插即用的简化
- 假设网络A的权重矩阵 $\Omega = \{\omega_i\}$ ，在前传过程中，不直接使用 Ω ，而是对保存的 Ω 做一个F范数的标准化 $\tilde{\Omega} = \frac{\Omega}{\|\Omega\|}$ 后进行前传。梯度反传过程如下：

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial \omega_i} &= \frac{\partial L}{\partial \tilde{\omega}_i} \frac{\partial \tilde{\omega}_i}{\partial \omega_i} + \sum_{j \neq i} \frac{\partial L}{\partial \tilde{\omega}_j} \frac{\partial \tilde{\omega}_j}{\partial \omega_i} \\ &= \frac{\partial L}{\partial \tilde{\omega}_i} \left(\frac{1}{\sqrt{\|\Omega\|_2^2}} - \frac{\omega_i^2}{(\sqrt{\|\Omega\|_2^2})^3} \right) \\ &\quad + \sum_{j \neq i} \frac{\partial L}{\partial \tilde{\omega}_j} \left(-\frac{\omega_i \omega_j}{(\sqrt{\|\Omega\|_2^2})^3} \right) \\ &= \frac{1}{\sqrt{\|\Omega\|_2^2}} \frac{\partial L}{\partial \tilde{\omega}_i} - \frac{1}{\sqrt{\|\Omega\|_2^2}} \tilde{\omega}_i \sum_j \frac{\partial L}{\partial \tilde{\omega}_j} \tilde{\omega}_j\end{aligned}$$

Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

Frobenius Norm

$$\frac{\partial L}{\partial \Omega} = \frac{1}{\sqrt{\|\Omega\|_2^2}} \frac{\partial L}{\partial \tilde{\Omega}} - \frac{\tilde{\Omega}}{\sqrt{\|\Omega\|_2^2}} < \frac{\partial L}{\partial \tilde{\Omega}}, \tilde{\Omega} >$$

$$\Omega^{t+1} = \Omega^t - \eta * \frac{\partial L}{\partial \Omega^t}$$

$$\tilde{\Omega}^{t+1} = \frac{\Omega^t}{\sqrt{\|\Omega^t\|_2^2}} - \eta * \frac{1}{\|\Omega^t\|_2^2} \left(\frac{\partial L}{\partial \tilde{\Omega}^t} - \tilde{\Omega}^t < \frac{\partial L}{\partial \tilde{\Omega}^t}, \tilde{\Omega}^t > \right)$$

F-Norm

$$\begin{aligned} W_i^{t+1} &= W_i^t - \eta * \left(\frac{\partial L}{\partial W^t} - \lambda < \frac{\partial L}{\partial W^t}, \frac{W^t}{\sqrt{\|W^t\|_2^2}} > \cdot \frac{W^t}{\sqrt{\|W^t\|_2^2}} \right) \\ &= W_i^t - \eta * \left(\frac{\partial L}{\partial W^t} - \lambda < \frac{\partial L}{\partial W^t}, W^t > \cdot \frac{W^t}{\|W^t\|_2^2} \right) \end{aligned}$$

