arXiv:2305.01700v1 [cs.RO] 2 May 2023

基于计算机视觉的实时航点生成：四足机器人葡萄园自主导航

Lee Milburn*RIVeR Lab IIT* 与 *NEU*波士顿，马萨诸塞州
Milburn.l@northeastern.edu

Juan Gamba动态腿式系统实验室 意大利技术研究院热那亚，意大利
Juan.Gamba@iit.it

Miguel Fernandes*IIT* 与 *UniGe* 先进机器人实验室 热那亚，意大利
Miguel.Ferreira@iit.it

Claudio Semini动态腿式系统实验室 意大利理工学院热那亚，意大利
Claudio.Semini@iit.it

摘要—**VINUM 项目旨在通过引入尖端的移动机器人解决方案，应对现代葡萄园中熟练劳动力短缺的问题。该系统利用四足机器人 HyQReal 的能力，配备机械臂与视觉传感器，可实现葡萄藤的自主导航和冬季修剪，从而减少对人工干预的需求。这一方法的核心是一种架构，使机器人能够轻松地在葡萄园中导航，以无与伦比的精度识别葡萄藤，并精准接近它们进行修剪。状态机驱动整个过程，在不同阶段之间灵活切换，以确保任务顺畅、高效地完成。通过实验对系统性能进行了评估，重点考察航点精度，并优化机器人工作空间以执行单株植物操作。结果表明，该架构具有很高的可靠性，HyQReal 的平均误差为 21.5cm，标准差为 17.6cm。然而，要实现最佳性能，还需要提高葡萄藤检测精度。这项工作基于一种适用于葡萄园中四足机器人的基于计算机视觉的导航方法，为选择性任务自动化开辟了新的可能性。该系统架构在理想天气条件下运行良好，能够生成并抵达精确的航路点，从而最大限度地利用所连接机械臂的工作空间。这项工作是我们在意大利机器人与智能机器会议（I-RIM）上发表的短篇论文的扩展， 2022 [1]】【。**

索引词—**农业机器人、计算机视觉、自主葡萄园导航、四足机器人控制**

I. 引言



图 1：IIT 的 HyQReal 四足机器人位于意大利皮亚琴察附近的一座葡萄园中。

979-8-3503-0121-2/23/$31.00 ©2023 IEEE

全球葡萄园的葡萄酒产业正面临严重的劳动力短缺[1]。葡萄园的劳动力需求严重依赖季节性工人，其中包括来自国际的劳动力。因此，葡萄园一直在探索通过季节性工作的机器人自动化来缓解劳动力短缺的可能性。

VINUM[2] 项目采用 IIT 的 HyQReal 四足机器人，搭载 Kivoa Gen3 机械臂 [2][3]，自主对葡萄藤进行冬季修剪；见图 1，[4]。四足机器人能够绕过障碍物并相应调整动作，因此非常适合在环境复杂多变的特定葡萄园中作业。这种机动性的提升与机器人修剪机械臂相结合，能够提高修剪效率并减少对人工劳动的需求。最终，这些优势有助于改善葡萄藤的生长与产量。例如，HyQReal 不仅可以前后移动，还可以横向移动。这种额外的移动能力使其在搜寻葡萄藤时更加灵活，在向检测到的葡萄藤移动时也有更多的接近选择 [5]。

为了自主对葡萄藤进行冬季修剪，VINUM机器人必须能够可靠、自主地在葡萄园中导航，并抵达每一株需要冬季修剪的葡萄藤。为了修剪每株葡萄藤，导航堆栈必须自主生成相对于葡萄藤的航路点，使其适用于安装在HyQReal上的Kinova Gen3机械臂的运动学工作空间，见图2。这种方法使机器人能够在葡萄园中逐株执行选择性任务自动化。导航流程采用RGB-D相机，而非激光雷达等更昂贵、要求更高的传感器，从而降低系统成本。然而，RGB-D相机产生的相机检测结果可能存在错误，导航架构必须克服这一问题，才能在更广泛的条件下有效运行。本文提出了一种可靠的导航架构，该架构基于RGB-D计算机视觉和高层控制算法生成精确的航路点，用于

