

机器人算法迭代对视觉方案的影响

2025 年 05 月 09 日

➤ **本周关注：**奥比中光、浙江荣泰、杰克股份、法兰泰克、雷迪克

➤ **主要应用场景：**3D 视觉技术的应用场景广泛，它不仅是工业自动化领域的关键技术，也是众多行业智能化变革的重要驱动力。在 3D 高精度扫描、机器人领域智能化升级、智能物流与仓储管理、消费电子领域与生物识别领域都展现出了巨大的应用潜力。

➤ **3D 点云数据在机器人大模型中具有多项优势：**1) **增强空间推理能力，提升任务成功率：**实验表明，基于点云的方法在成功率和平均排名上超越了 RGB 和 RGB-D 方法，无论从头开始训练还是利用预训练，都能展现出更强的性能和泛化能力。将 3D 点云数据注入到预训练的 VLA 模型中，能够为模型提供更全面的空间信息，使机器人能够更好地理解和感知环境中的物体位置、距离和形状等。这种能力使得机器人在执行任务时能够做出更准确的决策和动作规划，解决了 2D 模型在空间感知上的局限性，提高了任务的成功率。与传统的 2D VLA 模型相比，PointVLA 能够利用 3D 点云数据准确感知物体的实际位置和高度，从而在面对不同高度的桌子或物体时，做出相应的调整动作，成功完成任务，如在“place bread”任务中，PointVLA 能够适应训练数据中未见过的更高桌面高度，而 2D 模型则因无法准确感知高度而失败。这说明 3D 点云数据为模型提供了更精准的深度感知和空间定位能力，有助于机器人更精确地操作物体，提高任务的成功率。2) **提高少样本多任务学习能力：**PointVLA 在仅有少量训练样本的情况下，成功完成了多个不同的任务。这得益于点云数据提供的丰富信息，使得模型能够更有效地利用有限的样本进行学习和泛化，适应多样的任务场景，降低了数据采集和训练的成本。3) **增强泛化能力：**实验结果显示，在相机动态变化的实验中，基于点云的方法在不同视角下的平均成功率明显高于其他方法，表明其对相机视角变化具有更强的适应性。

➤ **机器人视觉图像数据获取与 3D 传感器技术应用：**近年来，随着 3D 视觉传感器技术的突破，数据采集方式逐渐向高精度、多模态方向发展。3D 视觉传感器已成为人形机器人“感知 - 决策 - 执行”链路的核心，其重要性体现在环境感知与建模、动作规划与执行、市场驱动与技术趋势几方面。传统 2D 视觉难以应对复杂三维场景，而 3D 传感器通过深度信息增强环境理解。优必选机器人通过语义视觉导航技术提取高层语义信息（如车间设备布局），实现自主任务调度。宇树 H1 的激光雷达结合 3D SLAM 算法，实时调整关节扭矩（最高达 360 N·m），确保动态平衡。3D 数据为机器人提供精确的空间坐标，优化路径规划。在柔性装配场景中，优必选机器人利用 3D 视觉识别遮挡条件下的汽车密封条安装位，结合仿人五指手完成精细化操作。宇树 H1 通过 AI 强化学习训练跳跃、舞蹈等动作，依赖 3D 激光 SLAM 实现动作的稳定性。

➤ **3D 传感器算法框架：**主要包括 Intel RealSense 和奥比中光。前者以开源 SDK 2.0 为核心，通过软件驱动统一管理多模态硬件，具备跨平台兼容性与灵活生态，适合室内 AR 交互等轻量场景。后者以自研芯片为核心构建垂直整合闭环体系，硬件级深度处理与多模态融合技术突出，在极端环境适应性和精度要求严苛领域表现出色。二者在技术、生态及场景适配性上互补。

➤ **投资建议：**关注 3D 视觉领域的领先公司奥比中光。

➤ **风险提示：**具身智能相关模型算法进步不及预期、机器人技术迭代路线出现变化，视觉算法的选择可能还会迭代。

推荐

维持评级



分析师 李哲

执业证书：S0100521110006

邮箱：lizhe_yj@mszq.com

相关研究

- 1.一周解一惑系列：真空镀膜设备国产化进程持续推进-2025/04/21
- 2.一周解一惑系列：高端磨床国产替代进程有望加速推进-2025/04/13
- 3.一周解一惑系列：SEMICON 新品百花齐放，设备公司平台化发展-2025/04/01
- 4.一周解一惑系列：具身智能时代各本体公司最新进展-2025/03/24
- 5.一周解一惑系列：固态电池产业进展加速，设备企业有望受益-2025/03/16

目录

1 商业应用——3D 视觉工作原理及应用场景	3
1.1 主要任务	3
1.2 工作原理	3
1.3 应用场景	11
2 3D 视觉算法	16
2.1 3D 点云数据在机器人大模型中的优势	16
2.2 机器人视觉图像数据获取与 3D 传感器技术应用	19
2.3 3D 传感器算法框架	21
6 投资建议	24
7 风险提示	24
插图目录	25

1 商业应用——3D 视觉工作原理及应用场景

3D 视觉是一个多学科交叉融合的领域，涉及计算图形学、计算视觉、人工智能等。它旨在让机器理解和处理三维空间中的信息，实现对物体和场景的深度感知、识别与理解。

1.1 主要任务

1.1.1 3D 重建

3D 场景的深度估计或者对物体表面的数字化采样，以及对 3D 数据的处理及展示；单目重建、双目重建、基于结构光的重建、基于激光的重建；大场景三维重建、移动端三维重建。

