

哈尔滨工程大学 “交通+” 交叉学科论坛

零碳排放型智能交通模型可循环利用 融合框架研究

**童峥，副教授、博士
东南大学 交通学院**

2022年09月27日

1 研究背景

2 决策级证据融合框架

3 融合框架在交通领域的应用

4 结论与展望

一、研究背景 | 双碳计划与AI的矛盾

- 2020年中国制定了“双碳”计划，旨在倡导绿色、环保、低碳的生活与生产方式；
- AI模型开发占全球碳排放总量2%，我国占其中78.89%；
- 我国采取强有力措施整治比特币，显著降低碳排放；
- 全球缺乏合适的手段减少其他AI模型开发带来的碳排放。

全球行业碳排放分布

■ 发电和供热
■ 交通运输
■ 建筑部门

全球人工智能碳排放分布

Region	Percentage
中国	78.89%
北美	6.81%
欧洲与其他	14.08%

如何在零碳排放或低碳排放前提下，循环使用不同任务的AI模型来完成更多任务？

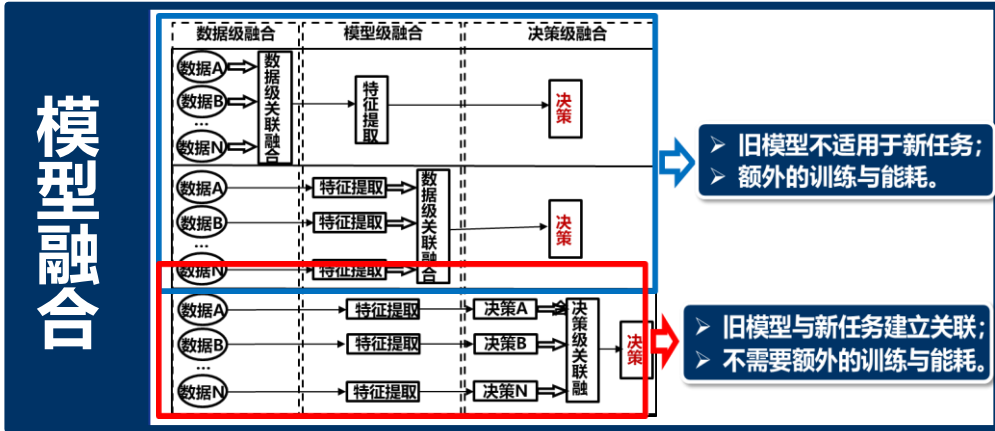
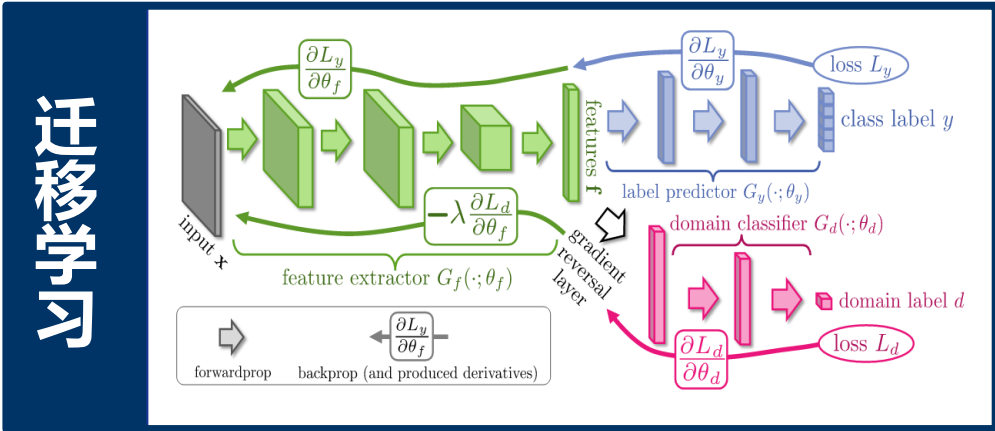
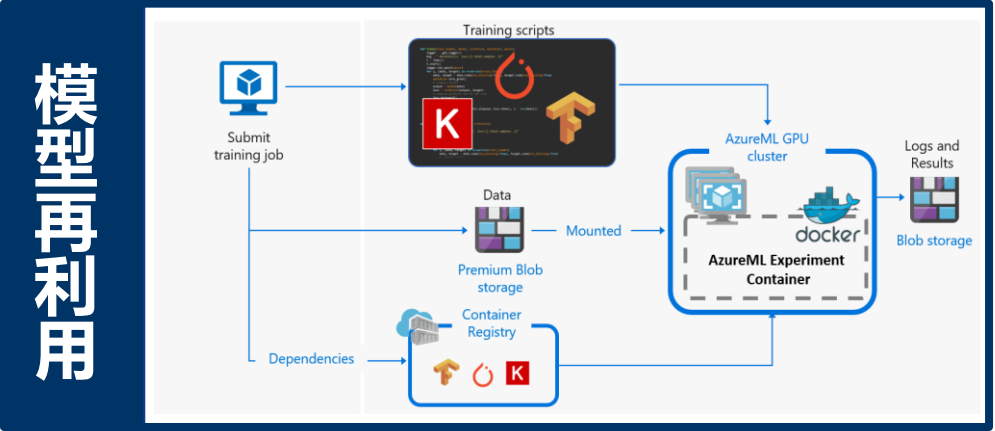
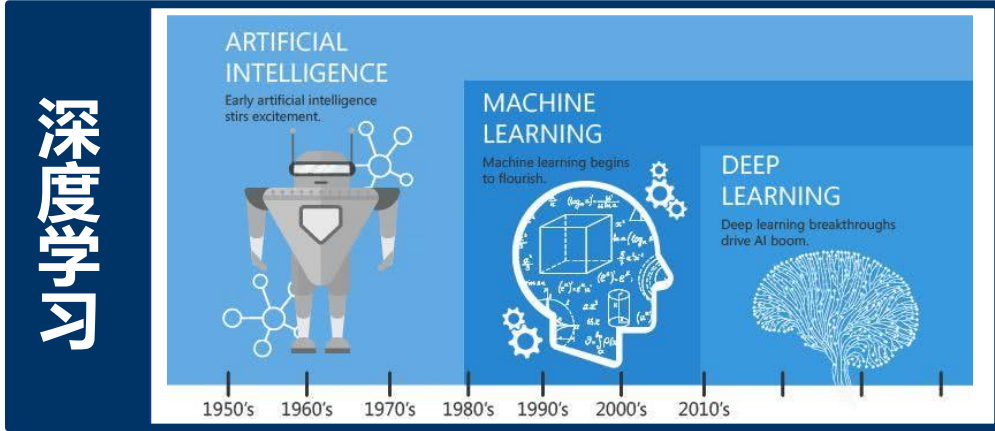
2.0%碳排放源自AI模型