[1]https://www.winemag.com/2021/12/07/wine-industry-labor-supply/[2]https://vinum-robot.eu/

四足机器人。

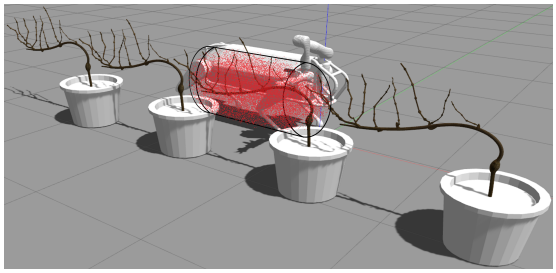

图 2：安装在 HyQReal 上的 Kinova Gen3 机械臂的运动学工作空间（红色区域）。

所提出的导航堆栈能够自主穿行于葡萄园，并前往根据相机输入自主生成的精确航路点。导航堆栈利用计算机视觉检测葡萄藤主干，并使用基于检测结果滚动平均值的滤波器来消除噪声输入。随后，它根据检测到的葡萄藤主干生成接近航路点。我们使用RGB-D传感器实现了葡萄藤主干的实例分割。葡萄藤主干的检测采用Mask-RCNN完成，该模型使用包含500多张图像的人工标注数据集进行训练。将高层控制与葡萄藤检测相结合，构成了VINUM导航堆栈的基础。我们使用HyQReal进行了一系列实验，结果显示，机器人与目标位置的平均距离为21.5厘米，标准差为17.6厘米。由于Kinova Gen3机械臂的运动学工作空间大于单株葡萄藤上第一个与最后一个短枝之间的距离（短梢修剪葡萄藤通常为70厘米），因此该自动化任务取得的结果可以接受。

该自主导航架构的贡献如下：

- 用于精确放置机器人的高层控制算法，适用于在葡萄园行中实现逐株选择性任务自动化的机器人工作空间。
- 实现在葡萄园行中导航时，运行期间利用 RGB-D传感器准确生成导航航点的算法。
- 一个经过人工标注的葡萄藤主干实例分割数据集，用于训练我们的 Mask-RCNN。

II. 研究现状

能够在葡萄园中自主导航的机器人和车辆的发展已取得显著进展[6]。。虽然其中许多机器人采用轮式设计，并在葡萄园行间持续移动，但一些非连续移动的型号需要手动添加航路点。目前，系统能够为自主导航生成航路点，但通常依赖葡萄园的初始航空地图，因此在运行时难以适应不断变化的条件。欧盟BACCHUS项目正在研发一款轮式机器人，用于采摘葡萄和养护葡萄园。BACCHUS机器人利用对葡萄园树干进行语义分割，实现精确的机器人运动估计和一致的度量地图 [7]。我们提出的导航架构采用相同的分割方法，但用于识别机器人需要步行前往的离散位置。以往关于葡萄园导航的研究描述了这样一种方法：使用激光传感器沿每一行移动，直至该行中不再有葡萄藤 [8]。其他导航堆栈也会利用激光扫描仪进行感知，沿葡萄园行自主移动[9][10]。欧盟CANOPIES项目旨在开发一种人机协作模式，用于葡萄园中的采摘和修剪[1]。该项目采用一款由人工操作人员引导的轮式机器人来执行精准农业任务。类似的葡萄园行间自主机器人ViTiBOT Bakus，通过清除除草剂并采用精准喷洒来改善葡萄园养护，但这种方案不会在每株葡萄藤处停下。YANMAR的自主跨行机器人YV01也执行类似任务，可自主喷洒葡萄园行间，而无需在特定葡萄藤处停下[2]。另一款用于精准农业的轮式机器人是Agri.q02，旨在与无人机协作，在非结构化环境中作业 [11]。针对精准农业中的轮式阿克曼车辆，研究人员开发了导航堆栈，可进行位姿到位姿的路径规划 [12]。Echord++GRAPE实验中也提出了自主导航方案：该方案利用轮式机器人绘制葡萄园地图，并使机器人前往地图上的位置执行任务 [13]。其他提出的导航架构利用深度学习理解相机的深度传感器数据，但机器人仍会沿葡萄园行持续移动 [14]。还有研究利用深度学习进行导航，使机器人学会移动至葡萄园行末端，但机器人同样处于持续运动状态 [15]。如果机器人需要在特定位置停下进行修剪，则需将这些位置手动插入机器人的行进路径 [16]。其他机器人虽专为葡萄藤的冬季修剪而设计，却不具备自主导航至葡萄藤处的能力[17]。这些自主机器人均为轮式；大多数无需在葡萄园中的精确位置停下，而需要精确停靠的机器人，其停靠位置也都是预先手动设置的。已有研究致力于为葡萄园导航生成航路点，但这些方法会获取初始航空概览，并根据初始地图推导出一系列位姿 [18][19][20]。

