

【神经符号 AI 讲座】基于神经符号 AI 的车用聚合物

静电分离产物识别方法研究

编者按：上海交通大学神经符号人工智能暑期学校开学典礼暨社区研讨会，于 2024 年 6 月 24-25 日在上海交通大学召开。昆明理工大学李毅康在会上作了题为《基于神经符号 AI 的车用聚合物静电分离产物识别方法研究》的社区共享项目研究进展报告。在汽车行业，聚合物作为关键材料，其有效分类回收对资源利用和环境保护至关重要。然而，依赖人工识别的方法在处理复杂混合物时面临巨大工作量和效率低下的问题。为解决这一难题，昆明理工大学张洪申教授的研究团队开发了一套基于神经符号 AI 的车用聚合物静电分离产物识别方法研究。该方法融合了神经网络的感知能力和符号逻辑的推理能力，实现了对未知聚合物种类的高精度识别。通过实验验证，该方法显著提升了聚合物纯度识别和回收效率。未来计划将此系统集成到聚合物静电分离体系中，不仅应用于聚合物的高效分类回收，还探索其在其他领域的潜在应用，推动回收再利用产业的高质量发展。

一、聚合物的有效回收对环境保护和资源利用至关重要

根据国际汽车制造商的统计数据，仅在 2023 年，全球汽车产量就达到了约 9355 万辆。与此同时，我国公安部的统计显示，2023 年全国机动车保有量已攀升至 4.35 亿辆，其中汽车占据了 3.36 亿辆的显著份额。随着汽车保有量的持续增长，预计我国汽车报废量将在 2038 年左右达到峰值。这一趋势不仅反映了汽车产业的蓬勃发展，也预示着未来报废汽车处理和资源回收面临的巨大挑战与机遇。

聚合物即我们常说的塑料，因其质量轻、易成型以及优异的耐化学性，在汽车行业的各个方面得到了广泛应用。据统计，到 2030 年，中国报废乘用车可回收聚合物将超过 620 万吨。然而，目前聚合物的回收率仍然较低，如果仅进行简单的焚烧和填埋处理，不仅容易造成有毒有害气体的污染，还会对土地造成污染，进而威胁人体健康。

值得注意的是，全球石油产量的 4%到 6%被用于满足聚合物生产的需要。而回收一吨聚合物，可以节省 16.3 桶石油、5774 千瓦时的能源，以及 22.9 立方

米的垃圾填埋空间。因此，对报废汽车中的废弃聚合物进行回收，不仅有助于减少环境污染，降低对石油资源的消耗，还能有效利用不可再生资源，从而创造最大的经济效益。

在众多回收方式中，机械回收被认为是最有利于聚合物回收的方法之一。然而，要实现机械回收，首先需要解决不同聚合物的分离问题。常见的聚合物分离方式包括密度分离、泡沫浮选、近红外光谱分离以及摩擦静电分离。然而，这些方法各有其局限性。例如，密度分离难以应用于密度范围重叠的聚合物，因为聚合物的密度通常都在一定的范围内，这使得密度分离方法难以奏效。泡沫浮选则需要利用表面处理技术改变聚合物表面的疏水性，且浮选后仍需进行脱水、干燥以及后续处理，这不仅增加了操作的复杂性，还可能造成二次污染。

近红外光谱分离虽然高效，但难以应用于深色或黑色的聚合物，而在汽车用聚合物中，大多数颜色都是深色的，这限制了该方法的应用范围。相比之下，摩擦静电分离具有粒径处理范围广、成本低、高效率以及无二次污染的特点，非常适用于汽车用聚合物的混合物分离。因此，摩擦静电分离在报废汽车聚合物回收中展现出巨大的潜力和优势。

摩擦静电分离

摩擦静电分离技术主要分为两大核心部分：首先是摩擦荷电器，其主要功能是通过摩擦使不同的聚合物颗粒带上不同的电荷。随后，这些带电的聚合物颗粒进入高压静电场，在电场力的作用下，带不同电荷的聚合物颗粒会发生不同的偏转，从而实现静电分离。

