两阶段抓取：一种面向小物体的新型料箱拣选框架

曹汉文，学生会员，*IEEE*，周建树，会员，*IEEE*，曹锐、黄俊达、李一川、Ng Cheng Meng、窦琦和刘云辉，会士， *IEEE*

摘要——**本文提出了一种新颖的料箱拣选框架——两阶段抓取，旨在精准抓取杂乱的小物体。第一阶段进行物体密度估计和粗略抓取；第二阶段则进行精细分割、检测、抓取和推动。我们实现了一个小物体料箱拣选系统，以展示两阶段抓取的概念。实验表明，所提出的框架行之有效。与传统料箱拣选方法侧重于采用经典框架进行基于视觉的抓取规划不同，所提出的新框架只需简单的视觉检测和规划，即可解决杂乱小物体拣选所面临的挑战。**

I. 引言

料箱拣选是机器人学中的一个典型问题，旨在从杂乱的料箱中逐个拾取相同的物体 [1]。近年来，料箱拣选因其在现代物流 [2, 3] 和服务业 [4, 5]中的广泛应用而备受关注。尽管料箱拣选十分重要且应用广泛，但仍然具有挑战性。

近期的料箱拣选解决方案采用基于学习的图像处理技术（如图像分割和位姿估计），检测能够从料箱中取出单个物体的抓取方式。例如，[2] 使用语义分割系统和启发式吸取抓取生成算法，从杂乱堆叠的物体中拣选特定物体。抓取性能与语义分割质量相关，而吸取抓取质量则受点云分辨率和精度影响。[6, 7] 提出了反光物体料箱拣选方法及数据集。这些方法基于场景重建和6D物体位姿估计。[8, 9]提出了适用于料箱拣选场景的基于视觉的物体识别和位姿回归解决方案。这些方法在拣选常规尺寸的工业物品 [7] 和日常家用物品方面取得了显著成果

本研究部分获得香港研究资助局通过主题研究计划项目T42-409/18-R和14202918、香港物流机器人研究中心、香港中文大学T Stone机器人研究所的资助，另有部分资助来自香港中文大学香港深圳创新及科技研究院（福田）。通讯作者：周建树（Jianshuzhou@cuhk.edu.hk）。HW Cao、JS Zhou、R Cao、JD Huang、YC Li和YH Liu任职于香港中文大学T Stone机器人研究所及机械与自动化工程学系。Q Dou任职于香港中文大学计算机科学与工程学系。JS Zhou、Q Dou、Ng CM和YH Liu也隶属于香港物流机器人研究中心（HKCLR）。

物品 [10]。然而，种类繁多的物体仍难以由机器人处理。其中，小物体料箱拣选尤其具有挑战性，原因如下。首先，感知杂乱的小物体颇具难度。最先进的图像分割方法仍难以区分属于不同小型实例的图像像素[11, 12]。物体位姿估计方法需要精确感知完整点云或深度信息[13]。小物体尺寸较小且形状复杂，这使传感器分辨率和遮挡限制对位姿估计造成影响[14],[15]。此外，许多小物体（如金属螺母和螺栓）具有反光表面，这会导致商用三维相机产生不可预测的感知结果[16]。其次，现有料箱拣选方法依赖于广受认可的单阶段（一次性完成感知-执行）工作流程[17], ，但这种流程对于小物体料箱拣选而言未必理想。大多数现有方法会先检测六维物体位姿，再规划合适的夹爪位姿以拣选目标物品，随后执行该规划，从物体堆中取出一个物体。然而，当不存在可行抓取方式时，这种工作流程可能会遇到困难。例如，小物体紧密堆叠时，可能不存在一种抓取方式，既能使夹爪与目标物体完美贴合，又不会与周围的小物体发生碰撞。

为此，本文提出了一种面向小物体的新型料箱拣选框架，称为两阶段抓取。顾名思义，该框架包含两个由粗到精的不同抓取阶段，即两次感知-执行。在“粗略”阶段，将一个或多个物体从料箱中抓出并放置在托盘上。在“精细”阶段，则从托盘中拣选且仅拣选一个物体。两阶段抓取利用了软体机器人夹爪 [18-21] 和机器人操作 [22-27] ，并兼容不同的软体机器人夹爪 [18-21], 、现有的分割方法 [2,11,12], 、位姿估计方法 [8,9,13] 以及抓取检测方法 [16], [28-30]。此外，通过将料箱拣选分为两个阶段，视觉检测和物体抓取也相应地分为粗略和精细阶段。在任一阶段，视觉检测或物体抓取都比传统的单阶段工作流程更加可靠。本文提出的两阶段料箱拣选框架，为实现小物体可靠、稳健、精准且兼容性强的料箱拣选提供了一种很有前景的解决方案。

II. 小物体料箱拣选系统

硬件系统（图1）包含一台机械臂、一个用于物体分离和物品拾取的软夹爪、一台RGB-D相机、一个可移动的操作托盘（在此进行软体操作和视觉识别），以及一个用于接收已拣取物体的放置托盘。



图1. 小物体料箱拣选系统组成。

如图 1 所示，所提出的软夹爪由两根软手指、一个软掌和一个内部气动腔 [31] 组成。当内部压力为正，即高于大气压时，两根手指闭合。相反，当内部压力为负，即低于大气压时，两根手指张开。通过改变内部气动腔的压力，可以调节软手指的开口宽度。此外，该夹爪的手指尺寸和动作方式专为拣选多个或单个小物体而设计。