我们的方法能够在机器人沿行移动的过程中实时生成航路点，无需预先进行无人机地图绘制。本文提出的四足机器人导航架构引入了一种运行时自动生成航路点的方法，使机器人能够导航至葡萄园中的每一株植物，从而执行精准农业任务。

III. 导航架构

导航架构是高层控制与葡萄藤检测的结合。高层控制将

[1]www.canopies-project.eu [2] https://www.yanmar.com/eu/campaign/2021/10/vineyard/

根据检测到的葡萄藤主干生成的航路点，确定机器人在葡萄园行中的运动路径。葡萄藤检测是对葡萄藤主干进行的实例分割，旨在引导 HyQReal 机器人接近目标以执行修剪作业。实例分割是通过使用 Detectron2 [21] 训练 Mask-RCNN 实现的。

A. 高层控制

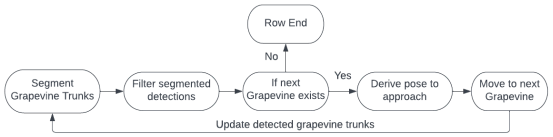

图 3：导航流程。

高层控制是一个状态机，用于控制机器人在葡萄园行中移动，如图 3 所示。该过程从初始搜索开始，以寻找葡萄园行两侧的起始直线。初始检测结果会经过滤波器处理，以计算每个检测结果的滚动平均值。从滤波后的检测点中，控制系统将识别葡萄园行起始的直线。确定葡萄园行的向量后，将生成用于接近的航路点。

在初始搜索过程中，Mask-RCNN模型会将随机背景物体分类为葡萄藤，并对同一葡萄藤进行多次检测。每次新检测到的葡萄藤都会经过滤波器处理，以筛除噪声检测结果。每当检测到一根葡萄藤树干时，ROS订阅器便会监听该检测结果，并判断所识别的葡萄藤是新检测到的，还是此前已经检测到的葡萄藤。这些检测结果通过算法1进行处理。

该滤波器对“葡萄藤位姿”列表进行聚类。聚类依据位姿的 x 和 y 位置进行。如果新检测到的葡萄藤主干位于先前检测到的主干设定半径范围内，则通过对检测结果取滚动平均值，将新检测结果与已有主干合并。计算过程见式 (1)，其中 $p_{1x/y}$ 是已有葡萄藤检测结果对应的 x 和 y 坐标，$p_{2x/2y}$ 是新葡萄藤检测结果的 x 和 y 坐标，而 a 是截至该时点 p_1 参与平均的次数。某个点的检测次数越多，其位置就越可靠。

$$p_{1x} = \frac{p_{1x}a + p_{2x}}{a+1} p_{1y} = \frac{p_{1y}a + p_{2y}}{a+1} \tag{1}$$

确定葡萄藤后，机器人必须平行靠近葡萄藤，才能正确修剪。为了找到正确的目标点，机器人首先通过计算葡萄园中一行葡萄藤的向量，确定接近方向。这是根据初始搜索中找到的点列表得出的。可以使用点列表中检测到的葡萄藤点的行列式来确定每条可能的行，如公式（2）所示。如果行列式为 0，则点列表中的点位于一条直线上。然而，在实际测试中，检测到的直线的行列式从未为 0。ϵ 用于设置