例如，我们之前开发的一种流化床摩擦荷电分离装置，其工作原理如图 1 所示：聚合物通过上料口进入流化床内部，在鼓风机的气流作用下，聚合物在流化床内进行无规则的运动，并发生摩擦碰撞。经过这一过程，不同的聚合物颗粒会带上不同的电荷。当荷电完毕后，鼓风机的风速加大，将带电的聚合物颗粒吹向一级静电场。

一级静电场由两个电极板组成，分别是正极和负极。如果聚合物颗粒带负电，它会被吸引到正极电极板；如果带正电，则会被吸引到负极电极板。在一级静电场中，不同电荷的颗粒会偏向不同的方向，并通过导流板进入二级静电场进行进一步的提纯。最终，流入分选槽中的颗粒会依据其带电性质进入不同

的分选槽，从而完成不同聚合物的分离。这种摩擦静电分离技术不仅操作简便，而且具有高效、低成本和无二次污染的显著优势，使其在报废汽车聚合物回收领域展现出巨大的应用潜力。

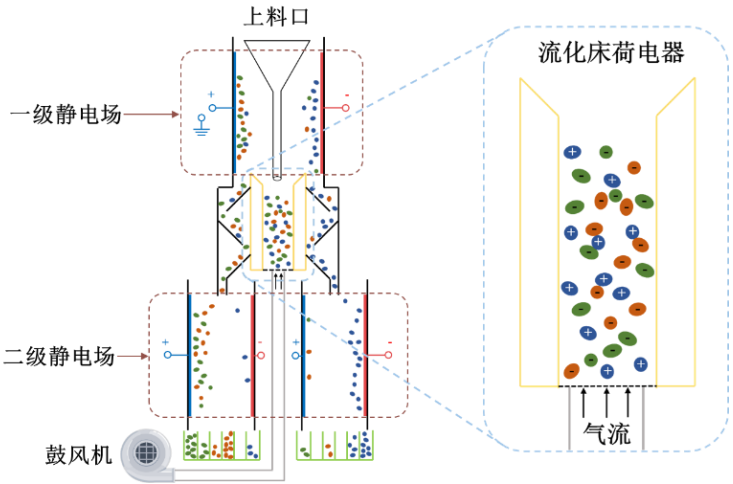


图 1.流化床摩擦荷电分离的工作原理

然而，聚合物静电分离过程需要进行大量的实验研究，当前采用人工对分离结果进行统计会带来巨大的工作量。因此，开发一种能够自动识别和分析结果的方法显得尤为重要。通过引入基于神经符号 AI 的车用聚合物静电分离产物识别方法，不仅可以减少对人工的依赖，还能显著提高识别的精度、效率以及自动化水平，从而加速聚合物静电分离技术的优化和应用推广。

二、基于神经符号 AI 的车用聚合物静电分离产物识别方法

2.1 神经网络系统

当前的 AI 技术，特别是识别算法，主要依赖于神经网络系统。神经网络系统以其卓越的学习能力和感知能力著称，能够从海量数据中提取复杂的特征。然而，神经网络系统的结构复杂性也带来了一些挑战。它包含众多的参数和大量的非线性变化，这使得系统的可解释性较差，预测过程对人类而言不够透明，呈现出明显的“黑箱效应”。此外，神经网络系统缺乏推理与认知能力，这导致其在面对未训练过的物体种类时，难以实现准确的预测。

以常见的目标检测为例，当一幅图像输入目标检测算法后，算法会生成与之匹配的 bounding box，通过对这些 bounding box 进行计数，即可得到符合条件的数量。以 YOLOV8 网络为例，其工作流程如下：首先，输入层对输入图像进行预处理，将图像调整为适合网络处理的尺寸。接着，图像进入 backbone 部分，

即骨干网络，该部分负责从图像中提取多尺度的特征。随后，这些特征进入 neck 部分，neck 进一步融合骨干网络提取的特征，生成多尺度的特征图，以便检测不同大小的目标。然后，这些特征图进入 head 部分，head 在不同尺度的特征图上进行目标检测，生成边界框和预测类别。最后，在输出层中，预测框被反映到原始图像上，并应用后处理技术，如非极大值抑制，以排除重复的框，最终得到识别结果。