所提出的夹爪在小物体抓取方面的两大优势是安全性和鲁棒性。该夹爪完全由柔性材料制成，因此与小物体交互时能够吸收额外的能量，这带来两方面的好处。首先，它能减小抓取时不必要的冲击，从而保护物体在抓取和操作过程中免受损坏。其次，手指能够适应被抓取小物体的形状，将传统刚性夹爪上的点接触转变为线接触和面接触，从而降低物体掉落的可能性。此外，软夹爪的指甲扩大了其可抓取物体的范围。实验表明，该夹爪能够抓取不同形状和尺寸的小物体。

III. 两阶段抓取框架

A. 两阶段抓取概述

所提出的料箱拣选框架包含两个阶段：“粗略”阶段和“精细”阶段。每个阶段都包括感知、规划和执行三个步骤，与传统的料箱拣选流程相同。在“粗略”阶段，在料箱中进行粗略感知和规划。执行规划后，将若干物体从料箱中粗略地抓取到操作托盘中。在“精细”阶段，对已抓取的物体进行专门的感知和规划，并且每次精确地拣选一个物体。

两阶段抓取的具体过程如图 2 所示。夹爪根据小物体密度估计所预测的位置，从料箱中粗略抓取一个或多个物体；小物体密度估计将在第 III-B 节介绍。随后，将抓取的物体放置到操作托盘上，以进行第二阶段。在精细阶段，抓取检测器通过专门的图像分割和碰撞检查，在操作托盘上寻找可行抓取。许多其他抓取检测器也可以替代这一模块。如果托盘上的物体无法抓取，系统将尝试通过软体操作将它们分离。本文提出了两种分拣策略：向外扫除和分离。如果某个物体可以抓取，机械臂就会执行规划好的抓取动作。随后，机械臂将准确抓取一个物体，并将其放入最终放置托盘。操作托盘中剩余的物体并非必需，可视为多余物体。因此，系统会通过称为回流的软体操作，将它们扫回料箱。

两阶段抓取的优势之一在于，将具有挑战性的抓取感知、规划和执行分为两个阶段。在每个阶段中，这些任务都会变得简单明了。尽管复杂的抓取检测器或位姿估计也可提供支持，但并非必需。

B. 杂乱小物体的密度估计与粗略抓取

给定一幅RGB图像，该模块估计图像中杂乱的相同小物体的密度。

我们采用全卷积网络（FCN）以逐像素方式预测物体的密度图。具体而言，给定一幅RGB $\in^{H\times W\times 3}$，其中和分别表示图像的高度和宽度，密度图由全卷积网络F预测如下：

$$p = \mathcal{F}(I) \qquad (1)$$

在我们的实现中，我们使用U-Net [32] 骨干网络来预测每个像素的密度值。在训练过程中，我们直接使用均方误差（MSE）损失回归密度图，具体如下：

$$\ell(p,\bar{p}) = \frac{1}{H}\frac{1}{W}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W}\left(p(i,j)-\bar{p}(i,j)\right)^2 \qquad (2)$$

，其中、表示像素位置，、¯分别表示预测密度图和真实密度图。为避免训练过程中的过拟合，我们按照[33]在RGB图像上进行数据增强（例如添加随机高斯噪声和仿射变换）。

由于场景中有大量小物体，人工标注难以获得精确的真实密度图，且十分耗时。为避免真实数据采集流程，我们基于 PBR图像生成流程 [8]生成用于训练的照片级真实感合成（PBR）数据。具体而言，我们对 i) 环境光、ii) 相机位置、iii) 物体姿态和 iv) 背景进行随机化，以缩小真实数据与合成数据之间的域差距，如图3所示。在虚拟场景中获得包含物体姿态的 RGB图像后，我们可以将物体表示为投影到图像平面上的点（见图3(b)）。随后，通过对点图应用