算法1 聚类检测结果

输入：葡萄藤位姿 gp
输出：聚类后的葡萄藤主干的位姿 cgt
平均葡萄藤位姿 agp 与平均次数组成的元组 ta $(agp, ta) \leftarrow empty$
如果 agp = 0 **则**
  $agp \leftarrow gp$
  $ta \leftarrow 1$
else
  对于 每个姿态元组 pt 在 $agpt$**执行**
    获取葡萄藤周围底部和顶部的 x 和 y 坐标位置
    xb, xt, yb, yt
    如果 $xb \leq tpx \leq xt$ & $yx \leq tpy \leq yt$ **那么**
      姿态元组 x ptx = (ptx * ta + gpx) / (ta + 1.0)
      姿态元组 y pty =(pty * ta + gpy) / (ta + 1.0)
      ta + 1
    结束 if
  结束循环
  如果 gp不在 atp **则**
    $agp \leftarrow gp$
  结束 if
  $cgt \leftarrow$ 所有葡萄藤位姿 gp 在 agp 其中 gp_i的 $ga_i >$ 2 次
结束 if

直线的行列式大小，以便在确定直线时更加宽松。

$$\det \begin{bmatrix} X_i & X_j \\ Y_i & Y_j \end{bmatrix} \leq \epsilon \tag{2}$$

初始向量的确定方法是：取最接近的已检测到的葡萄藤位姿 gp，然后从检测到的直线中选出仅包含最接近位姿的直线子集 A，接着确定 A 的子集，其中 gp 是检测到的直线中的首个姿态 B。然后选取与 B 距离最短的直线。这里假设，经过初始搜索后，检测到的葡萄园行会比两行之间检测到的直线更短。参见图 4。

令 G 表示所有葡萄藤主干姿态的集合。与 gp 距离最近的主干姿态所对应的已检测直线子集表示为 $A = L_i | L_i \subseteq G, L_i$ 具有最近的位姿。 A 中以 gp 为首个姿态的直线子集表示为 $B = L_j | L_j \in A, gp =$ 是 L_j 中的首个姿态。与 B 距离最短的直线表示为 C =min$^{L_j \in B}$ 与 L_j 和 B 之间的距离。 C 用于确定初始向量。

确定机器人的初始行向量后，机器人必须以所需距离的平行偏移量d 接近，以最大限度地扩大修剪机械臂的机器人工作空间。以葡萄藤主干为中心创建一个新的变换，以确保平行接近。此变换根据行向量相对于世界坐标系的角度计算得出。将欧拉角转换为四元数，并将葡萄藤

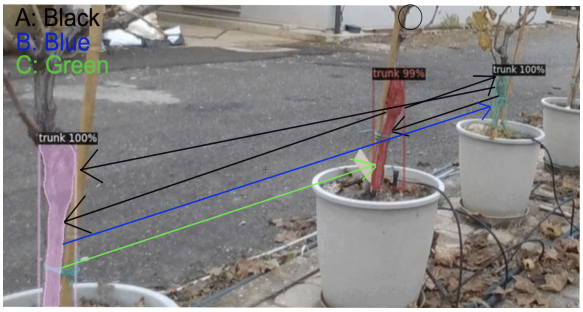

图 4：分割的葡萄藤树干图像，显示了三个检测到的葡萄藤主干，它们是初始直线的一部分。

主干的 x、 y 世界坐标位置设为树干坐标框架的中心。最后，在葡萄藤的横向方向上增加 d的偏移量，以确定目标位姿。

随着机器人沿着葡萄藤行移动，高层控制会更新向量，以应对葡萄藤可能出现的偏差。随后，机器人会以平行方式接近葡萄藤，并保持一定的期望距离，该距离取决于机器人的尺寸和机械臂工作空间。