1.1.2 位姿感知

对相机或物体在三维物理空间中的位置和朝向的计算、以及实时跟踪。

1.1.3 3D 理解

物体的检测、识别、检索，以及对场景或者物体的分割和语义标记等。

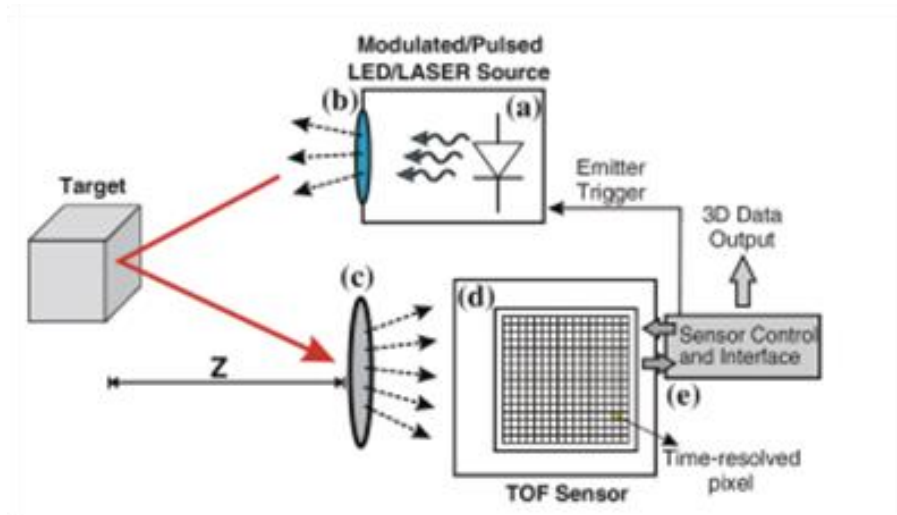
1.2 工作原理

3D 视觉成像是工业机器人信息感知的一种最重要的方法，可分为光学和非光学成像方法。目前应用最多的还是光学方法。

1.2.1 飞行时间法 (TOF)

通过测量光从发射到接收的时间差来计算物体距离。以 TOF 相机为例，每个像素利用光飞行的时间差获取物体的深度。经典测量方法中，探测器系统发射光脉冲时启动探测接收单元计时，接收到目标光回波时存储往返时间，根据公式估算目标距离。分为直接 TOF (DToF) 和间接 TOF (I-TOF)，DToF 通常用于单点测距系统，实现面积范围 3D 成像常需扫描技术；I-TOF 从光强度的时间选通测量中间接外推时间往返行程，不需要精确计时，是目前基于 TOF 相机的电子和光混合器的商用化解决方案。TOF 成像可用于大视野、远距离、低精度、低成本的 3D 图像采集，在智能无人系统（如机器人、无人车、无人机等）中用于环境感知。

图1：飞行时间法 TOF 工作原理



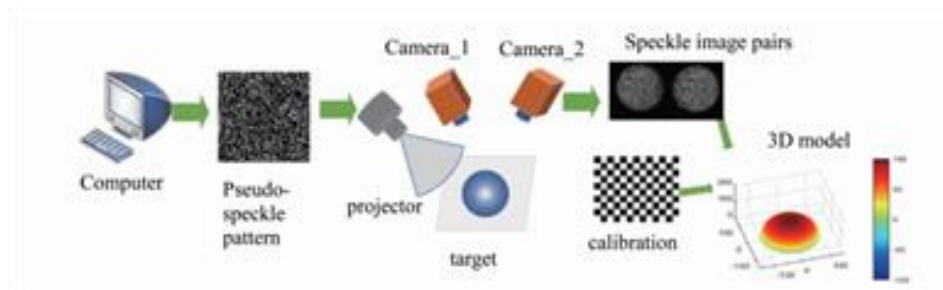
资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

1.2.2 结构光投影 3D 成像

结构光投影三维成像目前是机器人 3D 视觉感知的主要方式。由投影仪向目标物体投射特定的结构光照明图案，如条纹、格雷码图案等，相机摄取被目标调制后的图像。由于物体表面的高低起伏，结构光图案在物体表面会发生变形。通过图像处理和视觉模型，对比变形前后的图案，分析图案的畸变情况，就可以计算出目标物体表面各点的三维坐标信息。在机器人手眼系统应用中，对于三维测量精度要求不高的场合（如码垛、拆垛、三维抓取等），投射伪随机斑点获取目标三维信息的方式比较受欢迎。这种方法常用于工业检测、3D 建模等领域，能够快速获取物体表面的三维数据。结构光成像系统是由若干个投影仪和相机组成，常用的结构形式有：单投影仪-单相机、单投影仪-双相机、单投影仪-多相机、单相机-双投影仪和单相机-多投影仪等典型结构形式。结构光投影三维成像的基本工作原理是：投影仪向目标物体投射特定的结构光照明图案，由相机摄取被目标调制后的图像，再通过图像处理和视觉模型求出目标物体的三维信息。常用的投影仪主要有以下几种类型：液晶投影（LCD）、数字光调制投影（DLP：如数字微镜器件（DMD））、激光 LED 图案直接投影。根据结构光投影次数划分，结构光投影三维成像可以分成单次投影 3D 和多次投影 3D 方法。

单次投影结构光主要采用空间复用编码和频率复用编码形式实现，常用的编码形式有：彩色编码、灰度索引、几何形状编码和随机斑点。目前在机器人手眼系统应用中，对于三维测量精度要求不高的场合，如码垛、拆垛、三维抓取等，应用较多的是投射伪随机斑点获得目标三维信息，其 3D 成像原理如下图所示。