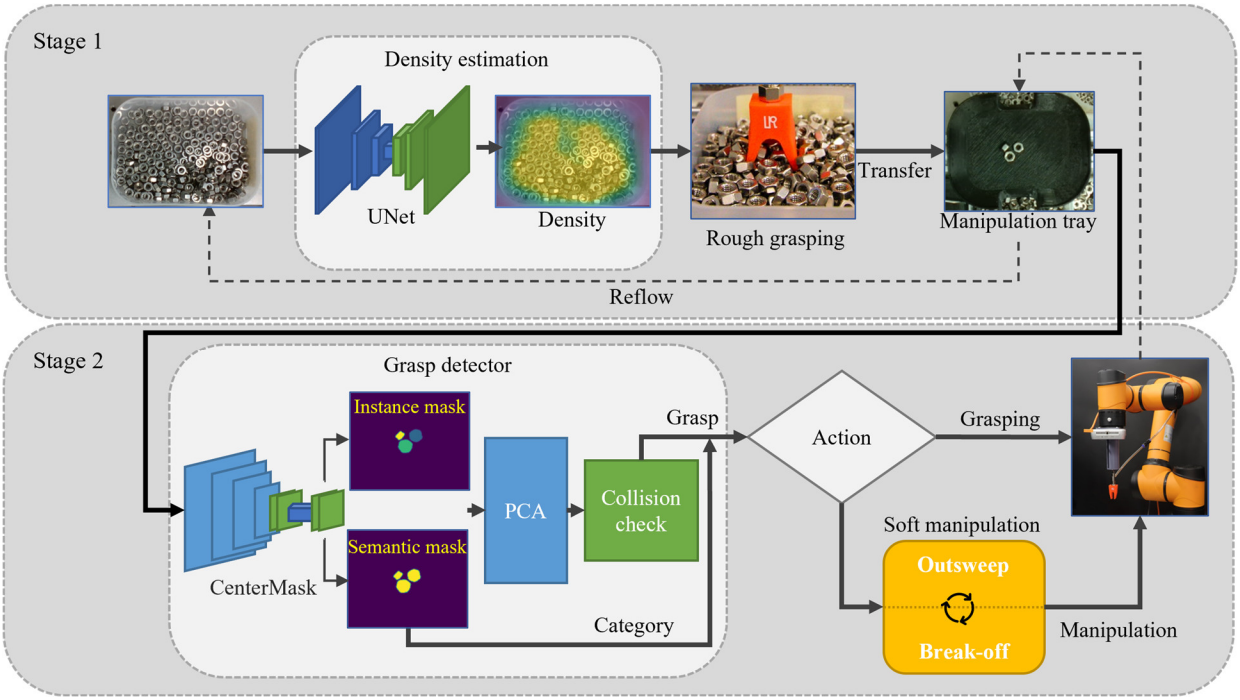
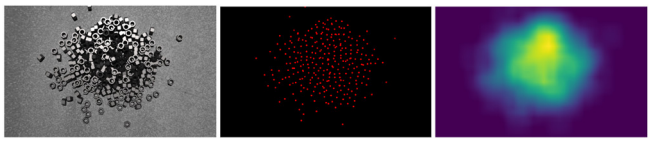


图2：两阶段抓取框架。所提出的料箱拣选框架包含两个阶段：“粗略”阶段和“精细”阶段。在第1阶段，夹爪根据密度估计指示的位置，从料箱中粗略抓取一些物体。被抓取的物体被放置在操作托盘上。在第2阶段，抓取检测器根据操作托盘的图像做出决策，以拣选或分离物体。如果不存在可行抓取，则将在操作托盘上进行软体操作，以分离其中的物体。每次夹爪将从托盘中恰好拣选一个物体。最后，剩余物体将通过软体操作回流至料箱。



(a) (b) (c)

图3. 合成RGB图像（a）、相应的点图（b）和密度图（c）示例。

高斯核即可生成真实密度图（见图3(c)）。我们收集了六种工业物体的 CAD模型作为训练集。基于 Blender，为每种物体渲染一百个包含杂乱物体的合成场景。每个场景中的物体数量在 100 到 300 之间。我们对测试数据的点图进行人工标注，并采用相同的流程处理测试集。通过经验我们发现，使用合成数据训练的模型已足以为下游抓取任务精确预测密度图。

C. 抓取检测

引入了一个基于深度学习的抓取检测模块。需要指出的是，两阶段抓取与不同的分割方法 [2,11,12]，位姿估计方法 [8,9],13] 以及抓取检测方法 [16], [28-30]兼容。

我们使用了一个实时、无锚点的分割软件包 CenterMask [34]。该模型在自采集数据集上进行训练。分割模块输出实例掩码，并据此生成抓取结果；同时输出用于指示每个物体类别的语义掩码。

分割结果会传递给二维抓取检测器。抓取检测器首先对场景的分割图像执行轮廓查找和 PCA [35]，从而估计每个物体的平面方向 。其次，可以根据每个物体的方向和轮廓生成接触点。由于软夹爪有两个手指，因此，图像中物体边界上的一次抓取 (,) 由两个接触点 $_1$ (1, 1) 和 $_2$ (2, 2) 定义，约束条件为 $\vec{\cdot}\vec{} = 0$:

$$\zeta = \left(\frac{u_1 + u_2}{2}, \frac{v_1 + v_2}{2}\right) \quad (3)$$

$$\theta = \cos^{-1}\frac{\overrightarrow{s_1 s_2}\cdot\vec{i}}{|\overrightarrow{s_1 s_2}|} \quad (4)$$

，其中 是图像平面中沿 x 轴方向的单位向量。其次，在生成接触点和抓取姿态后，通过在每个接触点放置虚拟指纹并执行逐像素间隙检查来进行碰撞检查。只有对应于孤立物体的抓取姿态才能保留。最后，将所有无碰撞且运动可行的抓取姿态及类别传递给任务规划器。为执行抓取操作，驱动压力根据 $\|\vec{}\|$ 进行线性映射。

D. 通过软体操作实现小物体单体化

当物体单独放置在平坦表面上时，物体抓取已被证明可靠。某些抓取方法已扩展到成簇物体。然而，对簇中的小物体（如螺母和螺栓）进行精确分割和定位仍然困难。例如，5 mm 的定位