Source: BitcoinEnergyConsumption.com • Get the data • Download image • Created with Datawrapper

开发碳排放分布

一、研究背景 | 深度学习模型循环利用现状

- AI模型开发的碳排放来源于基于GPU与CPU训练的深度学习模型；
- 深度学习模型的循环利用主要包括迁移学习与模型融合；
- 迁移学习的fine-tune过程仍然需要长时间的GPU与CPU运算，造成大量碳排放；
- 深度学习模型融合包括数据级、模型级、决策级三个方向。



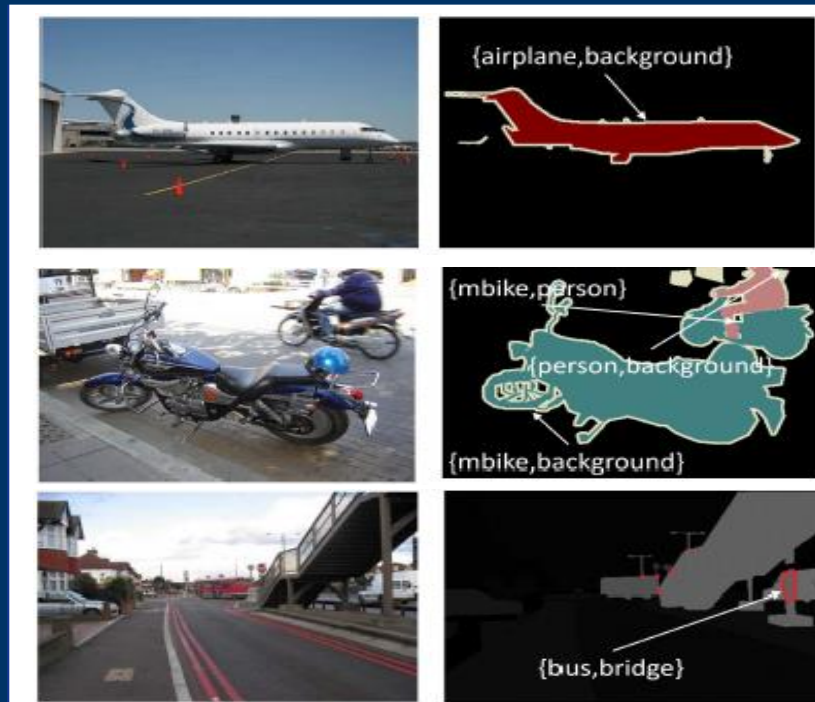
一、研究背景|深度学习模型融合存在的问题

- 深度学习模型决策级融合存在两个显著问题[1]:
 - 数据与模型的**不完整性**;
 - 数据与模型的**不可靠性**。
- Tong等人[2]指出现阶段基于**贝叶斯概率**的深度神经网络无法解决这两个问题。

数据与模型不完整性



数据与模型不可靠性



[1] Z Tong. Evidential deep neural network in the framework of Dempster-Shafer theory.

[2] Z Tong, P Xu, T Denoeux. Fusion of evidential CNN classifiers for image classification. arXiv preprint arXiv:2108.10233.