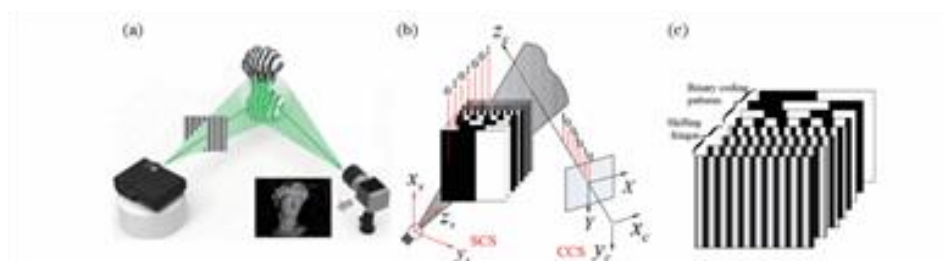
图2：伪随机斑点投影 3D 成像工作原理



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

多次投影 3D 方法主要采用时间复用编码方式实现，常用的图案编码形式有：二进制编码、多频相移编码 τ 35 和混合编码法（如格雷码十相移条纹）等。条纹投影 3D 成像基本原理如下图所示，利用计算机生成结构光图案或用特殊的光学装置产生结构光，经过光学投影系统投射至被测物体表面，然后采用图像获取设备（如 CCD 或 CMOS 相机）采集被物体表面调制后发生变形的结构光图像，利用图像处理算法计算图像中每个像素点与物体轮廓上点的对应关系；最后通过系统结构模型及其标定技术，计算得到被测物体的三维轮廓信息。在实际应用中，常采用格雷码投影、正弦相移条纹投影或格雷码十正弦相移混合投影 3D 技术。

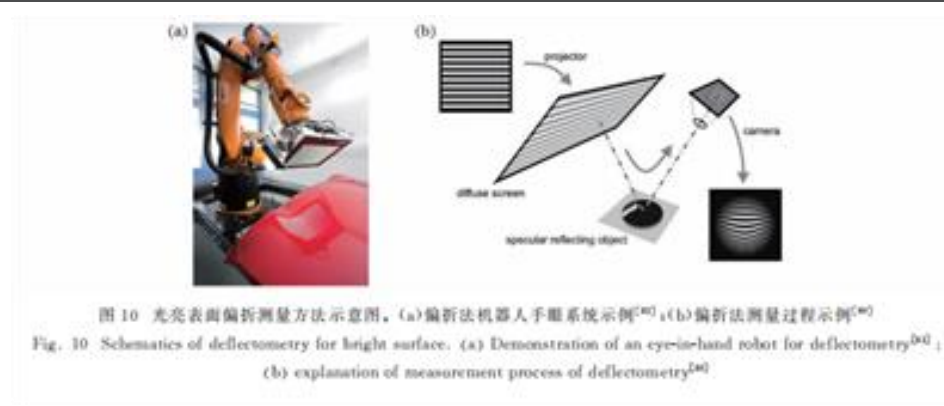
图3：多次投影 3D 成像工作原理



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

对于粗糙表面，结构光可以直接投射到物体表面进行视觉成像测量；但对于大反射率光滑表面和镜面物体 3D 测量，结构光投影不能直接投射到被测则表面，3D 测量还需要借助镜面偏折技术，如下图所示。

图4：光亮表面偏折测量方法



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

在这种方案中，条纹不是直接投影到被测轮廓上，而是投射到一个散射屏上，或用液晶显示屏代替散射屏把条纹直接显示出来。相机通过光亮表面折返光路，获取被光亮表面曲率变化调制的条纹信息，然后解算出三维轮廓形貌。

1.2.3 扫描 3D 成像

扫描 3D 成像方法可分为扫描测距、主动三角法、色散共焦法等。

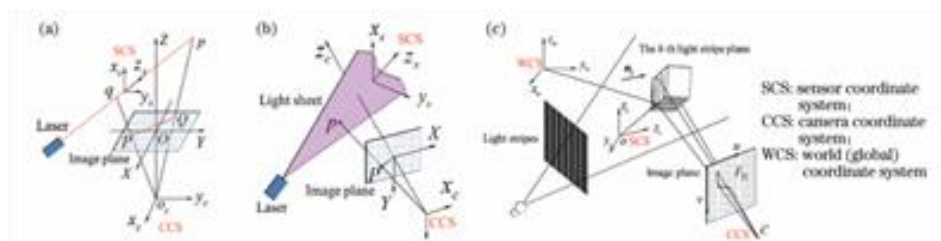
扫描测距是利用一条准直光束通过一维测距扫描整个目标表面实现 3D 测量。

典型扫描测距方法有：单点飞行时间法，如连续波频率调制 (FM-CW) 测距、脉冲测距（激光雷达）等；激光散射干涉法，如基于多波长干涉、全息干涉、白光干涉散斑干涉等原理的干涉仪；共焦法，如色散共焦、自聚焦等。

单点测距扫描 3D 方法中，单点飞行时间法适合远距离扫描，测量精度较低，一般在毫米量级。其他几种单点扫描方法有：单点激光干涉法、共焦法和单点激光主动三角法，测量精度较高，但前者对环境要求高；线扫描精度适中，效率高。比较适合于机械手臂末端执行 3D 测量的应是主动激光三角法和色散共焦法。

主动三角法是基于三角测量原理，利用准直光束、一条或多条平面光束扫描目标表面完成 3D 测量的。光束常采用以下方式获得：激光准直、圆柱或二次曲面柱形棱角扩束、非相干光(如白光、LED 光源)通过小孔、狭缝(光栅)投影或相干光衍射等。主动三角法可分为三种类型：单点扫描、单线扫描和多线扫描。目前商业化的用于机械手臂末端的产品大多数是单点和单线扫描仪。