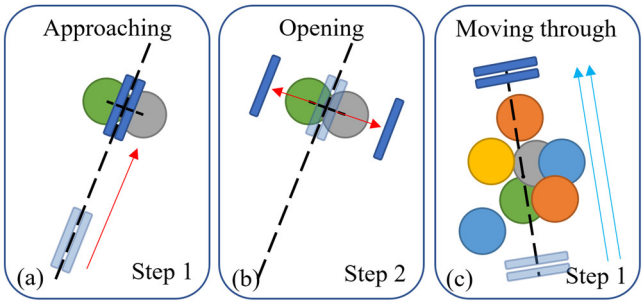


图4：小物体分离策略。彩色圆圈表示物体。蓝色矩形和红色箭头分别表示软夹爪的运动及手指的移动。(a)-(b) 外扫策略；(c) 分离策略。

误差可能导致夹爪包住多个物体，或什么也没包住，这都是不理想的。与杂乱物体相比，单体物体更适合使用二维抓取方法进行抓取，因为这类方法计算更快、可靠性更高。如果待抓取物体堆叠在一起，除了采用扩展至成簇物体的抓取方法外，还可以先将它们分开、单独放置，再轻松地逐个抓取。

推动动作有望将杂乱物体分离开来 [22-27],，即将一个物体与其他物体分开，从而实现更可靠且无碰撞的二维抓取。本文提出了两种类似推动的小物体分离策略（图 4.）：使用软夹爪和软体操作算法的外扫策略与分离策略。

与仅包含夹爪轨迹的传统推动策略不同，外扫策略利用软手指的自由度。它通过以下步骤生成推动运动：

1) 找出物体堆中距离最近的两个物体，其中心分别为 $_1$ 和 $_2$ ，中点为 $_0 = (_1 + _2)/2$,

2) 构造一条直线 $_{12}$ 和一个向量 $_0$，该向量垂直于 $_{12}$，其中 $_i$ 是一个可达空间点，

3) 生成一个运动序列，其中包括沿 $_0$ 靠近 $_0$ ，使夹爪姿态与 $_0$ 对齐，在 $_0$ 处停止，最后在 $_0$ 处快速张开手指。

分离策略按以下步骤生成推动运动：

1) 找到物体堆 $_i$ 的中心，以及一条穿过 $_i$ 的直线，该直线始于自由空间点 $_i$ ，止于 $_i$,

2) 构造两个方向相反的向量 $_$ 和 $_$ ，以及一个与该平面内这些向量垂直的向量 $_\perp$ ，

3) 为每个向量分别生成一个推动运动，引导夹爪沿该向量移动，同时保持姿态与 $_\perp$ 对齐。任选一种运动。

接下来要回答的问题是，如何在每次执行时从上述两种策略中选择一种。本文在算法 1 中描述了一种启发式软体操作算法。该算法以物体堆的大小为输入，并输出适用于该物体堆的分离策略。这里，我们使用 k均值 [36] 对物品中心的坐标进行聚类

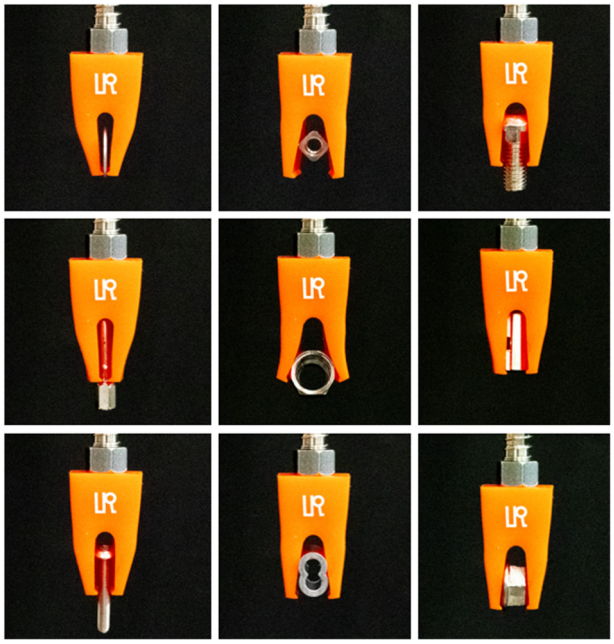


图5：小物体抓取实验。不同尺寸和形状的物体由软夹爪抓取。

。实验表明，单体分离操作算法有效且高效。我们将在未来的工作中提出更多分离策略。

算法 1: 软单体分离操作

输入：场景的实例分割
输出：待执行的策略
阈值 = 3;
使用 k均值聚类查找物体簇 Φ ;
从 Φ 中随机采样一个物体簇 φ ;
将 φ 的大小 s计算为物体数量;
如果 $s \leq$ 阈值 **则**
    返回 向外扫除_标志， φ;
else
    返回 分离_标志， φ;

IV. 实验验证

我们开展了多项实验，以评估所提出的料箱拣选框架、软夹爪和软体操作方法的性能。首先，我们评估了软夹爪的抓取能力。随后，测量了软体操作性能。第三，我们展示了料箱拣选框架的一种实现。我们比较了两阶段抓取与传统料箱拣选框架的抓取成功率。实验中使用了 RealSense D415 相机。