1 研究背景

2 决策级证据融合框架

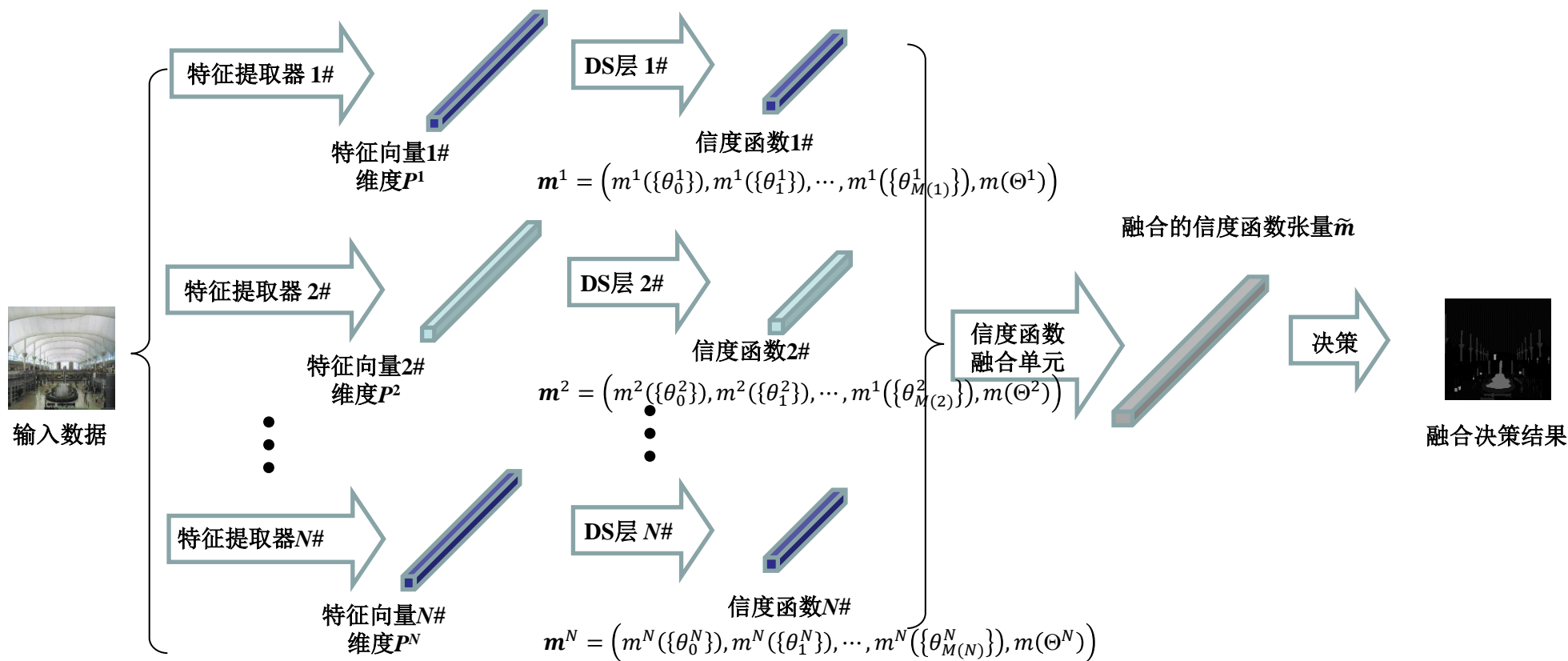
3 融合框架在交通领域的应用

4 结论与展望

二、决策级证据融合框架|概述

基于Dempster-Shafer (DS) 理论的决策级证据融合框架由3部分组成:

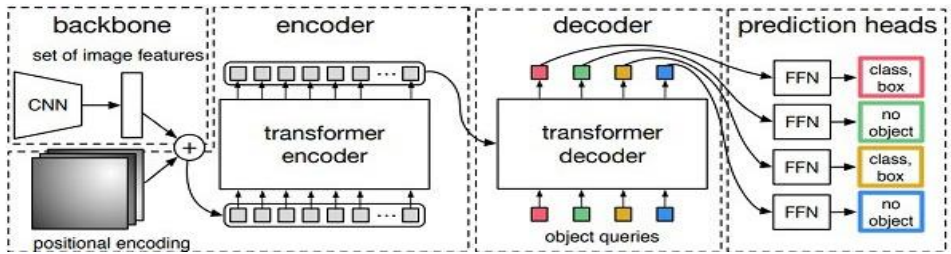
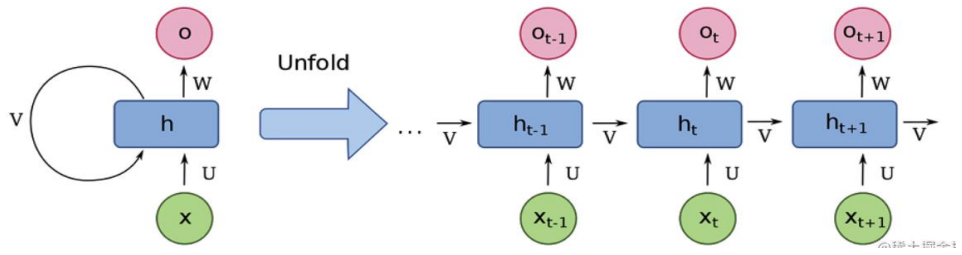
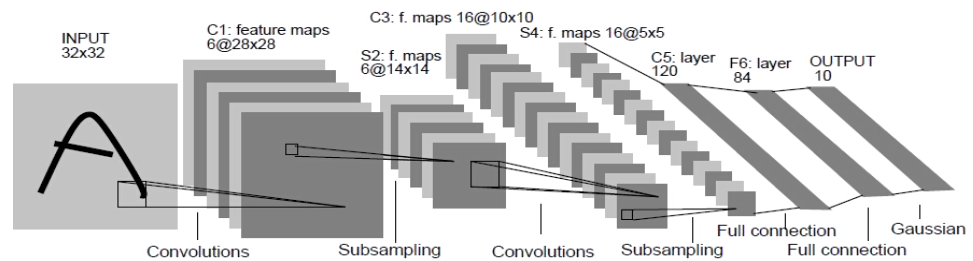
- 基于多个预训练深度神经网络的**特征提取器**
- **DS信度函数层**——构建信度函数
- **信度函数融合单元**——融合不同特征特征提取器信度函数