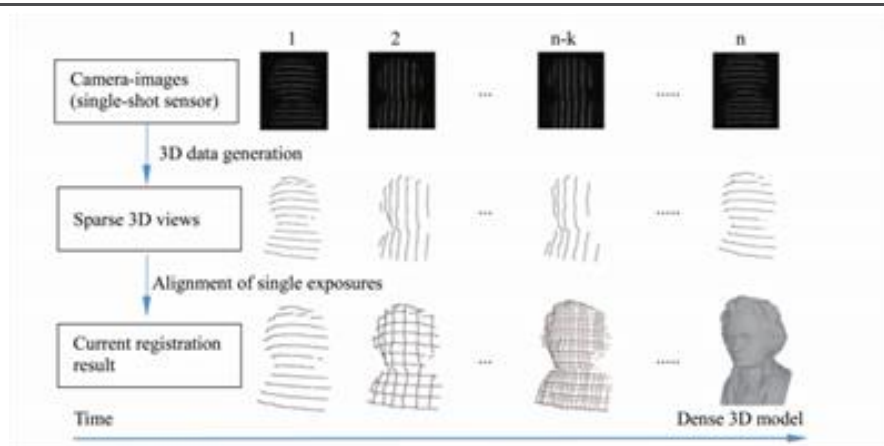
图5：主动三角法扫描成像工作原理



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

在多线扫描方法中,条纹极数可靠识别是难点。为了准确识别条纹编号,通常采用两组垂直光平面高速交替成像,这样还可以实现“Flying Triangulation”扫描,其扫描与三维重构过程如下图所示。多线条投影一次频闪成像产生一幅稀疏 3D 视图,通过纵横向条纹投影扫描生成若干幅 3D 视图序列,再通过三维图像准配生成高分辨率的完整致密的三维曲面模型。

图6：多线扫描方法工作原理

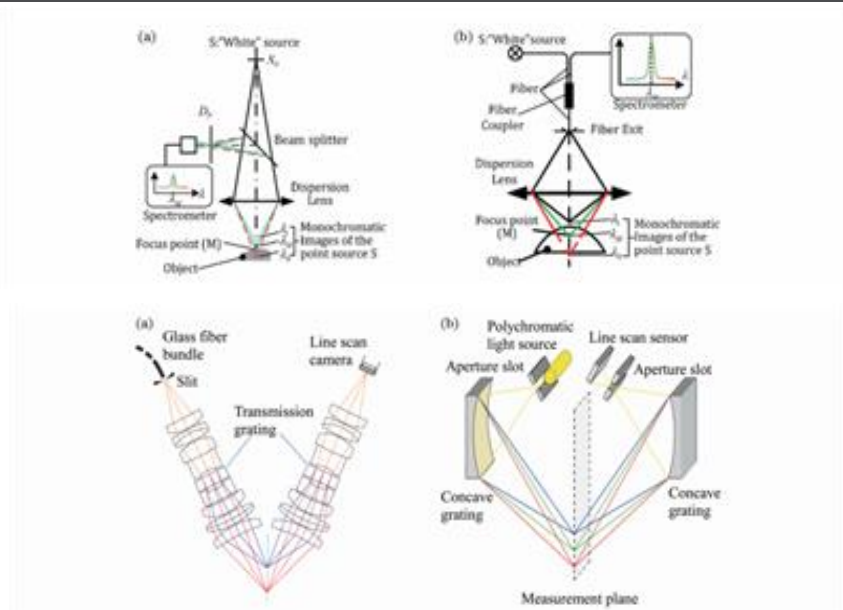


资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

色散共焦似乎可以扫描测量粗糙和光滑的不透明和透明物体,如反射镜面、透明玻璃面等,目前在手机盖板三维检测等领域广受欢迎。

色散共焦扫描有三种类型:单点一维绝对测距扫描、多点阵列扫描和连续线扫描,下图分别列出了绝对测距和连续线扫描两类示例,其中连续线扫描也是一种阵列扫描,只是阵列的点阵更多、更密集。在商业产品上,目前较为知名的扫描光谱共焦传感器是法国的 STILMPLS180,采用 180 个阵列点形成一条线,最大线长 4.039mm (测量点 11.5pm,点与点间距为 22.5pm),另一款产品是芬兰的 FOCALSPECUULA,采用的是色散共焦三角法技术。

图7：色散共焦扫描工作原理



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

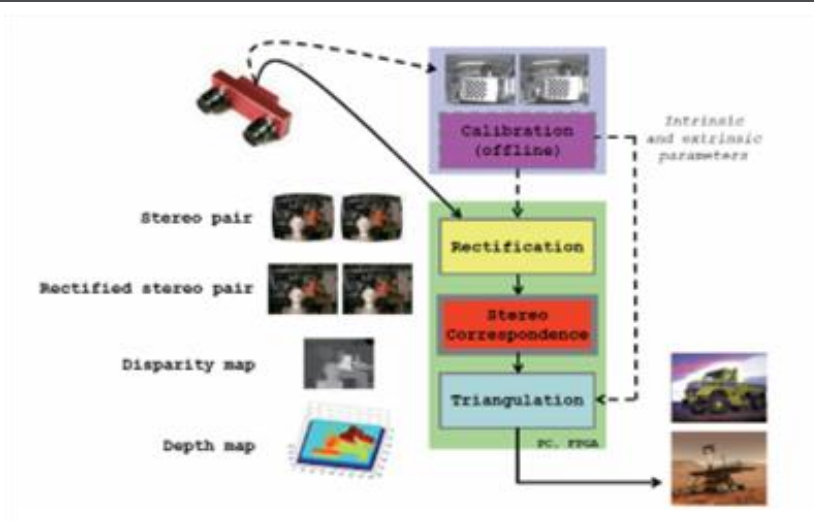
1.2.4 立体视觉 3D 成像

立体视觉一般情况下是指从不同的视点获取两幅或多幅图像重构目标物体 3D 结构或深度信息。深度感知视觉线索可分为 ocularcues 和 Binocularcues (双目视差)。目前立体视觉 3D 可以通过单目视觉、双目视觉、多目视觉、光场 3D 成像（电子复眼或阵列相机）实现。