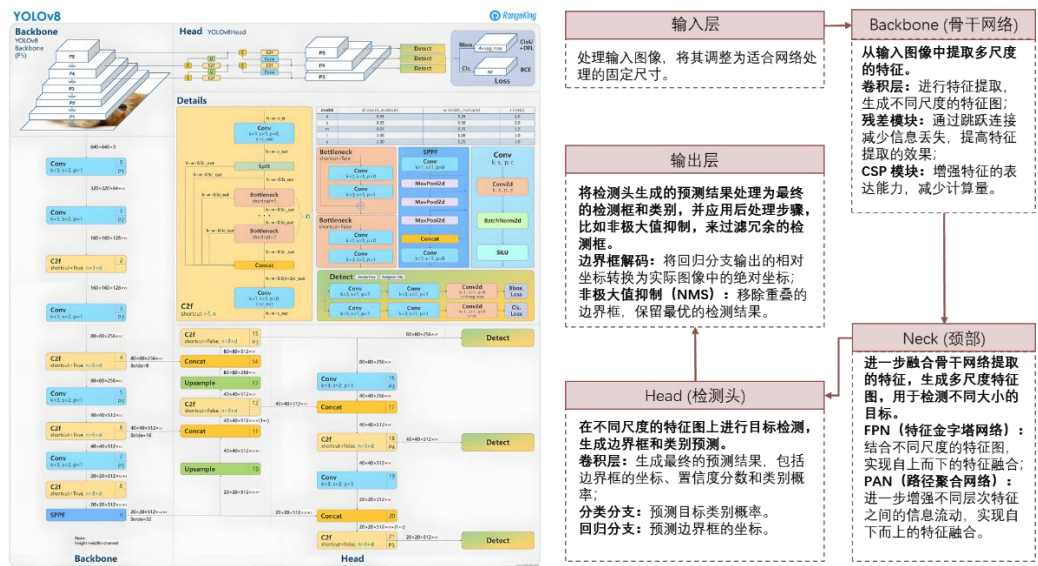


图 2. YOLOV8 工作流程

然而，这有一个前提，即目标检测算法需要对所有种类的物体进行充分的训练，才能获得良好的识别效果。以车用聚合物为例，由于其种类繁多，在研究其回收过程中经常会在中途加入其他种类的聚合物。然而，神经网络缺乏认知能力，导致每次加入新种类聚合物时都需要重新训练，才能满足识别准确率的要求。例如，我们目前有 PE、PP（白）、PA66、PP（黑）、PVC、ABS（黑）六种聚合物颗粒，经过目标检测算法的训练，它可以很好地识别这六种颗粒。但如果新加入 ABS（白）、PU 两种聚合物颗粒，它就无法完成识别。此外，神经网络中常见的检测算法每次训练都需要大量标注数据集，这增加了繁重的工作量。

2.2 基于神经符号 AI 的识别系统

相比之下，符号系统虽然学习能力有限，但它能够以规则逻辑和语义网络等形式明确表示知识，更适合处理结构化的数据。

符号系统擅长逻辑推理、规划和决策，具备出色的认知能力。因此，人们

开始将神经网络系统与符号系统相结合，从而诞生了神经符号人工智能，即 Neuro-symbolic AI。这种结合目的在于赋予系统强大的感知和认知能力，被视为人工智能的第三次浪潮。基于神经符号人工智能的理念，我们开发了用于聚合物颗粒分离产物识别的系统。系统的硬件和软件结构如图 3 所示，硬件系统主要包括颗粒分散器和光源系统两部分。颗粒分散器上设有载物台，能够使放置其上的聚合物颗粒分散开来，便于图像拍摄后进行分割模型的处理。光源系统能够为待拍摄的聚合物提供充足的光照。