A. 软夹爪的小物体抓取

软夹爪的抓取能力对于小型物体的拣选、分拣和分配至关重要。在实验中，我们收集了多种工业物体以及

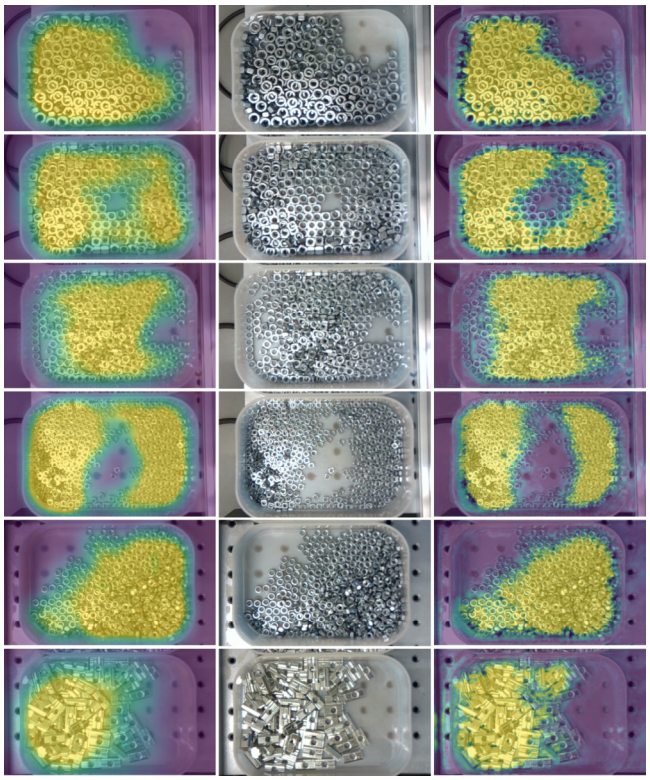


图 6：测试图像上示例结果的可视化。每行从左到右依次为：真实标注、真实图像和预测密度。

不同形状和重量的机械紧固件，并控制夹爪抓取它们。物体的宽度范围为 1.2 mm 至 25 mm。如图 5 所示，软夹爪均能成功抓取这些物体。此外，如第 IV-D 节所述，夹爪可以张开手指，以便每次抓取多个物体。

B. 用于粗略抓取的密度估计

为了测试密度估计模型的泛化能力，我们使用合成数据对其进行训练，并在不进行微调的情况下直接使用真实数据进行测试。测试结果见表 I，预测密度图和测试物体的示例见图 6。可以注意到，真实场景中的物体形状与训练集中的物体形状并不相同，这表明模型对未见过的物体具有良好的泛化能力。结果表明，该方法对不同场景中的不同物体均能持续有效。

表 I.　　真实测试集上不同物体的均方误差

物体 1		2	3	4	5	6	7	8
误差	0.08	0.12	0.09	0.09	0.092	0.10	0.14	0.19

C. 用于小物体分离的软体操作

我们将所提方法与一种基线分离策略进行比较，以检验所提出的分离策略和软体操作算法的有效性。本实验采用的基线策略由 [23] 修改而来。具体而言，基线策略是沿着一条轨迹推动一簇物体，使轨迹经过簇内的任意一点

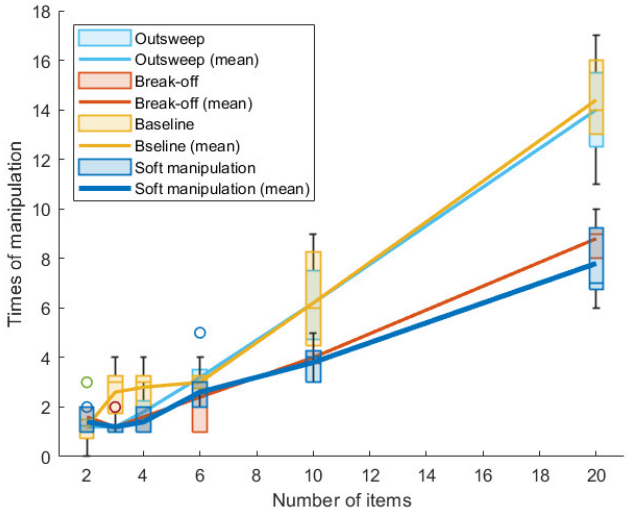


图 7：小物体分离实验。对不同策略进行了比较。

并随机选取起点和推动距离。与基线策略及彼此进行比较的方法包括外扫策略、分离策略，以及可在外扫与分离之间自动选择的软体操作算法。我们随机选取了一些小物体作为测试对象。每次运行中，料箱拣选系统的任务是拣选一簇小物体。若不存在可行抓取，则执行分离操作。一般来说，包含物体较多的簇可能需要更多次分离操作才能完成拣选。每种分离方法均在六种场景下进行测试：分别包含两件、三件、四件、六件、十件和二十件物体的簇。物体簇随机构成，物体也随机选取。每种场景进行了五次试验，共进行了 120 次试验。每次试验中，记录分离操作的次数（不计拣选动作），并绘于图 7 中。

当物体堆较小时，例如包含两个或三个物体时，采用向外扫除和软体操作算法，只需较少的分离操作即可完成拣选。当物体堆较大时，例如包含超过四个物体时，采用分离和软体操作算法，只需较少的分离操作即可完成拣选。在所有情况下，基线方法都需要进行更多次操作，这表明其耗时最长。这些结果表明，软体操作算法适合在不同情况下高效分离多个小物体。

D. 两阶段抓取的实现与评估

如第 I 节所述，由于物体表面和尺寸不理想、位姿估计存在不确定性以及传感器分辨率限制等因素，机械臂要从料箱中准确抓取处于随机姿态的小物体颇具挑战性。为此，我们在料箱拣选系统中实现了两阶段抓取，其示例片段如图 8 所示。