DSS

$$\|\tilde{\Omega}^t\| = 1,$$

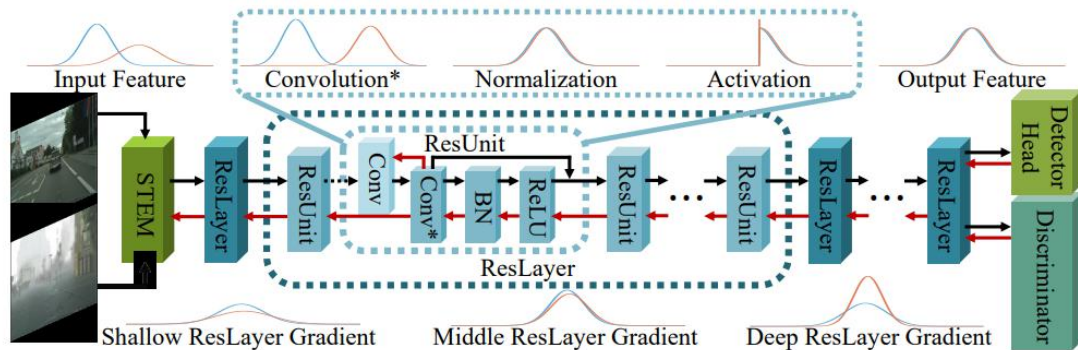
$$\lambda = 1,$$

$$\hat{\eta} = \frac{\eta}{\|\Omega^t\|_2^2}.$$

Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

结构框架

- 将传统检测模型中的卷积层反向传播过程替换为DSS:
- Conv: 原始卷积层参数, Conv*: 经过Frobenius Norm后的卷积层参数



Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

实验结果

- Cityscapes -> Foggy Cityscapes

Methods	Person	Rider	Car	Truck	Bus	Train	Motorbike	Bicycle	mAP
Source Only	17.8	23.6	27.1	11.9	23.8	9.1	14.4	22.8	18.8
DA-Faster[8]	25.0	31.0	40.5	22.1	35.3	20.2	20.1	27.1	27.6
SCDA[47]	33.5	38	48.5	26.5	39	23.3	28	33.6	33.8
DivMatch[20]	35.1	42.1	49.1	30.0	45.2	26.9	26.8	36.0	36.4
Progressive DA[15]	36.0	45.5	54.4	24.3	44.1	25.8	29.1	35.9	36.9
SWDA[35]	32.9	43.8	49.2	27.2	45.1	36.4	30.3	34.6	37.4
HTCN[6]	33.2	47.5	47.9	31.6	47.4	40.9	32.3	37.1	39.8
DSS(Source Only)	46.2	50.5	53.2	25.9	43.4	21.2	33.1	45.0	39.8
DSS(UDA Framework)	42.9	51.2	53.6	33.6	49.2	18.9	36.2	41.8	40.9
Source Only*	42.3	49.9	45.0	23.2	35.4	16.5	32.2	41.5	35.8
DSS(Source Only)*	50.9	57.6	61.1	35.4	50.9	36.6	38.4	51.1	47.8
DSS(UDA Framework)*	50.0	58.6	66.5	36.1	57.1	50.0	44.5	53.0	52.0

Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

实验结果

- KITTI -> Cityscapes (相机参数差异)

Methods	Car mAP
Source Only	34.6
DA-Faster[8]	41.9
HCTN[6]	42.5
SCDA [47]	43.0
DSS(Source Only)	41.6
DSS(UDA Framework)	42.7
Source Only*	39.8
DSS(Source Only)*	42.6
DSS(UDA Framework)*	59.2

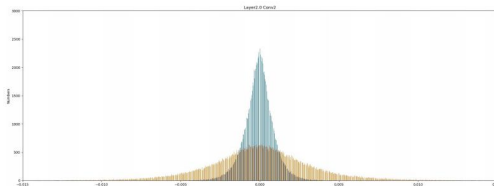
- Sim10K -> Cityscapes (虚拟-现实差异)

Methods	Car mAP
Source Only	34.7
DA-Faster[8]	38.5
SCDA[47]	42.5
Progressive DA[15]	43.9
DSS(Source Only)	42.0
DSS(UDA Framework)	44.5
Source Only*	39.3
DSS(Source Only)*	49.8
DSS(UDA Framework)*	58.6

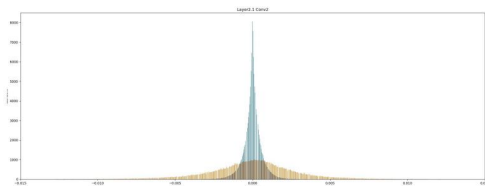
Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

实验结果

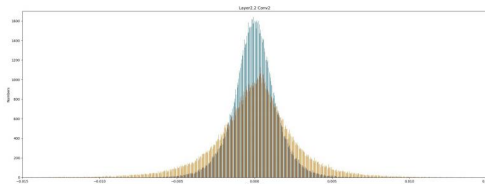
- **训练梯度分布**
- 浅层网络的梯度更新尺度被放大，深层被抑制。
- **现象分析：**
- 浅层更多关于样本本身的特征比如边缘，纹理；深层则更多关注语义信息。
- 网络的迁移能力更多地体现在是否能提取到具有域一致性的浅层基础特征上，而语义信息则本身具有域一致性，无需额外迁移学习。



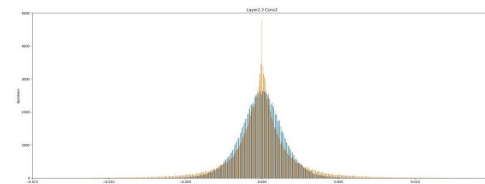
(a)



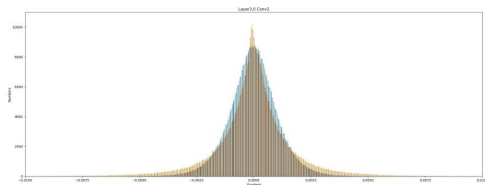
(b)



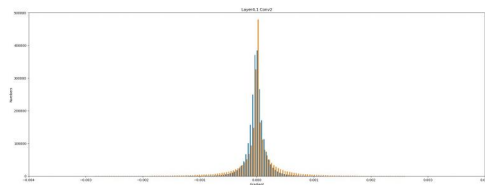
(c)



(d)



(e)

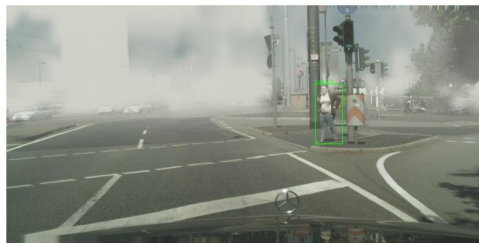


(f)

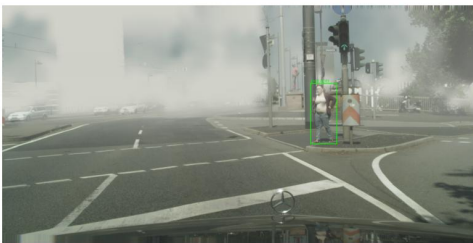
Domain-Specific Suppression for Adaptive Object Detection