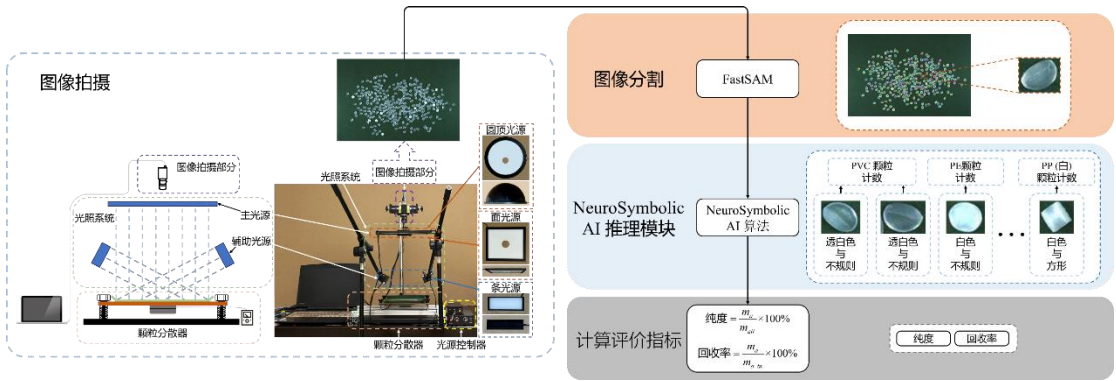


图 3. 聚合物颗粒分离产物识别系统

在图像拍摄部分捕获图像信息后，这些信息将被送入分割模型。分割模型能够将完整图片中的每个颗粒分割成单独的颗粒图片，随后这些图片将被送入 Neuro-symbolic 的推理模块。得益于 Neuro-symbolic 推理模块独特的组合推理方式，它能够推断出未知种类的聚合物颗粒。最终，识别结果将通过纯度和回收率两个指标进行计算和验证。其中，纯度指标用于验证算法对一张图片中某种颗粒占比的识别能力，而回收率则用于验证算法对一张图片中某种颗粒总数的识别能力。

图像分割

在 Neuro-symbolic 框架中，输入神经网络的图像是单个物体的图像。因此，需要借助分割模型来获取一幅完整图像中每个物体的大小和位置信息，从而在原图中裁剪出每个颗粒的单独图像。我们选择 FastSAM 作为分割模型，并对模型的输出进行了面积筛选，以确保得到的分割结果都是独立的单个颗粒，如图 4。

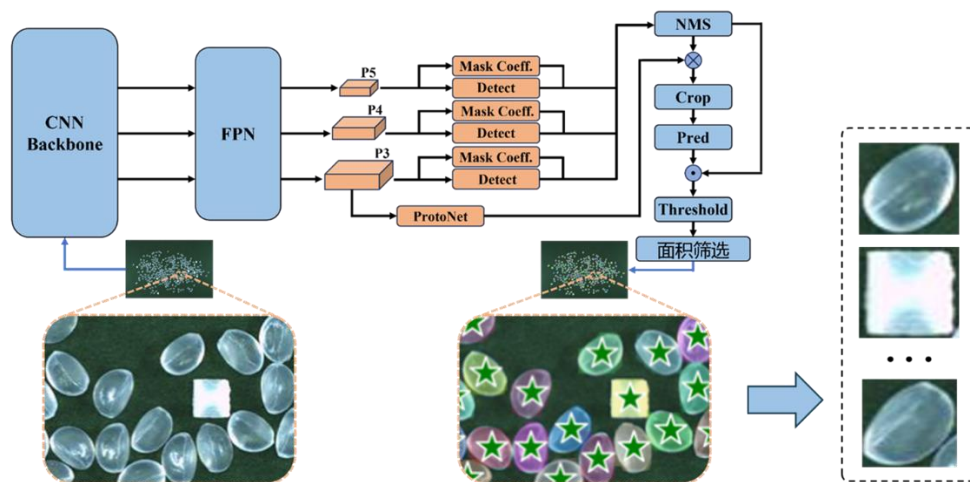


图 4.选择 FastSAM 作为分割模型，得到独立的单颗粒图像。

Neuro-symbolic AI 推理

Neuro-symbolic 的推理流程如图 5 所示，输入裁剪后的图像后，神经网络对每个物体的不同属性（如颜色、形状）对应的概念进行预测，并将识别结果存入在所谓的“属性概念”的容器中。然后，通过可微的逻辑部分将符号系统与神经网络系统相结合，实现不同属性间的组合，推理出不同种类的物体，包括那些未经过训练的未知种类。