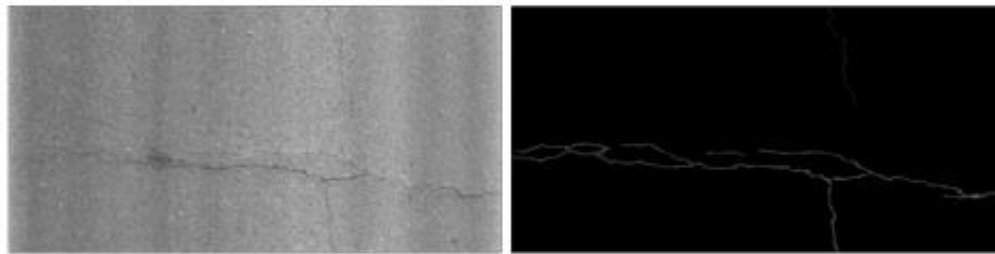
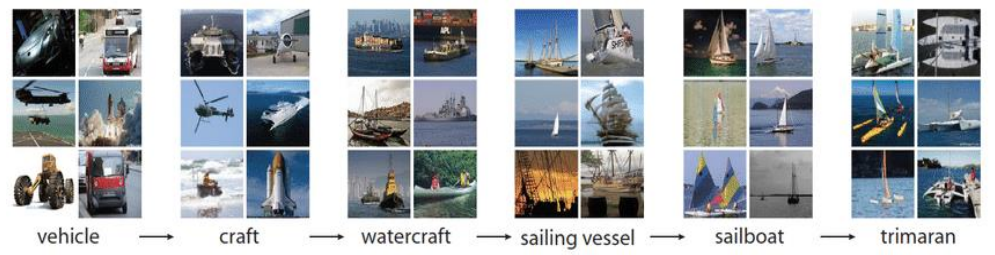
二、决策级证据融合框架|预训练深度神经网络

决策级证据融合框架下的预训练深度神经网络具有如下特点:

- 不同**结构**神经网络 (卷积神经网络、循环神经网络、Transformer)
- 不同任务的**预训练权重** (Pavementscapes、Cityscapes、ImageNet)
- 不同维度输出**特征张量** (128、256、1024、2048....)



不同形式的特征提取器

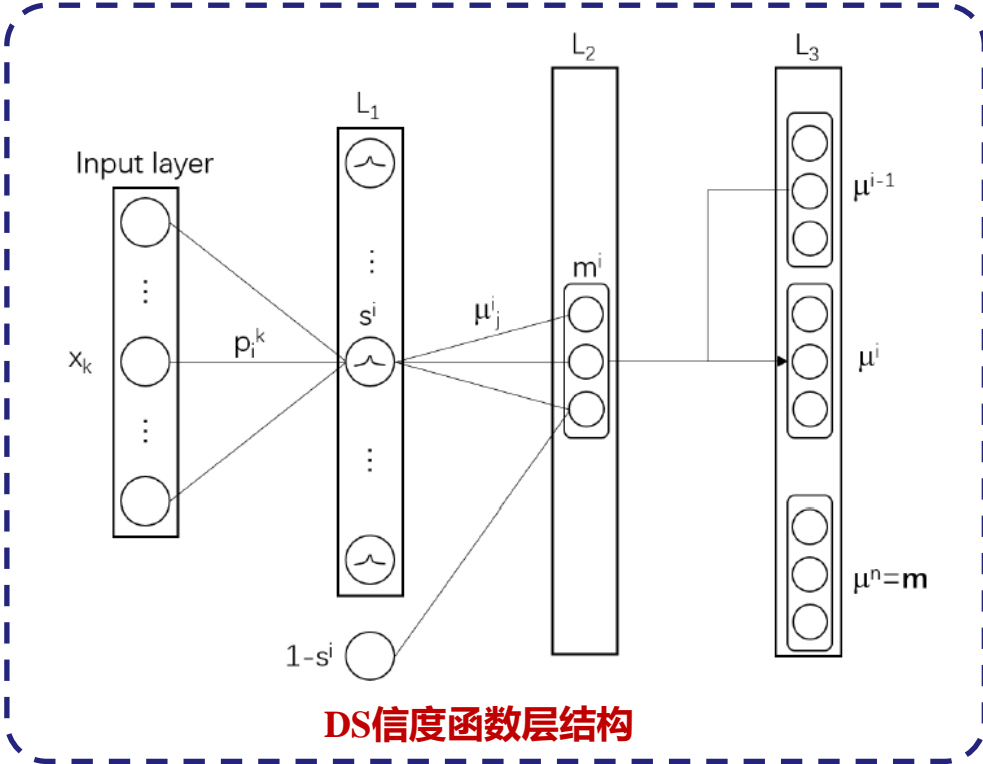


不同机器学习任务

二、决策级证据融合框架|DS信度函数层

各个预训练特征提取器后插入了一个**DS信度函数层**[1]，用于将特征向量转化为各个预训练特征提取器对应任务的信度函数。对于任意分类任务，设识别框架 $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_M\}$ ，一个DS层步骤如下：