单目视觉深度感知线索通常有：透视、焦距差异、多视觉成像、覆盖、阴影、运动视差等。在机器人视觉里还可以用镜像 1，以及其他 shapefromX10 等方法实现。

双目视觉深度感知视觉线索有：眼睛的收敛位置和双目视差。在机器视觉里利用两个相机从两个视点对同一个目标场景获取两个视点图像再计算两个视点图像中同名点的视差获得目标场景的 3D 深度信息。典型的双目立体视觉计算过程包含下面四个步骤：图像畸变矫正、立体图像对校正、图像配准和三角法重投影视差图计算，如下图。

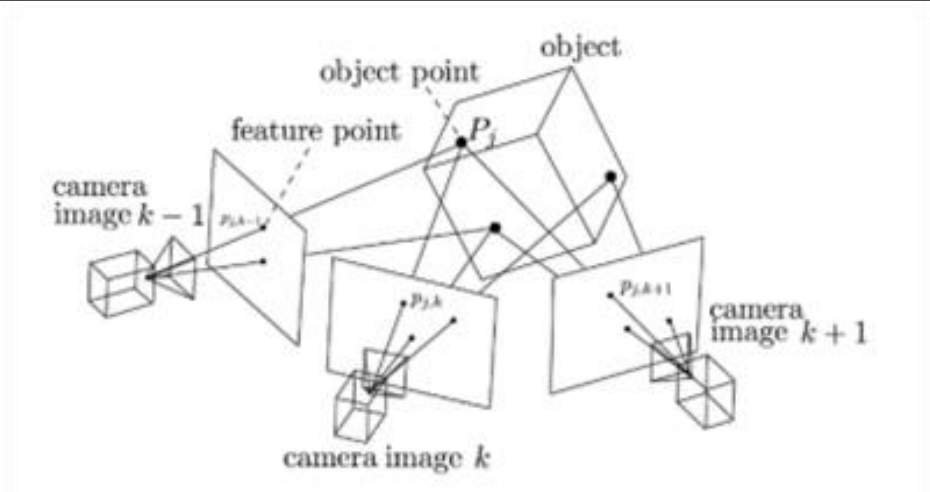
图8：双目视觉成像工作原理



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

多目视觉成像即多视点立体成像，用单个或多个相机从多个视点获取同一个目标场景的多幅图像，重构目标场景的三维信息。其基本原理如下图所示。

图9：多目视觉成像工作原理



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

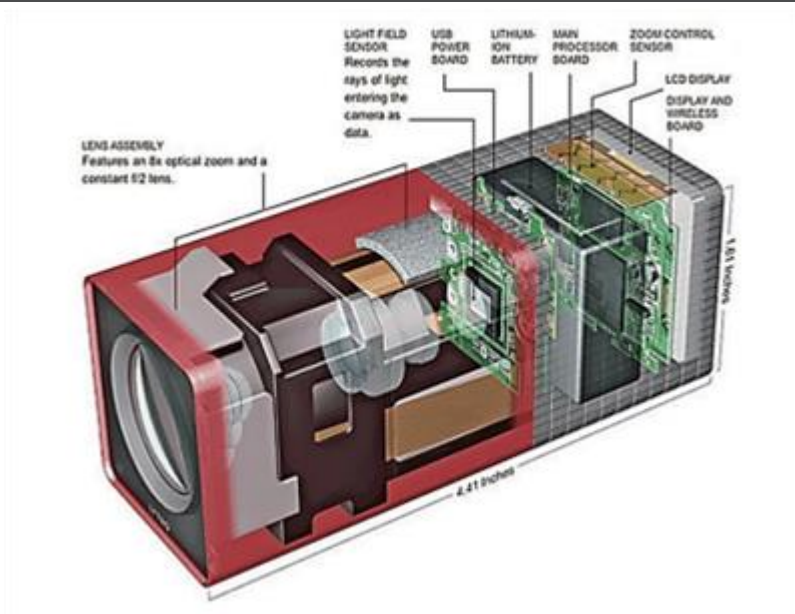
多视点立体成像主要用于以下几种场景：使用多个相机从不同视点，获取同一个目标场景多幅图像，然后基于特征的立体重构等算法求取场景深度和空间结构信息；从运动恢复形状（SM）的技术，使用同一相机在其内参数不变的条件下，从不同视点获取多幅图像，重构目标场景的三维信息。该技术常用于跟踪目标场景中大量的控制点，连续恢复场景的 3D 结构信息、相机的姿态和位置。

光场成像与传统相机成像原理不同，传统相机成像是光线穿过镜头在后续成像平面上直接形成 2D 图像。光场相机在传感器平面前增加微透镜阵列，经过主镜头入射的光线再次穿过每个微透镜，由感光阵列接收，从而获得光线的方向与位

置信息。这使得成像结果可在后期处理，达到先拍照后聚焦的效果，并且能够利用这些信息恢复场景的三维结构。在虚拟现实、增强现实等领域，光场成像技术有助于提供更真实的视觉体验，实现对场景更精确的三维感知和交互。