任务是通过两阶段抓取，从每个料箱中拣选出所需数量的物体。图 8 (a1)-(a7) 中，以第二个料箱的实验过程作为第一个示例。系统估算物体密度，以

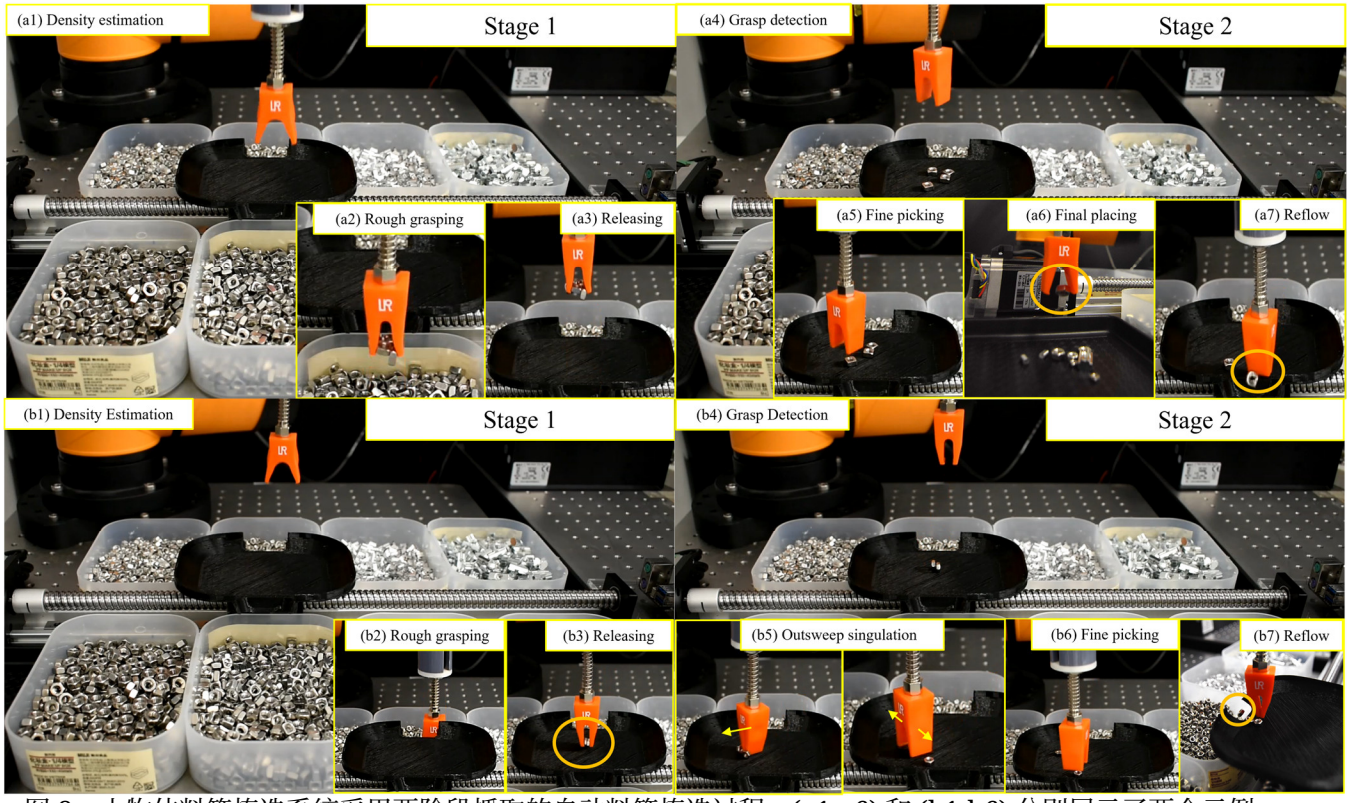


图 8：小物体料箱拣选系统采用两阶段抓取的自动料箱拣选过程。(a1-a6) 和 (b1-b6) 分别展示了两个示例。

确定料箱中的粗略抓取区域，如图 8 (a1) 所示。随后进行粗略抓取，并将抓取到的若干物体放到操作托盘上，如图 8 (a2) 和 (a3) 所示。抓取检测器决定在操作托盘上逐个精确拣选所需数量的物体（本实验中为一个），如图 8 (a5) 所示。精细拣选后，通过扫掠动作将剩余物体送回料箱，如图 8 (a7) 所示。图 8 (b1)-(b7) 展示了另一个示例。在前一个示例中，物体放到操作托盘上后恰好彼此分开，因此未进行分离操作。有时则需要进行分离操作，如图 8 (b5) 所示。在该示例中，如图 8 (b4) 所示，托盘上的物体彼此靠得很近，因此抓取检测器判定它们不可抓取。图 8 (b5) 展示了外扫分离的结果。分离后新检测到两个可行抓取。其中一个物体被拣选，另一个则被扫回料箱，如图 8 (b6) 所示。其余过程类似，故未展示。

我们在相同设置下，将所提出的料箱拣选框架与传统的单阶段工作流程进行了比较。每种框架都需要从每个料箱中拣选一个小物体。实验重复进行了五次。机械臂速度设为最大速度的 30%。结果如表 II 所示。与传统的单阶段工作流程相比，两阶段抓取的成功率显著更高，但执行时间也更长。时间主要花在机械臂运动上，例如将物品转移到可移动放置托盘上，以及放置物品。