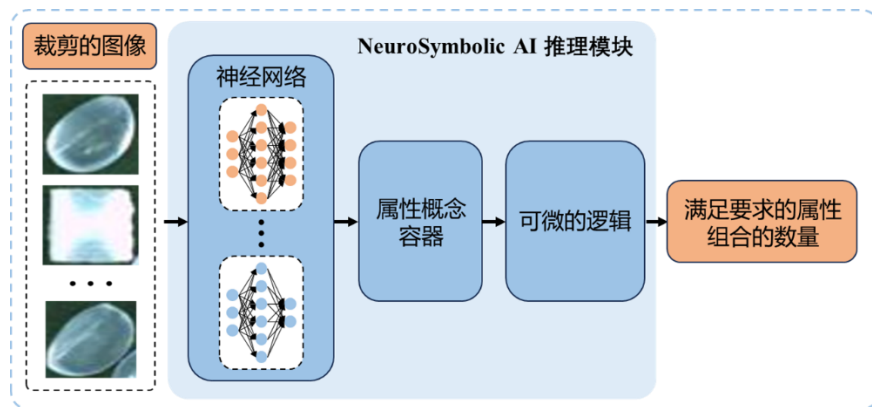


图 5.Neuro-symbolic AI 推理流程

具体而言，当裁剪后的聚合物颗粒图像输入 Neuro-symbolic 推理模块后，第一个神经网络负责预测该聚合物颗粒的形状，比如判断它是方形还是不规则形状。接着，第二个神经网络则负责预测其颜色，比如识别它是白色、黑色还是透白色等。随后，这些预测结果会被存放在属性概念容器中，以便后续对每个属性的结果进行组合，从而进行推理过程。

这里，Neuro-symbolic 推理模块是基于单独的属性对物体进行识别的，因此需要对识别对象进行属性的划分。根据所选的八种聚合物的特点，我们将其划

分为颜色与形状两个属性。颜色属性包括白色、透白色、黑色以及红色，形状属性包括不规则以及方形，如图 6 所示。这正是 AI 系统的显性知识对齐，即将不同种类的物体映射为知识。

聚合物种类	用于训练的聚合物						用于验证NeuroSymbolic推理能力的聚合物	
								
	PE	PP (white)	PA66	ABS (black)	PP (black)	PVC	ABS (white)	PU
属性划分	白色与不规则	白色与方形	红色与方形	黑色与方形	黑色与不规则	透白色与不规则	白色与方形	透白色与不规则

图 6. 本项目所涉及的聚合物之属性定义

在 Neuro-symbolic 推理模块中，我们选用 ViT（Visual Transformer）网络来判断每个物体的不同属性。该网络负责获取每个物体具体的颜色与形状属性的正确概念。ViT 在工作时将每张图片划分为若干部分，嵌入位置信息后送入标准的 Transformer，通过 MLB head 的输出得到分类结果。与目前最好的卷积神经网络相比，ViT 性能相当，但仅需更少的训练资源。

ViT 网络及图像分割模型并非我们关注的重点。在 Neuro-symbolic AI 推理模块中，我们更关心的是如何将神经网络和符号系统连续且可微地组合在一起。为此，我们设计了所谓的“概念矩阵”作为概念属性的容器，用于存放神经网络对每个对象的每个属性的识别结果，如图 7 所示。

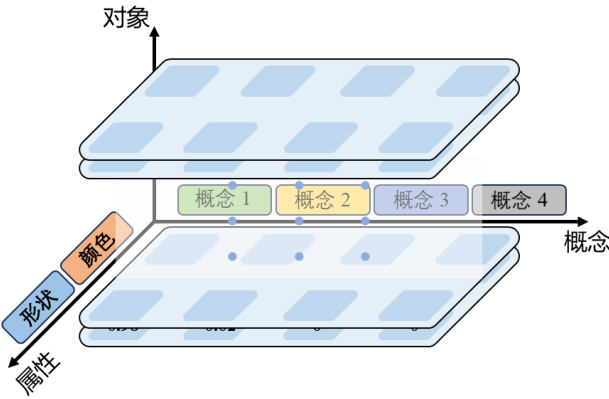


图 7. 描述聚合物属性的概念矩阵

该矩阵分为三个轴：属性轴用于定义不同的属性，概念轴用于定义每个属性对应的概念，对象轴用于将一张图片中所有的物体进行堆叠，每一层代表一个物体。例如，第一层代表图片中的第一个物体，神经网络对其颜色属性的判