光场 3D 成像的原理与传统 CCD 和 CMOS 相机成像原理在结构原理上有所差异，传统相机成像是光线穿过镜头在后续的成像平面上直接成像，一般是 2D 图像。光场相机成像是在传感器平面前增加了一个微透镜阵列，将经过主镜头入射的光线再次穿过每个微透镜，由感光阵列接收，从而获得光线的方向与位置信息，使成像结果可在后期处理，达到先拍照，后聚焦的效果，如下图所示。

图10：光场 3D 成像相机内部结构



资料来源：中国机器视觉网，民生证券研究院

1.2.5 3D 视觉成像方法比较

类似于 ToF 相机、光场相机这类相机，可以归类为单相机 3D 成像范围，它们体积小，实时性好，适合 Eye-in-Hand 系统执行 3D 测量、定位和实时引导。但是 ToF 相机、光场相机短期内还难以用来构建普通的 Eye-in-Hand 系统。

主要原因如下：ToF 相机空间分辨率和 3D 精度低，不适合高精度测量、定位与引导。对于光场相机，目前商业化的工业级产品只有德国 Raytrix 一家，虽然性能较好，空间分率和精度适中，但价格太贵，一台几十万元，使用成本太高。

结构光投影 3D 系统，精度和成本适中，有相当好的应用市场前景。它由若干个相机-投影仪组成，如果把投影仪当作一个逆向的相机，可以认为该系统是一个双目或多目 3D 三角测量系统。

被动立体视觉 3D 成像，日前在工业领域也得到较好应用，但应用场合有限。因为单目立体视觉实现有难度，双目和多目立体视觉要求目标物体纹理或几何特

征清晰。

结构光投影 3D、双目立体视觉 3D 都存在下列缺点：体积较大，容易产生遮挡。因为这几种方法都是基于三角测量原理，要求相机和投影仪之间或双目立体两个相机之间必须间隔一定距离，并且存在一定的夹角 θ (通常大于 15°)才能实现测量。如果减小相机与投影仪（结构光光源）的夹角，虽然在某些程度上可以解决问题，但是却会严重降低系统的测量灵敏度，影响该测量系统的应用。针对上述问题虽然可以增加投影仪或相机覆盖被遮挡的区域，构成投影仪-相机-投影仪系统、相机-投影仪-相机测量系统或者多个相机投影仪系统，增大可视范围，减小阴影区域，扩大测量区域，但会增加成像系统的体积，减少在 Eye-In-hand 系统中应用的灵活性。从 Eye-In-Hand 系统的角度来看，最佳的方案是开发一种成本低廉、精度适中、被动单目 3D 成像系统。

1.3 应用场景

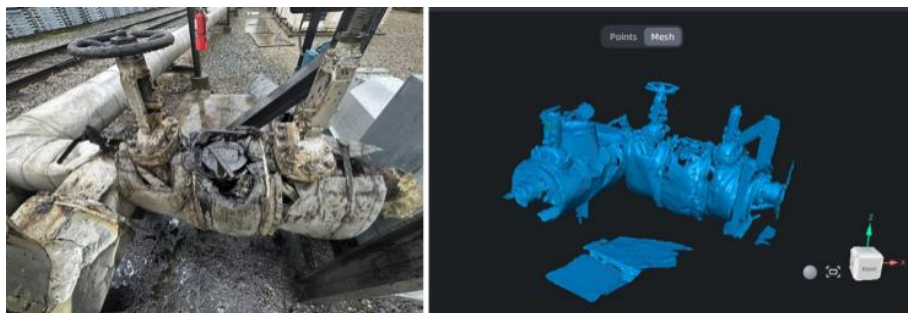
1.3.1 3D 高精度扫描

当前，3D 视觉技术正广泛应用于精密物件扫描与测量中，在多领域均有广泛应用。

在工业制造中，3D 视觉技术可对工业产品进行全方位、高精度的检测。通过获取产品的三维数据，能精确测量其尺寸、形状，检测出表面缺陷、内部瑕疵等问题。无论是汽车零部件、电子产品外壳，还是机械加工件，都能实现快速、准确的质量评估。同时，高精度的 3D 扫描技术还可以实现高效、便捷、精确的三维测量与扫描，结合三维设计与 3D 打印技术，从而深度应用于户外工程作业、场景数据采集、产品定制设计等多个领域。

以先临三维为例，其推出的无线一体式三维扫描仪 EINSTAR VEGA 构建了全场景适应的扫描方案，在应对复杂多变的户外环境也能做出高效准确的扫描反馈。

图11：先临三维 EINSTAR VEGA 在户外三维扫描的表现



资料来源：3D 视觉工坊微信公众号，民生证券研究院

近期，先临三维还在 2025 年 4 月 22 日发布了全新一代计量级高精度蓝光三维扫描仪 OptimScan Q12，构建高精度的硬件模块与基于 3D 视觉技术的三维重建算法，实现了 5 微米计量级精度，同时拥有强大细节还原能力、双重范围无缝切换技术及自动化智能检测能力，在汽车行业、民用航空、3C 电子等高端制造领域具有重要作用。在面对制造业规模化生产需求时，OptimScan Q12 支持与 RobotScan 机器人智能 3D 检测系统集成，通过预设检测程序，设备完成自动扫描、自动检测、输出报告的一系列全流程应用，从而实现全自动、批量化全尺寸检测。