机器人到达葡萄园中确定的位置后，控制栈会将该葡萄藤从待接近的葡萄藤列表中移除。接下来，控制系统会选择距离机器人最近的葡萄藤作为下一个目标。该方法会持续进行，直到某一行中不再识别出其他葡萄藤。

B. 葡萄藤识别

实例分割是一项计算机视觉任务，涉及识别并分割图像或视频中的各个物体。在上述案例中，使用 Mask R-CNN 进行实例分割，以检测葡萄园中的葡萄藤主干。Mask R-CNN 是一种两阶段深度学习模型，可生成区域提议，并对感兴趣区域进行分类和分割。



图 5：用于检测葡萄藤主干的图像分割结果。（4 个示例）。

Mask R-CNN 使用 Detec- tron2 进行训练。Detec-tron2 是一个用于目标检测研究的开源平台。500+ 创建了盆栽葡萄藤的手工标注图像，并将其用于训练[1]。这些标注图像帮助

[1]https://universe.roboflow.com/vinum/potted_葡萄藤/dataset/2

神经网络学习葡萄藤主干的特征，并提升了其在新的、未见过的图像中检测这些主干的能力。

使用对齐深度图像来确定检测目标的深度；深度图像提供了计算葡萄藤主干与 HyQReal 之间距离所需的信息。利用这些信息，可以找到葡萄藤主干相对于四足机器人的位置。然而，深度读数并不总是可靠，因此，为了应对传感器产生的深度误差，我们创建了一种算法，用于推导最接近的有效深度值，如算法2所示。

算法2接收两个输入： x 和 y，并计算给定深度图像 $depth$中一个点对应的三维坐标（$realX, realY, realZ$）。算法首先将变量 $npixels$ 设为 2，并计算深度图像的高度 h 和宽度 w。随后进入循环，逐渐扩大以感兴趣点为中心的正方形区域，该点由输入 x和 y定义，直至找到该正方形区域内的平均深度值，并将其存储在变量 $realZ$中。循环持续进行，直到 $realZ$不再是 NaN ，或正方形区域到达深度图像的边界。

找到 $realZ$ 后，该函数使用存储在 $camInfoMsg.K$ 矩阵中的相机内参计算对应的三维坐标，并将三维坐标作为 $realX, realY, realZ$ 返回。

算法2 可靠的深度值

输入：二维图像坐标 (x, y)，深度图像 $depth$，相机信息消息 $camInfoMsg$输出：三维真实世界坐标 $(realX, realY, realZ)$$nPixels \leftarrow 2$$h, w \leftarrow depth.shape$$realZ \leftarrow$ NaN$i \leftarrow 1$$minY, maxY, minX, maxX \leftarrow y, y, x, x$当 $realZ$ 为 NaN 且不满足 ((minY == 0) and (minX == 0) and (maxY ==h - 1) and (maxX == w - 1)) 时执行 $minY \leftarrow$ clip$(y - i * nPixels, 0, h - 1.0)$$maxY \leftarrow$ clip$(y + i * nPixels, 0, h - 1.0)$$minX \leftarrow$ clip$(x - i * nPixels, 0, w - 1.0)$$maxX \leftarrow$ clip$(x + i * nPixels, 0, w - 1.0)$ $subImg \leftarrow depth[minY : maxY + 1.0, minX : maxX + 1.0]$$realZ \leftarrow$nanmean(asarray($subImg$)) $i \leftarrow i + 1$结束 while$cx, cy, fx, fy \leftarrow camInfoMsg.K$ $realX \leftarrow (x - cx) * realZ/fx$$realY \leftarrow (y - cy) * realZ/fy$返回 $(realX, realY, realZ)$

使用了一个此前在 Detectron2 框架中训练的 Mask-RCNN [22]。训练网络的结果如图 5 所示。

IV. 实验

这些实验旨在确定为四足机器人生成的航路点的精度，以供其移动至这些航路点。实验目标是使机器人的几何中心与葡萄藤主干对齐；这样，安装在 HyQReal 前部的机械臂便位于葡萄藤主蔓的中心，从而优化机械臂执行单株作业时的工作空间。二