断结果存放在颜色这一行，而对形状属性的判断结果则存放在形状这一行。这样，我们就完成了对一个具体物体识别结果的存放。然后将图片中的所有物体堆叠在对象轴上，就可以实现将一张图片中所有物体的属性存放。当所有物体的识别结果都存入概念矩阵后，我们只需根据不同属性及概念位置的索引值，就能提取出所有物体中需要组合的属性对应的概念分布向量。

如图 8 所示，首先我们从所有对象中提取出满足颜色属性概念 2 的特征向量，在列出的物体中，只有前两个物体是深色，代表满足颜色属性的概念 2。接着，我们提取出满足形状属性概念 1 的特征向量，在所列出的物体中，只有第一个和倒数第二个物体满足形状属性概念 1。然后使用逐点乘积的方法得到同时满足不同属性特定概念的结果。这里得到的结果是同时满足颜色属性概念 2 及形状属性概念 1 的物体。最后，将结果向量聚合后即可得到满足该组合的物体个数。

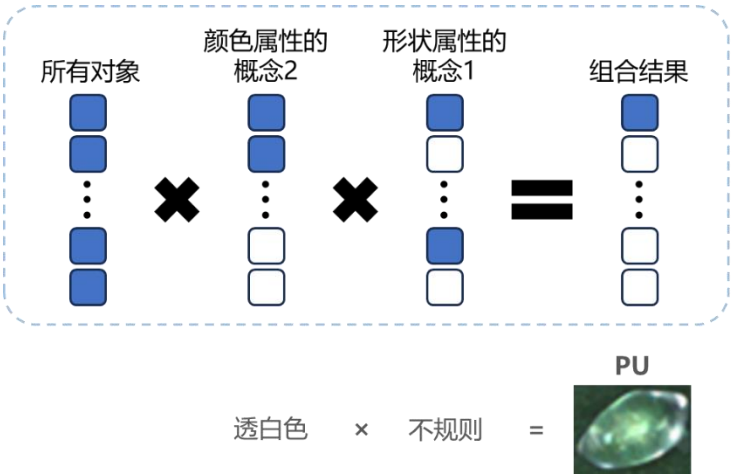


图 8. 根据属性的概念索引提取出组合属性对应的概念分布向量。

例如，我们将颜色属性的概念二定义为“透白色”、形状属性概念一一定义为“不规则”，我们就可以通过这样的组合方式得到未在训练集中出现过的“透白、不规则”颗粒。相比于传统逻辑运算“与”，我们的方法是一个显式可微的过程，意味着这个过程可以实现反向传播，是可学习的。

神经符号 AI 系统将神经网络与符号系统连续且可微地组合在一起，带来的一大好处是“训推一体”。在 Neuro-symbolic 推理模块的训练过程中，只需要输入一张图片中每种物体的数量，即可实现整体网络的训练，避免了传统方法制作训练集所带来的繁琐工作。

三、实验与结果讨论

3.1 光照对比实验

为了使拍摄的物体获得最佳的光照效果，我们进行了光照对比实验。在静电分离研究中，每次分离通常涉及三种聚合物颗粒，因此我们需要先对所选的八种聚合物进行分组。根据每种聚合物的荷电特性，我们将八种聚合物分为四组，如图 9。其中，用于测试 Neuro-symbolic 推理能力的 ABS 白色颗粒和 PU 颗粒，我们特意放在了最后一组。

组号	聚合物颗粒		
1	PE	PP (white)	PA66
2	ABS (黑)	PP (black)	PA66
3	PE	PP (white)	PVC
4	PA66	ABS (white)	PU