图12：先临三维 OptimScan Q12 高精度还原细节



资料来源：先临三维官网，民生证券研究院

图13：先临三维 RobotScan Q12 应用流程



资料来源：先临三维官网，民生证券研究院

1.3.2 机器人领域智能优化升级

在生产过程中，工业机器人需要精准地识别和操作目标物体。3D 视觉赋予其更强大的感知能力，使机器人能够精准识别目标物体的位置、姿态和形状，实现高精度的抓取、装配、焊接等操作。在复杂的生产环境中，3D 视觉帮助机器人快速适应不同的工件和工况，提高生产的柔性和自动化程度。同时，还能对机器人的运动轨迹进行实时监测和调整，避免碰撞和错误操作，提升机器人的工作效率和安全性。奥比中光基于 3D 视觉感知技术，采用 dToF 激光雷达实现目标及环境深度信息的获取与输出，助力工业机器人实现运动避障、抓取规划、机器人配合等功能，可应用于货品周转搬运、拣选上料、装配、涂胶、检测等工业、物流业场景。

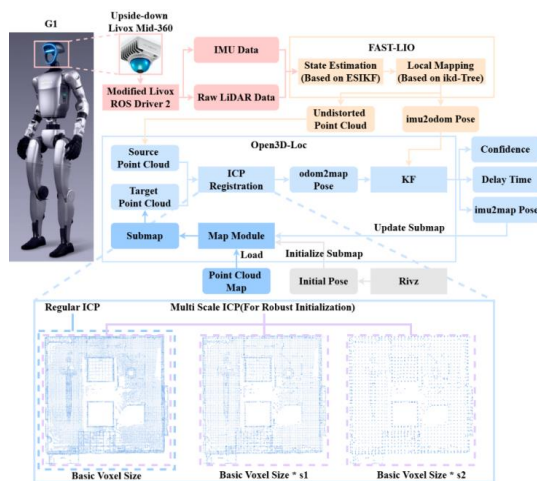
图14：奥比中光 3D 视觉感知运用于工业机器人



资料来源：奥比中光官网，民生证券研究院

在人形机器人领域，3D 视觉技术为机器人提供高精度的环境三维信息，帮助机器人识别周围环境中的物体、障碍物及人类的动作、手势和表情，实现路径规划、物体抓取与操作、人机交互等功能。

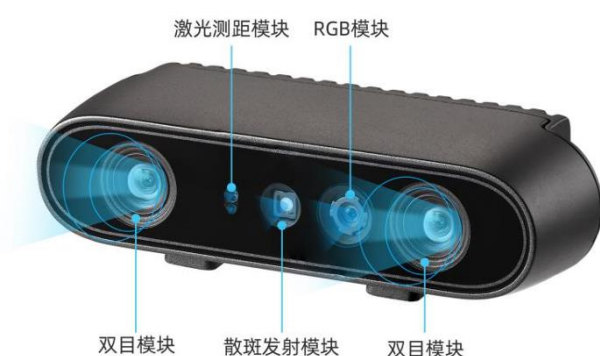
图15：开源 3D 定位算法



资料来源：3D 视觉工坊微信公众号，民生证券研究院

在近期进行的人形机器人半程马拉松比赛中，北京人形机器人创新中心自研的全尺寸人形机器人“天工 Ultra”，用时 2 时 40 分 42 秒跑完 21.0975 公里，夺得全球首个人形机器人半程马拉松冠军。其中，为了确保天工能够全面感知周围环境，基于 3D 视觉技术的深度相机被广泛运用在此机器人身上：在头部、胸部、腰部和后背各配置了一个深度相机，其中头部配置的是奥比中光 335，其余部位配置的是奥比中光 335L。这种配置不仅能探测前方一定角度区域内的障碍物，还能有效感知后方和脚下的障碍物信息，从而提高机器人的整体感知能力和运行安全性。

图16：奥比中光 335 示意图



资料来源：天工通用机器人(Pro)用户使用手册，民生证券研究院

1.3.3 智能物流与仓储管理

在智能物流与仓储中，3D 视觉技术可用于货物的识别、定位和测量，实现自动化的分拣、码垛和存储。通过扫描货物的三维信息，系统能快速确定货物的位置和姿态，引导机器人或机械臂进行准确的抓取和放置。还能对仓库的空间进行合理规划 and 利用，提高仓储密度和物流效率。此外，3D 视觉还可用于库存盘点和货物状态监测，实时掌握库存信息，在人工叉车定位、库位状态识别、人体安全防护、立库安全保障与货物体积测量等智能物流与仓储管理领域的关键场景中起到重要作用。

以浙江迈尔微视科技有限公司（以下简称：迈尔微视）为例，其在工业移动机器人场景中实现了深度视觉技术的规模化落地，并将视觉解决方案应用于物流仓储自动化的多个关键场景。迈尔微视的库位状态识别系统通过将 3D 视觉传感器与 AI 智能算法相结合，实时监控库位的物料状态、位置和类别，精准识别库位的占用情况并同步至仓库管理系统。同时，迈尔微视的 RGB-D 相机能够提供库位的三维数据，识别货物堆放的规范性与异常占用。在人工叉车定位场景中，迈尔微视通过在叉车顶部安装 3D 视觉相机，实现了 1-3 厘米的高精度定位，在复杂环境中提供稳定的定位支持，确保叉车作业的精准性和安全性。在立库安全与人体防护场景中，迈尔微视依托视觉传感器的精准三维数据监测，实时检测托盘与货架的位移