- 计算特征向量与若干个prototype p^i 的**欧几里得距离**， $i=1,\dots,I$ ；
- 将prototype p^i 的欧几里得距离激活为**信度函数** $m^i = \{m^i(\omega_1), \dots, m^i(\omega_M), m^i(\Omega)\}$ ；
- 采用Dempster规则将 **I 个信度函数融合**，输出 $m = \{m(\omega_1), \dots, m(\omega_M), m(\Omega)\}$ 。



$$d^i = \|x - p^i\| \quad i=1,\dots,I$$
$$s^i = \alpha^i e^{-(\eta^i d^i)^2}$$
$$m^i = \{m^i(\omega_1), \dots, m^i(\omega_M), m^i(\Omega)\}$$
$$= (u_1^i s^i, \dots, u_M^i s^i, 1 - s^i)^T$$

欧几里得距离激活函数

$$m^1 \oplus m^2(A) := \frac{\sum_{B \cap C = A} m^1(B) m^2(C)}{1 - \sum_{B \cap C = \emptyset} m^1(B) m^2(C)}$$

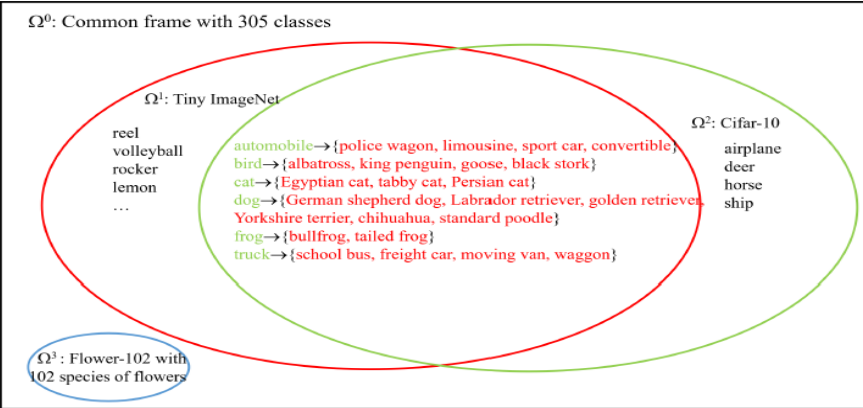
Dempster规则

[1] T. Denoeux. A neural network classifier based on Dempster-Shafer theory. IEEE transactions on SMC A, 30(2):131-150,2000.

二、决策级证据融合框架|信度函数融合单元

信度函数融合单元将不同DS信度函数层的信度函数融合为一组信度函数[1]:

- 重组识别框架 $\Omega^1, \dots, \Omega^K$;
- 映射不同DS信度函数层的信度函数至重组框架;
- 采用Demspter规则将映射完成的不同组信度函数融合;
- 采用pignistic规则进行最终决策。



Frame	Class
CIFAR-10 Ω^1	airplane, automobile, bird, cat, deer, dog, frog, horse, ship, truck, ω_0^1 .
Tiny ImageNet Ω^2	reel, volleyball, rocker, police wagon, limousine, ..., (200 classes), ω_0^2 .
Flower-102 Ω^3	bengal, boxer, ..., (102 species of flowers), ω_0^3 .
Common frame Ω^0	airplane, deer, horse, ship, reel, volleyball, rocker, police wagon, limousine, ..., (200 classes from Tiny ImageNet), buttercup, alpine sea holly, ..., (102 species of flowers).

不同任务识别框架重组实例

- $\{\rho(\{\omega\}), \omega \in \Omega\} \subseteq 2^\Theta$ is a partition of Θ ,
- $\forall A \subseteq \Omega, \rho(A) = \bigcup_{\omega \in A} \rho(\{\omega\})$.

$$|m^{\Omega \uparrow \Theta}(B) = \begin{cases} m^\Omega(A) & \text{if } \exists A \subseteq \Omega, B = \rho(A), \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

信度函数映射

$$BetP(\omega) = \sum_{A \subseteq \Omega, \omega \in A} \frac{m(A)}{|A|}, \quad \forall \omega \in \Omega.$$

$$\mathbb{E}_{m,p}(f_A) = \sum_{j=1}^M \hat{u}_{A,j} BetP_m(\{\omega_j\}),$$

pignistic规则

[1] Z. Tong, Ph. Xu, T. Denoeux. Fusion of evidential CNN classifiers for image classification. In: International Conference on International Conference on Belief Functions. (Best paper award)