表 II.　　拣选成功率和时间成本

	两阶段抓取	**传统料箱拣选流程**
成功率	92.5%	37.5%
每个周期的耗时 50.1 秒		29.9 秒

V.　结论与未来工作

本文提出了一种面向小物体的新型料箱拣选框架。所提出的两阶段抓取框架在感知、规划和执行方面均不同于传统的料箱拣选流程。通过将其划分为精细阶段和粗略阶段，小物体料箱拣选中由传感器分辨率限制、图像或点云处理困难以及碰撞检测所带来的挑战得以简化。本文提出了一种用于粗略抓取的小物体密度估计方法，并引入了用于分离杂乱物体的软体操作算法。本文还提出了两种小物体分离策略。实验表明，所提出的两阶段抓取、软夹爪、软体操作算法和密度估计方法均取得了显著成果。

在未来的工作中，我们将通过在软体机器人夹爪的本体及表面集成柔性传感器，实现本体感觉和触觉实现，从而进一步完善该软体机器人夹爪。此外，我们计划为该软夹爪设计一种新型驱动方法，以摆脱商用但体积庞大的气动驱动。进一步地，结合深度强化学习技术的数据驱动模型将改进软体操作算法。

参考文献

[1] Z. Tong、Y. H. Ng、C. H. Kim、T. He 和 J. Seo，《使用非对称手指通过直接准静态交互实现Dig-Grasping：一种有效料箱拣选方法》，IEEE机器人与自动化快报，第6卷，第2期，第3033–3040页，2021年4月，doi：10.1109/LRA.2021.3062250。[2] D. Morrison等，《Cartman：赢得亚马逊机器人挑战赛的低成本笛卡尔机械臂》，载于2018年IEEE机器人与自动化国际会议（ICRA），布里斯班，昆士兰州，2018年5月，第7757–7764页。doi：10.1109/ICRA.2018.8463191。[3] H. Mnyusiwalla等，《用于系统评估机器人抓取与放置系统的料箱拣选基准》，IEEE机器人与自动化快报，第5卷，第2期，第8页，2020年。[4] A. Mousavian、C. Eppner和D. Fox，《6自由度GraspNet：用于物体操作的变分抓取生成》，arXiv:1905.10520 [cs], 2019年8月，访问日期：2020年10月20日。 [在线]。可用地址：http://arxiv.org/abs/1905.10520 。S. Song、A. Zeng、[5] J. Lee和T. Funkhouser，《野外抓取：从低成本示范中学习6自由度闭环抓取》，arXiv:1912.04344 [cs], 2020年12月24日。。访问日期：2022年1月。[在线]。可用地址：[6] http://arxiv.org/abs/。J. Yang、D. Li和S. L. Waslander，《用于机器人料箱拣选的主动立体深度图概率多视图融合》，arXiv:2103.10968 [cs], 2021年3月，访问日期：2021年5月13日。[在线]。可用地址：http://arxiv.org/abs/2103.10968 。J. Yang、Y. Gao、D. Li和S. [7] L. Waslander，《ROBI：用于机器人料箱拣选中反光物体的多视图数据集》，arXiv:2105.04112 [cs], 2021年5月，访问日期：2021年5月13日。[在线]。可用地址：http://arxiv.org/abs/2105.04112 。[8] X. Li等，《面向工业机器人料箱拣选的仿真到现实物体识别与定位框架》，IEEE机器人与自动化快报，第7卷，第2期，第3961–3968页，2022年4月，doi：10.1109/LRA.2022.3149026。[9] L. Zeng、W. J. Lv、Z. K. Dong和Y. J. Liu，《PPR-Net++：堆叠场景中的准确6D物体位姿估计》，IEEE自动化科学与工程汇刊，doi：10.1109/TASE.2021.3108800。[10] B. Calli、A. Singh、A. Walsman、S. Srinivasa、P. Abbeel和A. M. Dollar，《YCB物体与模型集：面向操作研究的通用基准》，载于2015年国际先进机器人学会议（ICAR），土耳其伊斯坦布尔，2015年7月，第510–517页。doi：10.1109/ICAR.2015.7251504。[11] Y. Liu、P. Sun、N. Wergeles和Y. Shang，《小目标检测的深度学习方法综述与性能评估》，Expert Systems with Applications，第172卷，第114602页，2021年。[12] H. Wang、L. Zhou和L. Wang，《漏检与误报：红外图像中小目标分割的对抗学习》，载于IEEE/CVF国际计算机视觉会议论文集，2019年，第8509–8518页。[13] C. Wang等，《DenseFusion：通过迭代密集融合实现6D物体位姿估计》，arXiv:1901.04780 [cs], 2019年1月25日。。访问日期：2021年5月。[在线]。可用地址：[14] http://arxiv.org/abs/。G. Du、K. Wang、S. Lian和K. Zhao，《从物体定位、物体位姿估计到平行夹爪抓取估计的基于视觉的机器人抓取：综述》，Artificial Intelligence Review，第54卷，第3期，第1677–1734页，2021年。[15] Z. Li、G. Wang和X. Ji，《Cdpn：用于实时基于RGB的6自由度物体位姿估计的基于坐标的解耦位姿网络》，载于IEEE/CVF国际计算机视觉会议论文集，2019年，第7678–7687页。[16] H. Cao、J. Huang、Y. Li、J. Zhou和Y. Liu，《基于FSG算法和软体机器人手的模糊深度物体抓取》，载于2021年IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS），2021年，第3948–3954页。[17] M. Alonso、A. Izaguirre和M. Graña，《机器人抓取与料箱拣选的当前研究趋势》，载于工业与环境应用中的软计算模型第13届国际会议，2018年，第367–376页。[18] J Zhou、J Yi、X Chen等，《BCL-13：用于灵巧抓取和手内操作的13自由度软体机器人手》，IEEE机器人与自动化快报，2018年，3(4)：3379–3386。[19] J Zhou、X Chen、Chang U等，《一种实现仿人机器人手灵巧性的软体机器人方法》，IEEE Access，2019年，7：101483–101495。