图 9. 聚合物颗粒分组情况

光照条件的好坏影响着网络对物体属性的判断。因此，我们将光照分成了四个方案，如图 10 所示，分别是：（1）面光源、（2）面光源与条光源的组合、（3）圆顶光源、（4）圆顶光源与条光源的组合。

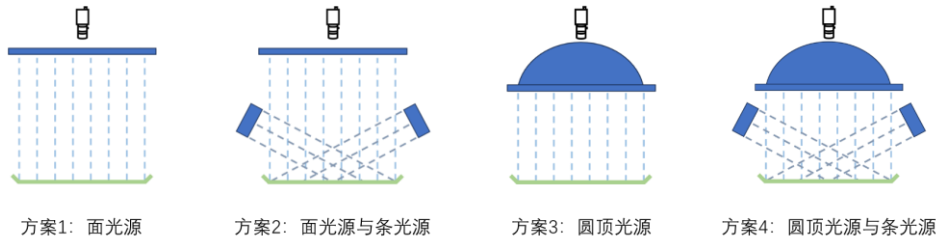


图 10.光照方案

数据集

在网络训练之前，我们将分割后的单颗粒子图片进行数据增强后再用于神经网络的训练。数据增强能够提高模型泛化能力、增强鲁棒性、防止过拟合，并促进模型的学习过程。在数据增强过程中不能影响网络对每种属性的判断。比如，在形状属性的数据增强方面，经过伽马变换等增强，得到的图像还是和原来的图像一样都是方形的。在颜色属性的数据增强方面，经过不同的裁剪变换，图像中物体的颜色还是白色的，没有改变它原来的属性。

光照对比实验结果

Neuro-symbolic 系统对不同光照方案下拍摄的图像进行识别后，得到了不同聚合物颗粒的纯度识别结果。

(1) 四个光源方案在前三组颗粒纯度的识别误差上均能满足要求，最大的识别误差仅为-3.51%（负向误差代表预测值低于真实值，正向误差代表预测值高于真实值）。然而，对于第四组的 PU 颗粒，光照方案 1 与方案 3 的误差分别达到了-40.49%和-16.186%，无法满足要求。

(2) 在回收率的识别结果上，PU 颗粒同样出现了较大的误差。除了光照方案 2 的误差仅为-4.45%外，其余三种光照方案的误差分别达到了-66.1%、-47%及-16.22%。分析其原因，主要是由于 PU 颗粒具有较强的透光性，加上其特殊的形状，使得不充足的光照会在其中心形成白色的光斑，影响了网络对其颜色与形状属性的判断，从而造成了较大的误差。

(3) 综合光照系统的实验结果，我们选择了光照方案 2，即面光源与条光源的组合，用于识别系统。其在各组颗粒的识别过程中表现稳定可靠，纯度与回收率的最大识别误差分别仅为-1.61%与-4.45%。

3.2 YOLO 对等实验

为了验证基于神经符号 AI 的聚合物静电分离产物识别方法的有效性，我们与 YOLO 算法进行了对比实验，选择了 YOLOv8 算法作为对比对象。YOLO v8 的训练分为两个方案：

(1) **方案 1：**只训练 Neuro-symbolic 方法中用于训练的 6 种颗粒，以此来验证 Neuro-symbolic 方法的推理能力；

(2) **方案 2：**训练全部 8 种颗粒，以此来验证 Neuro-symbolic 方法识别的有效性。

YOLO v8 在训练集数量与训练轮数上都与 Neuro-symbolic 方法相同，同时采用效果最佳的面光源与条光源的组合作为光照方案。

方案 1 的实验结果

(1) 当 YOLO v8 只训练了 6 种颗粒时，对于未训练过的 ABS（白）颗粒与 PU 颗粒纯度的识别误差分别为-68.11%与-3.42%，而 Neuro-symbolic 方法凭借着强大的推理与认知能力，在同样未训练过的情况下识别的误差仅为-0.22%与-0.78%。

(2) 回收率的识别也是类似的结果。YOLO v8 对于 ABS（白）与 PU 颗粒的识别误差分别为-96.54%与-46.12%，大幅高于 Neuro-Symbolic 的-1%与-4.5%。