图 6：实验室中的实验设置，使用四足机器人 Aliengo。

进行了多轮测试；首先在 Aliengo 上测试高层控制，随后将该架构移植到 HyQReal 上。高层控制在实验室中使用宇树科技的 Aliengo 机器人进行了测试。为简化实验，测试使用了 Aliengo，因为它重 21 千克、长 61 厘米，而 HyQReal 重 140 千克、长 1.3 米。Aliengo 配备了英特尔 Realsense D435 RGB-D相机。实验室测试中使用红色球体进行分割，以替代葡萄藤主干；见图 7。红色球体彼此相距约 80 厘米，约等于葡萄藤之间的距离。实验设置如图 6 所示。图 7 展示了机器人接近某一位置时精度的测量方法。测试

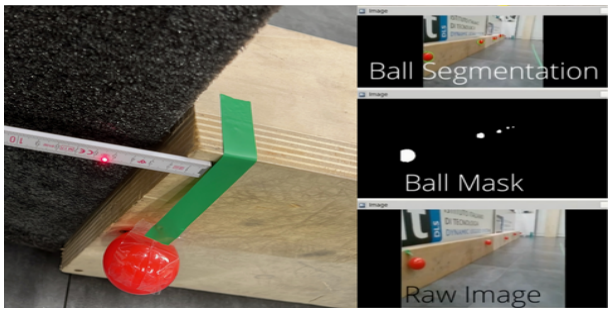

图7：使用安装在机器人上的激光笔测量 Aliengo 是否到达指定位置，并对红色球体进行图像分割。

随后，在实验室中使用配备 ZED深度相机的 HyQReal 重复进行了测试。HyQReal 还在皮亚琴察天主教大学的葡萄园中使用盆栽葡萄藤进行了测试。在测试过程中，机器人首先使用其 RGB-D相机搜索该区域，并对红色球体进行分割。找到一行红色球体后，机器人便移动至该行的第一个位置。到达初始姿态后，机器人暂停以执行自动化任务，并更新其检测结果。该过程不断重复，直至完成整行检测，然后机器人停止。使用 Aliengo 进行了十次试验，每次试验均设置五个球体。机器人躯干上安装的激光笔用于指示 Aliengo 的质心所到达的位置，以测量实际到达的目标点与红色球体之间的误差。



图8：使用 HyQReal 在皮亚琴察进行实验的场景。

使用 HyQReal 进行了五次试验，每次放置三个红色球体；见图 8。测量误差时，以 HyQReal 上机械臂底座的基部到葡萄藤主蔓中心的距离为准；见图 9。Aliengo 到达目标点的误差平均值为 3.4cm，标准差为 2.2cm。HyQReal 到达目标点的误差平均值为 21.5cm，标准差为 17.6cm。The



图9：测量葡萄藤主蔓中心的剪切位置。

测试表明，高层控制可靠，导航具有可重复性。然而，结果很大程度上取决于初始搜索是否准确。葡萄藤分割最初在皮亚琴察进行了测试。然而，训练出的模型难以泛化到识别葡萄藤所需的不同视角，因此我们暂时使用红色球体来测试导航架构。如果 HyQReal 未能准确识别葡萄藤，就会跳过它。在皮亚琴察进行的测试中，有一天早晨出现了雾，ZED相机无法可靠地进行检测，导致葡萄藤被跳过。不过，葡萄藤搜索顺利时，机器人能够可靠地接近每一株葡萄藤。

V. 结论

本文提出了一种适用于四足机器人的葡萄园基于计算机视觉的导航方法。该方法可实现精准的航点生成，从而执行选择性任务自动化。我们采用 HyQReal 的方法取得了以下结果：与目标位置的距离平均值为 21.5 厘米，标准差为 17.6 厘米，这足以满足葡萄园自动化任务的需求。