1 研究背景

2 决策级证据融合框架

3 融合框架在交通领域的应用

4 结论与展望

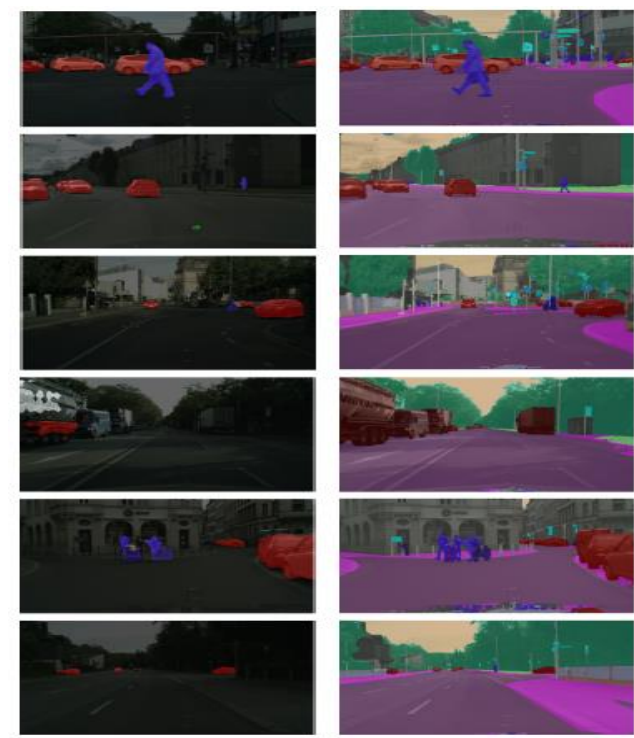
三、融合框架在交通领域的应用|无人驾驶图像

决策级证据融合框架成功组合不同无人驾驶数据训练的图像分割模型并形成更完善的驾驶识别框架：

- 重组了Pascal VOC 2012、Cityscapes、Stanford background三个；
- 融合了训练完成的FCN-8s、SegNet、DeepLab等主流深度学习模型；
- 融合过程不再需要fine-tune训练，完全不占用资源和能源，现有模型得到更加充分利用。

Frame	Class
Pascal VOC Ω^1	person, bird, cat, cow, dog, horse, sheep, aeroplane, bicycle, boat, bus, car, motorbike, train, bottle, chair, dining table, potted plant, sofa, tv, background.
Cityscapes Ω^2	person, rider, car, truck, bus, rails, motorcycle, bicycle, caravan, trailer, road, sidewalk, parking, rail track, building, wall, fence, guard rail, bridge, tunnel, pole, pole group, traffic sign, traffic light, vegetation, terrain, sky, ground, void.
Stanford background Ω^3	sky, tree, road, grass, water, building, mountain, foreground.
Common frame Ω^0	person, rider, bird, cat, cow, dog, horse, sheep, aeroplane, bicycle, boat, bus, car, motorbike, train, caravan, trailer, road, sidewalk, parking, rail track, building, wall, fence, guard rail, bridge, tunnel, pole, pole group, traffic sign, traffic light, terrain, sky, tree, grass, mountain, bottle, chair, dining table, potted plant, sofa, tv, ω_0^0 .

不同任务无人驾驶识别框架重组



融合结果示例

三、融合框架在交通领域的应用|无人驾驶图像

- 融合了训练完成的FCN-8s、SegNet、DeepLab等主流深度学习模型，形成了更泛化的模型，实现了模型资源的**可重复利用**；
- 融合过程不再需要fine-tune训练，完全不占用资源和能源；
- 融合前后模型的**准确率未发生显著变化**，甚至得到了提高。

(a)

	Classifier	Pascal VOC	Cityscapes	Stanford background	Overall
Before fusion	E-FCN-8s	0.634	0.649	0.756	-
	P-FCN-8s [77]	0.627	0.648	0.748	-
	MFE-FCN-8s	0.653	0.663	0.780	0.669
After fusion	PMF-FCN-8s	0.638	0.658	0.769	0.661
	BF-FCN-8s	0.604	0.633	0.754	0.635
	E2E MFE-FCN-8s	0.656	0.665	0.782	0.671
	E2E PMF-FCN-8s	0.643	0.662	0.770	0.665
	E2E BF-FCN-8s	0.613	0.639	0.758	0.642
	E2E PFC-FCN-8s	0.651	0.653	0.769	0.660
	E2E EFC-FCN-8s	0.650	0.658	0.773	0.664

(b)

	Classifier	Pascal VOC	Cityscapes	Stanford background	Overall
Before fusion	E-FCN-SegNet	0.652	0.565	0.778	-
	P-FCN-SegNet [1]	0.645	0.558	0.773	-
	MFE-FCN-SegNet	0.662	0.578	0.785	0.609
After fusion	PMF-FCN-SegNet	0.653	0.566	0.775	0.598
	BF-FCN-SegNet	0.650	0.538	0.761	0.576
	E2E MFE-FCN-SegNet	0.664	0.583	0.787	0.613
	E2E PMF-FCN-SegNet	0.655	0.570	0.777	0.601
	E2E BF-FCN-SegNet	0.652	0.549	0.765	0.585
	E2E PFC-FCN-SegNet	0.659	0.569	0.775	0.601
	E2E EFC-FCN-SegNet	0.660	0.572	0.779	0.604