这说明 YOLO v8 对于图像中未训练过的 ABS（白）与 PU 颗粒有非常多都没有识别出来。

为了更直观的表现出 Neuro-Symbolic 的推理能力，我们分别将 YOLO v8 与 Neuro-Symbolic 在未训练的 ABS（白）颗粒上的识别效果可视化展示在图 11 上。

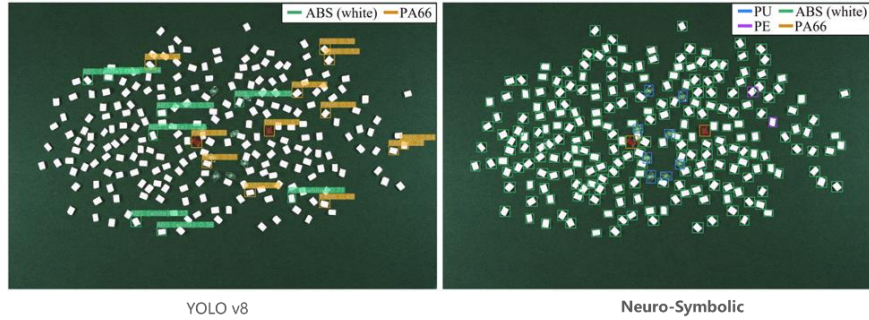


图 11. YOLO v8（左）没有训练过白色 ABS 颗粒，因此基本上都没有识别出来，而 Neuro-symbolic 方法（右）实现了正确的识别。

方案 2 的实验结果

（1）YOLO v8 训练全部 8 种颗粒后纯度识别的对比结果显示，Neuro-Symbolic 未经过训练，凭借其推理能力识别 ABS（白）与 PU 颗粒的纯度误差分别为-0.2%与-0.78%。相比之下，YOLO v8 训练了全部 8 种颗粒后的识别误差为-0.18%与 0.2%，Neuro-Symbolic 并未表现出明显的不足。

（2）YOLO v8 训练全部 8 种颗粒后回收率识别对比结果显示，Neuro-Symbolic 未经过训练，对于 ABS（白）与 PU 颗粒的识别误差分别为-1%与-4.5%。而 YOLO v8 训练后，在白色 ABS 颗粒上的表现是 0%的误差，但在 PU 颗粒上则有 8.6%的误差。综合来看也没有表现出明显不足。

四、结束语

本项目提出的基于神经符号 AI 的车用聚合物静电分离产物识别方法，通过将物体的识别分解为不同的属性，并利用属性间的组合来完成不同物体类别的识别。这种方法不仅对已训练的物体种类展现出高度的识别能力，而且对未训练的物体种类通过推理也能达到很高的识别水平。同时，这一特点使得增加新的属性变得容易，从而显著增强了网络的识别能力和准确性。此外，该方法通过其独特的架构将神经系统与符号系统连续可微地结合，使得原本离散的符号空间也能实现反向传播，极大地简化了网络的训练过程。

当前我们的研究主要集中在全新的聚合物颗粒上。尽管这些全新颗粒在物理性质上与废弃真实报废汽车中的废旧聚合物颗粒几乎没有区别，可以用于聚合物静电分离研究，但在外观上却存在差异。未来，我们将进一步验证和优化系统在面对实际废弃车用聚合物时的识别能力。通过真正的废旧聚合物进行实验，我们将改进当前系统的性能，确保它符合实际的应用要求。

其次，后续的研究将基于神经符号 AI 的车用聚合物静电分离产物识别方法所构建的纯度和回收率指标，自动调控聚合物静电分离系统的参数，实现高效智能化的分离。

最后，本项目的灵感来源于上海交通大学关于报废动力电池拆解螺栓识别的研究，我们将基于神经符号 AI 的方法拓展到聚合物的识别研究中来。未来，这样的识别技术可以进一步拓展到更广阔的领域。

神经符号AI，赋能绿色制造的人工智能引擎
<https://www.nsaihome.org.cn>



NSAiHome
神经符号人工智能社区

（责任编辑 曹晓舟，审核 刘永光）