该系统架构运行可靠，能够生成并抵达精确的航路点，从而最大限度地利用所搭载机械臂的

工作空间。不过，葡萄藤检测的准确度仍有提升空间，因为 RGB-D 相机的初始搜索需要使用更多数据进行训练，以实现更稳健的检测。

该架构的后续工作是改进所创建的数据集，以训练出更稳健的 Mask-RCNN，然后将导航与修剪机械臂完整集成，用于 VINUM 对葡萄藤进行自主冬季修剪。

VI. 致谢

感谢 Universita Cattolica del Sacro Cuore 的 Matteo Gatti 教授和 Stefano Poni 教授为实验提供的重要意见和建议。此外，还要感谢 Chundri Boelens 协助搭建 HyQReal，以及 Lorenzo Amatucci 负责机器人控制器的配置。

参考文献

[1] L. Milburn、J. Gamba 和 C. Semini。《面向四足机器人的基于计算机视觉的葡萄园导航》。载于：Istituto di Robotica e Macchine Intelligenti (I-RIM)（2019）。DOI：10.48550/ARXIV.2301.00887。[2] M. Fernandes、A. Scaldaferri、G. Fiameni、T. Teng、M. Gatti、S. Poni、C. Semini、D. Caldwell 和 F. Chen。《葡萄藤冬季修剪自动化：通过使用葡萄藤分割进行二维植物建模来检测潜在修剪点》。载于：2021 IEEE 第 11 届 CYBER 自动化、控制与智能系统年度国际会议（CYBER）。2021 年，第 13–18 页。DOI：10.1109/CYBER53097.2021.9588303。[3] P. Guadagna、T. Frioni、F. Chen、A. I. Delmonte、T. Teng、M. Fernandes、A. Scaldaferri、C. Semini、S. Poni 和 M. Gatti。《16. 短梢修剪葡萄藤修剪区域检测深度学习算法的微调与测试》。载于：精准农业 '21。Wageningen Academic Publishers，2021 年 6 月。DOI：10.3920/978-90-8686-916-9 16。[4] C. Semini、V. Barasuol、M. Focchi、C. Boelens、M. Emara、S. Casella、O. Villarreal、R. Orsolino、G. Fink、S. Fahmi 等。《四足机器人 HyQReal 简介》。载于：Istituto di Robotica e Macchine Intelligenti (I-RIM)（2019）。[5] P. Biswal 和 P. K. Mohanty。《四足步行机器人的开发：综述》。载于：Ain Shams Engineering Journal 12.2（2021），第 2017–2031 页。ISSN：2090-4479。DOI：https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.11.005。[6] I. Hroob、R. Polvara、S. M. Mellado、G. Cielniak 和 M. Hanheide。《葡萄园模拟环境中视觉与三维激光雷达同步定位与地图构建系统的基准测试》。载于：CoRR abs/2107.05283（2021）。arXiv：2107.05283。[7] A. Papadimitriou、I. Kleitsiotis、I. Kostavelis、I. Mariolis、D. Giakoumis、S. Likothanassis 和 D. Tzovaras。《利用深层语义线索在葡萄园中进行回环检测与同步定位与地图构建》。载于：2022 年国际机器人与自动化会议（ICRA）。2022 年，第 2251–2258 页。DOI：10 . 1109 / ICRA46639 . 2022.9812419。[8] G. Riggio、C. Fantuzzi 和 C. Secchi。《葡萄园产量估算的低成本导航策略》。载于：2018 年 IEEE 国际机器人与自动化会议（ ICRA ）。2018 年，第 2200–2205 页。DOI：10 . 1109 / ICRA . 2018 . 8462839。[9] M. Bergerman、S. M. Maeta、J. Zhang、G. M. Freitas、B. Hamner、S. Singh 和 G. Kantor。《机器人农场主：自主果园车辆助力树生水果生产》。载于：IEEE机器人与自动化杂志 22.1（2015），第 54–63 页。DOI：10.1109/MRA.2014.2369292。[10] H. Nehme、C. Aubry、T. Solatges、X. Savatier、R. Rossi 和 R. Boutteau。“基于激光雷达的农业机器人结构跟踪：在葡萄园自主导航中的应用”。载于：《智能机器人系统期刊》103.4（2021年11月）。