实验结果

- Cityscapes -> Foggy Cityscapes:
- 左, 中, 右分别为Faster R-CNN, UDA Faster R-CNN, UDA Faster R-CNN with DSS



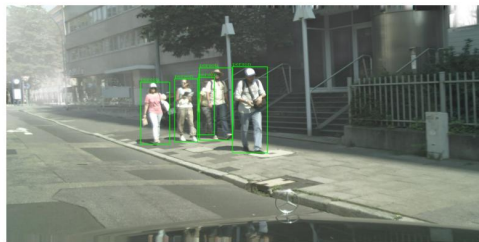
(a)



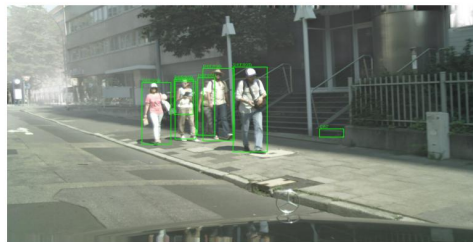
(b)



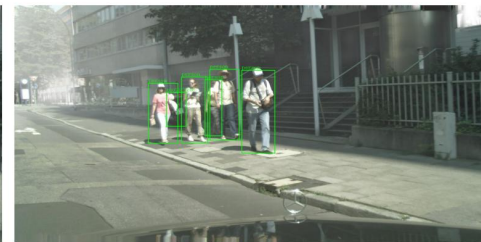
(c)



(d)



(e)



(f)

边缘端算法部署方案

“逐梦杯”芯片科技创新大赛

智能芯片和开源软件赛道

Cambricon
寒 武 纪

赛事介绍 — 国家级、专业指导团队

- ✓ **指导单位：**共青团中央、中华全国青年联合会、中国科学技术协会、工业和信息化部、科学技术部、中国科学院、中国工程院
- ✓ **专家指导委员会：**倪光南院士、邓中翰院士、张旭院士、陈国良院士、黄如院士
- ✓ **主办单位：**中国青年科技工作者协会、中国青年创业就业基金会、共青团江苏省委、江苏省青年联合会、南京市江北新区管理委员会
- ✓ **承办单位：**中国科学院计算技术研究所、江苏省青年科技工作者协会、南京江北新区产业技术研创园



#2 赛道：

智能芯片开源软件

第二赛道奖金设置

智能芯片开源软件赛道总奖金100万

1等奖1名
奖金30万

2等奖2名
每队奖金20万

3等奖3名
每队奖金10万

报名方式

请您登录大赛官方页面，仔细阅读智能芯片开源软件赛道的赛题任务，点击页面中的“我要报名”，进行报名。

立即报名



第二赛道官方专题页



比赛专区

第二赛道赛题介绍

赛题紧贴产业前沿

初赛

计算机视觉领域的 模型移植与精度调优

参赛者自由选取题库中的**15**道深度学习模型，进行智能芯片平台的移植，进行精度的验证和性能的比拼。

决赛

自动驾驶感知环节综合题

参赛者基于提供的参考或自行采集的数据集进行算法开发和训练，并将算法模型集成部署到智能AI边缘端平台，形成完整的解决方案。

寒武纪提供强大比赛支持

环境支持

在报名后，我们会为每一位参赛者/参赛团队下发开发资源，参赛者即刻可登录到开发环境中做题

学习支持

比赛专区实时上传比赛须知和学习指导，开发者社区可获得所有比赛所需学习文档、课程

评测支持

8月中旬，参赛者可以提交初赛数据，在线进行精度与性能的评测，得知自己每道题的排名和总排名

答疑支持

参赛者可以在开发者论坛上就比赛提出各种问题，将会有专业工程师在线答疑

※标有“比赛必看”的文档，是“逐梦杯”比赛智能芯片开源软件赛道的官方学习文档。

MLU产品文档



MLU220-M.2边缘智能加速卡产品手册

1244人已阅读

下载



MLU270-S4智能处理卡产品手册

1051人已阅读

下载



MLU220产品简介

1037人已阅读

下载

“逐梦杯”比赛专区



公告与资源

第一时间发布赛题、赛程、注意事项等内容



技术答疑专区

赛题以及比赛实验平台的任何问题，来这里专家为你答疑



榜单与活动

比赛榜单快速刷新，还有丰富的线上活动等你来

比赛时间规划

初赛

初赛赛期：7月9日-9月17日

初赛开始提交评测：8月16日

初赛报名截止时间：8月31日

初赛结果公布时间：9月24日

报名截止时间8月31日，初赛15个模型优化任选，快叫上小伙伴们，现在报名，开始赢取百万奖金的第一步！

决赛

决赛赛期：9月24日-11月24日

决赛现场答辩

暨颁奖典礼：11月25日-27日



机不可失
码上报名吧

[点击跳转报名页面](#)



THA

让机器更好地理