[20] W. Chen 等，《易于部署的鼻腔/咽喉联合拭子机器人：具备灵巧采样能力并能抵御外部干扰》，IEEE机器人与自动化快报，第 1–8 页，2022，doi: 10.1109/LRA.2022.3191964。[21] J. Zhou、Y. Li、Y. Yang、H. Cao、J. Huang 和 Y. Liu，《一种实现 6 种手内操作的 22自由度仿生软手》，载于 2021 IEEE实时计算与机器人国际会议（RCAR），2021，第 20–26 页。[22] H. Huang 等，《利用新型“Bluction”工具在货架上进行机械搜索》，arXiv:2201.08968 [cs], Jan. 15, 2022. 访问日期：Feb. 。[23] [在线]。可用地址：http://arxiv.org/abs/2201.08968。M. Danielczuk、J. Mahler、C. Correa 和 K. Goldberg，《通过线性推动策略提高机器人料箱拣选的抓取可达性》，载于 2018 IEEE 第 14 届自动化科学与工程国际会议（ CASE ），慕尼黑，Aug. 2018，第 1249–1256 页。doi: 10.1109/COASE.2018.8560406。[24] Y. Deng 等，《杂乱环境下机器人推动与拣选的深度强化学习》，载于 2019 IEEE/RSJ智能机器人与系统国际会议（IROS），中国澳门，Nov. 2019，第 619–626 页。doi: 10.1109/IROS40897.2019.8967899。[25] T. Hermans、J. M. Rehg 和 A. Bobick，《用于物体分离的引导推动》，载于 2012 IEEE/RSJ 智能机器人与系统国际会议，维拉莫拉-阿尔加维，葡萄牙，Oct. 2012，第 4783–4790 页。doi: 10.1109/IROS.2012.6385903。[26] H. Huang 等，《使用侧向访问X射线在货架上进行机械搜索》，arXiv:2011.11696 [cs], Nov. 2020，访问日期：Feb. 15, 2022。[在线]。可用地址：http://arxiv.org/abs/2011.11696 。获取地址：[27] http://arxiv.org/abs/。M. Danielczuk 等，《机械搜索：从杂乱物体中多步检索被遮挡的目标物体》，载于 2019 年机器人与自动化国际会议（ICRA），加拿大魁北克省蒙特利尔，May 2019，第 1614–1621 页。doi: 10.1109/ICRA.2019.8794143。[28] H.-S. Fang、C. Wang、M. Gou 和 C. Lu，《GraspNet-10亿：通用物体抓取的大规模基准》，载于 2020 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议（CVPR），美国华盛顿州西雅图，Jun. 2020，第 11441–11450 页。doi: 10.1109/CVPR42600.2020.01146。[29] J. Mahler 等，《学习双手通用机器人抓取策略》，Sci. Robot.，第 4 卷，第 26 期，第 eaau4984 页，Jan. 2019，doi: 10.1126/scirobotics.aau4984。[30] H. Cao、H.-S. Fang、W. Liu 和 C. Lu，《SuctionNet-10亿：吸附抓取的大规模基准》，arXiv:2103.12311 [cs], Mar. 2021，访问日期：Jul. 10, 2021。[在线]。获取地址：http://arxiv.org/abs/2103.12311 。YH. Liu、JS [31] Zhou、HW Cao 等，《机器人末端执行器和软夹爪》美国专利 17822809，Aug. 29, 2022。[32] O. Ronneberger、P. Fischer 和 T. Brox，《U-Net：用于生物医学图像分割的卷积网络》。arXiv，May 18, 2015。doi: 10.48550/arXiv.1505.04597。[33] M. Sundermeyer、Z.-C. Marton、M. Durner、M. Brucker 和 R. Triebel，《基于 RGB图像的六维物体检测隐式三维方向学习》，2018，第 699–715 页。访问日期：Sep. 03, 2022。 [在线]。获取地址：https://openaccess.thecvf.com/content_欧洲计算机视觉会议_2018/html/Martin_Sun dermeyer_Implicit_3D_Orientation_ECCV_2018_paper.html [34] Y. Lee 和 J. Park，《CenterMask：实时无锚实例分割》，2020，第 13906–13915 页。访问日期：Jul. 21, 2022。[在线]。获取地址：https://openaccess.thecvf.com/content_计算机视觉与模式识别会议_2020/html/Lee_Center Mask Real-Time Anchor-Free_Instance_Segmentation_CVPR_2020_paper.html [35] A. Maćkiewicz 和 W. Ratajczak，《主成分分析（PCA）》，Computers & Geosciences，第 19 卷，第 3 期，第 303–342 页，Mar. 1993，doi: 10.1016/0098-3004(93)90090-R。[36] L. Hubert 和 P. Arabie，《比较划分》，Journal of Classification，第 2 卷，第 1 期，第 193–218 页，Dec. 1985，doi: 10.1007/BF01908075。