DOI：10.1007/s10846-021-01519-7。[11] G. Quaglia、C. Visconte、L. S. Scimmi、M. Melchiorre、P. Cavallone 和 S. Pastorelli。“用于精准农业的太阳能驱动无人地面车辆设计”。载于：《机器人学》9.1（2020年）。ISSN：2218-6581。DOI：10.3390/robotics9010013。[12] R. F. Carpio、C. Potena、J. Maiolini、G. Ulivi、N. B. Rossell´o、E. Garone 和 A. Gasparri。“精准农业中阿克曼车辆的导航架构”。载于：《IEEE机器人与自动化快报》5.2（2020年），第1103–1110页。DOI：10. 1109/LRA.2020.2967306。[13] P. Astolfi、A. Gabrielli、L. Bascetta 和 M. Matteucci。“Echord++ GRAPE实验（FP7-601116）中的葡萄园自主导航。http://echord.eu/grape/”。载于：《IFAC论文集》51.11（2018年）。第16届IFAC制造业信息控制问题研讨会（INCOM 2018），第704–709页。ISSN：2405-8963。DOI：https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.401。[14] D. Aghi、V. Mazzia 和 M. Chiaberge。“结合基于RGB-D相机的算法与深度学习协同技术的葡萄园自主导航局部运动规划器”。载于：《机器》8.2（2020年）。ISSN：2075-1702。DOI：10 . 3390 / machines8020027。[15] M. Martini、S. Cerrato、F. Salvetti、S. Angarano 和 M. Chiaberge。“基于深度强化学习的葡萄园位置无关自主导航”。载于：2022年IEEE第18届自动化科学与工程国际会议（CASE）。IEEE，2022年8月。DOI：10.1109/case49997. 2022.9926582。[16] A. Silwal、F. Yandun、A. Nellithimaru、T. Bates 和 G. Kantor。“Bumblebee：迈向完全自主的机器人葡萄藤修剪”。载于：《野外机器人学》2.1（2022年3月），第1661–1696页。DOI：10.55417/fr.2022051。[17] T. Botterill、S. Paulin、R. Green、S. Williams、J. Lin、V. Saxton、S. Mills、X. Chen 和 S. Corbett-Davies。“葡萄藤修剪机器人系统”。载于：《野外机器人学期刊》34.6（2017年），第1100–1122页。DOI：https : / / doi . org / 10 . 1002 / rob. 21680。电子预印本：https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/ rob.21680。[18] V. Mazzia、F. Salvetti、D. Aghi 和 M. Chiaberge。“Deep-Way：用于全局路径生成的深度学习航点估计器”。载于：《农业中的计算机与电子学》184（2021年），第106091页。ISSN：0168-1699。DOI：https://doi.org/10. 1016/j.compag.2021.106091。[19] F. Salvetti、S. Angarano、M. Martini、S. Cerrato 和 M. Chiaberge。基于深度学习与对比聚类的行栽作物航点生成。2022年。DOI：10 . 48550/ARXIV.2206.11623。[20] L. C. Santos、F. N. Santos、A. S. Aguiar、A. Valente 和 P. Costa。“利用混合地图进行路径规划，以优化处理效率和内存使用”。载于：2022年IEEE自主机器人系统与竞赛国际会议（ICARSC）。2022年，第27–33页。DOI：10 . 1109 / ICARSC55462 . 2022.9784767。[21] Y. Wu、A. Kirillov、F. Massa、W.-Y. Lo 和 R. Girshick。Detectron2。https://github.com/facebookresearch/detectron2。2019年。[22] M. Fernandes、A. Scaldaferri、P. Guadagna、G. Fiameni、T. Teng、M. Gatti、S. Poni、C. Semini、D. G. Caldwell 和 F. Chen。“利用语义与实例感知植物模型精准检测修剪点：实现葡萄藤冬季修剪自动化”。载于：CoRR abs/2109.07247（2021年）。arXiv：2109.07247。