融合结果分析

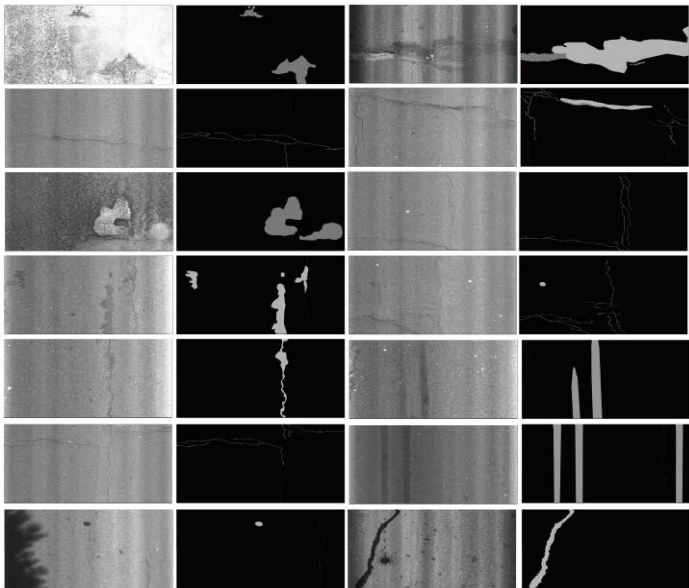
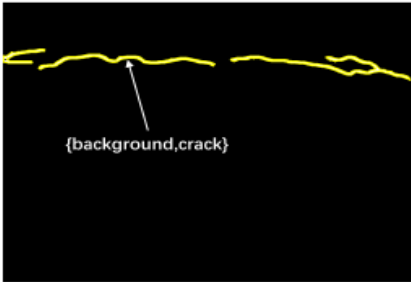
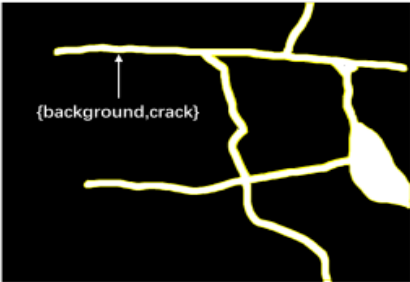
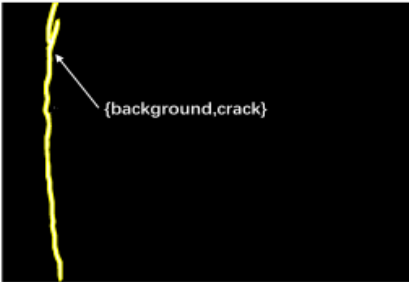
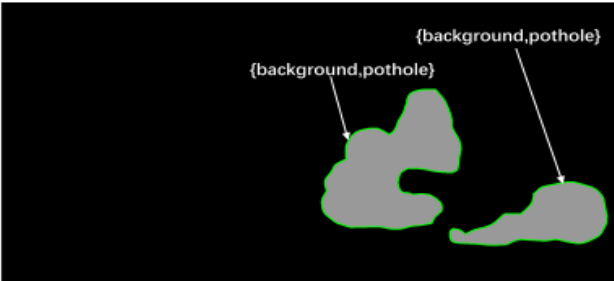
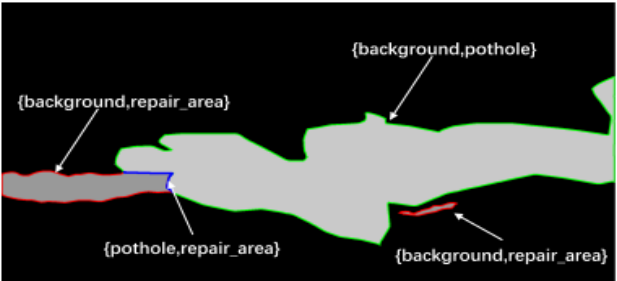


应用场景

三、融合框架在交通领域的应用|公路病害识别

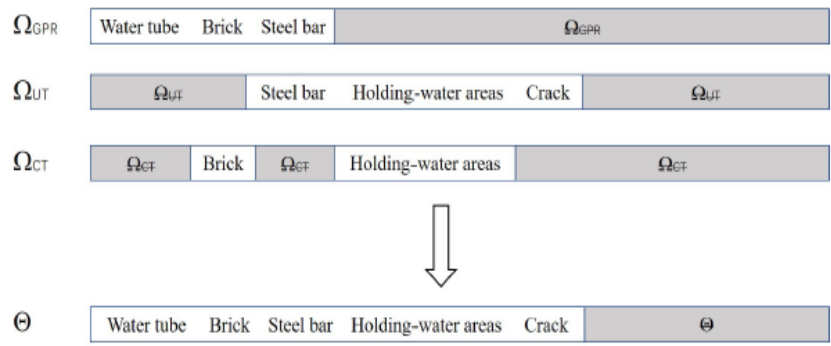
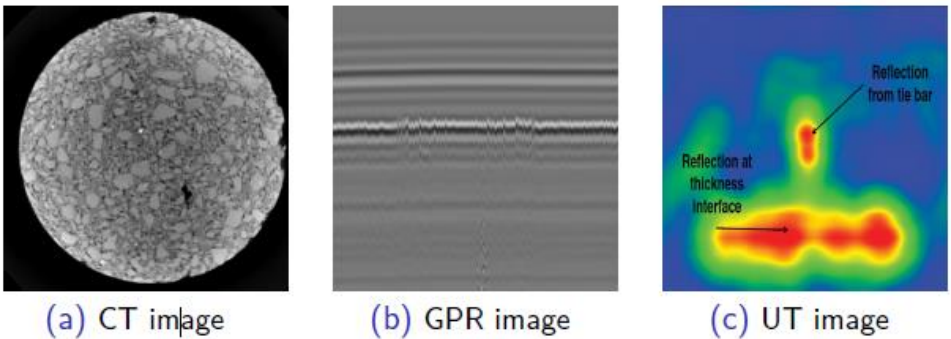
Ω^1	Longitudinal crack ω_1^1	Lateral crack ω_2^1	Alligator crack ω_5^1	Pothole ω_6^1	Repair area ω_3^1	Rut ω_4^1	Background ω_7^1
Ω^2	Crack ω_1^2				Pavement ω_2^2		
Ω^3	Linear crack ω_1^3		Alligator crack ω_3^3		Pavement ω_2^3		
Ω^0	Longitudinal crack ω_1^0	Lateral crack ω_2^0	Alligator crack ω_5^0	Pothole ω_6^0	Repair area ω_3^0	Rut ω_4^0	Background ω_7^0

不同模型公路病害识别框架组合

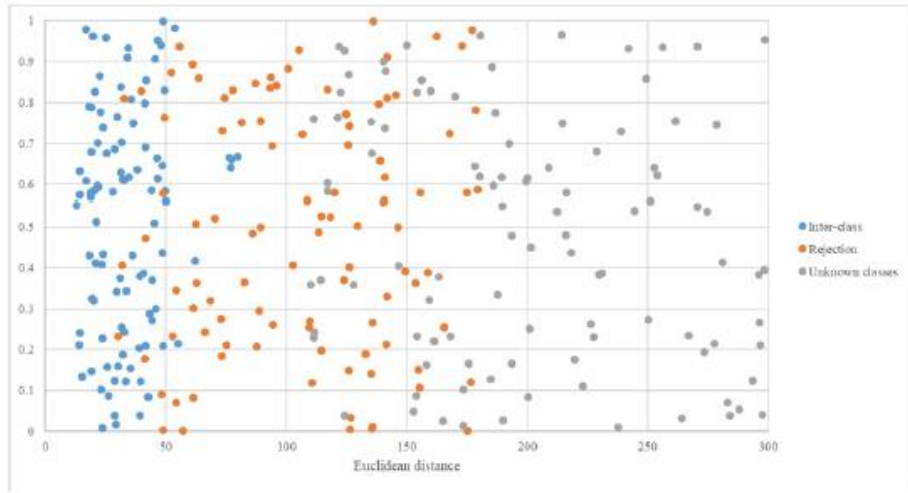
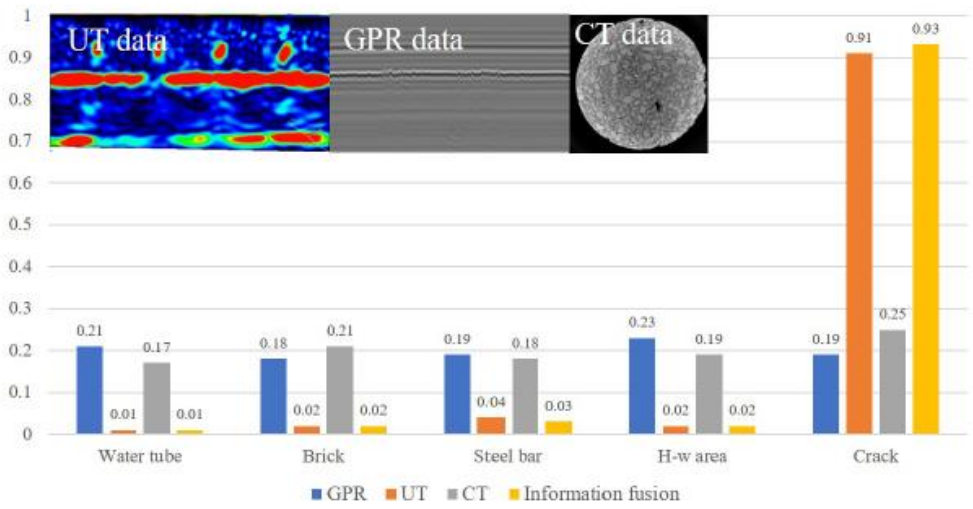


结果示例

三、融合框架在交通领域的应用|路面无损检测



不同无损检测设备检测结果融合



结果示例

1 研究背景

2 决策级证据融合框架

3 融合框架在交通领域的应用

4 结论与展望

四、结论与展望

◆ 结论：

- 实现了交通领域深度学习模型的决策级融合，完成了AI模型的**循环利用**；
- 融合过程不再需要额外的GPU与CPU训练，避免模型多次开发的**耗电与碳排放**；
- 融合结果**准确性**不低于原始模型；

◆ 展望：

- **回归类深度神经网络**在决策级证据融合框架下的应用；
- 更多交通行业**应用场景**。

- Z Tong, P Xu, T Denoeux. Fusion of evidential CNN classifiers for image classification. 2022 Belief function conference (Best paper).
- Z Tong, P Xu, T Denoeux. An evidential classifier based on Dempster-Shafer theory and deep learning. Neurocomputing 450, 275-293.
- Z Tong, P Xu, T Denoeux. Evidential fully convolutional network for semantic segmentation. Applied Intelligence, 1-24.
- Z Tong. Evidential deep neural network in the framework of Dempster-Shafer theory. Université de Technologie de Compiègne.
- Z Tong, Tao Ma, W. Zhang. Evidential transformer in the framework of Dempster-Shafer theory for pavement distress segmentation. Submitted to Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering.

谢谢聆听，欢迎提问！