和倾斜情况，及时反馈给堆垛机控制系统，确保自动化作业的安全进行；同时利用 3D 视觉技术实时监测工作人员的动态，能够及时识别是否有人进入危险区域，保障作业安全。

图17：迈尔微视 3D 视觉方案的应用场景



资料来源：迈尔微视 MRDVS 微信公众号，民生证券研究院

1.3.4 生物识别

作为在 3D 视觉传感领域的深耕者，奥比中光在多领域中提供“一站式”解决方案和个性化定制服务。在支付领域，安全与便捷是用户关注的核心要点。奥比中光的 3D 刷脸支付解决方案具备金融级商用实力，有效破解传统 2D 人脸识别的安全困境，为千万消费者提供安全、便捷的“无感”支付体验。在智能家居安防领域，奥比中光将真 3D 结构光方案运用到智能门锁/门禁系统中，通过 3D 人脸辨识算法与人脸活体检测技术，为用户提供了安全可靠的门禁解决

图18：内嵌于支付宝刷脸支付终端的奥比中光 Astra Pro S 型号 3D 传感摄像头



资料来源：奥比中光官网，民生证券研究院

图19：奥比中光 3D 刷脸门锁门禁示意图



资料来源：奥比中光官网，民生证券研究院

2 3D 视觉算法

2.1 3D 点云数据在机器人大模型中的优势

随着机器人技术的不断发展，视觉感知作为机器人与环境交互的关键能力，正从传统的 2D 视觉向更先进的 3D 视觉转变。通常，机器人视觉主要使用 2D 图像，因为它们简单并且 2D 基础模型具有相当大的进步。尽管 RGB 图像无处不在，但它们往往无法准确捕捉环境的 3D 结构，而这对于精确执行动作至关重要。3D 点云数据作为一种能够提供丰富空间信息的观测形式，在机器人学习领域展现出巨大潜力。

2.1.1 增强空间推理能力，提升任务成功率

3D 点云数据在提升机器人任务成功率方面展现出显著优势。实验表明，基于点云的方法在成功率和平均排名上超越了 RGB 和 RGB-D 方法，无论从头开始训练还是利用预训练，都能展现出更强的性能和泛化能力。例如，在 OBSBench 基准测试中，点云方法在多个任务中表现卓越，在不同几何和视觉条件下均表现出了良好的泛化能力。

图20：不同策略下不同观测空间的结果

Tasks	ACT Policy									
	RGB		RGB-D			Point Cloud		Depth Only		
	• ResNet	• ViT	• ResNet	• ViT	• MultiViT	• SpUNet	• PointNet	• ResNet	• ViT	
PickCube	0.60	0.14	0.75	0.03	0.04	0.74	0.84	0.05	0.01	
StackCube	0.32	0.00	0.17	0.00	0.00	0.22	0.35	0.00	0.00	
TurnFaucet	0.49	0.27	0.00	0.06	0.35	0.39	0.00	0.41	0.00	
Peg-Insertion-Grasp	0.73	0.36	0.73	0.03	0.16	0.81	0.77	0.07	0.01	
Side-Align	0.18	0.02	0.06	0.00	0.01	0.28	0.40	0.00	0.00	
Excavate	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	
Hang	0.02	0.00	0.02	0.14	0.00	0.03	0.27	0.29	0.00	
Pour	0.86	0.80	0.81	0.00	0.84	0.84	0.83	0.79	0.41	
Fill	0.07	0.00	0.01	0.00	0.00	0.10	0.14	0.00	0.00	
	0.79	0.30	0.60	0.79	0.76	0.66	0.91	0.51	0.00	
open drawer	0.00	0.16	0.08	0.00	0.20	0.44	0.00	-	-	
sweep to	0.72	0.80	1.00	0.92	0.68	0.90	1.00	-	-	
meat off grill	0.24	0.16	0.36	0.08	0.00	0.72	0.44	-	-	
turn tap	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	-	-	
reach and drag	0.32	0.28	0.60	0.60	0.04	0.20	0.60	-	-	
put money	0.60	0.76	0.84	0.04	0.28	0.60	0.32	-	-	
push buttons	0.12	0.40	0.28	0.08	0.14	0.00	0.52	-	-	
close jar	0.04	0.00	0.16	0.00	0.00	0.04	0.00	-	-	
place wine	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-	-	
Mean S.R. ↑	0.32	0.23	0.34	0.15	0.18	0.37	0.39	-	-	
Mean Rank ↓	3.05	4.35	3.15	4.75	4.70	2.65	2.15	-	-	

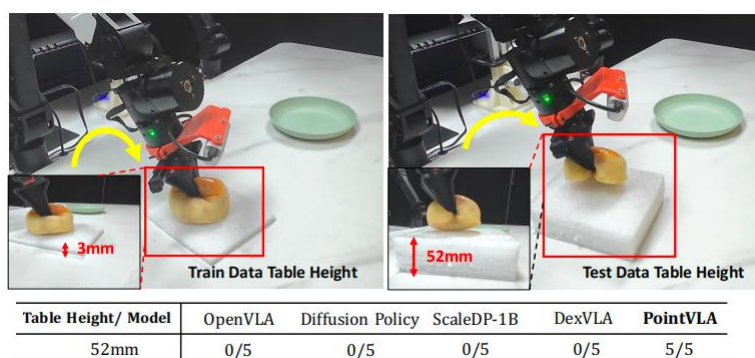
Tasks	Diffusion Policy									
	RGB		RGB-D			Point Cloud		Depth Only		
	• ResNet	• ViT	• ResNet	• ViT	• MultiViT	• SpUNet	• PointNet	• ResNet	• ViT	
ManiSkill2										
PickCube	0.17	0.24	0.34	0.58	0.00	0.71	0.70	0.04	0.01	
StackCube	0.03	0.00	0.59	0.03	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	
TurnFaucet	0.08	0.07	0.24	0.30	0.00	0.32	0.36	0.28	0.00	
Peg-Insertion-Grasp	0.78	0.45	0.94	0.68	0.46	0.82	0.83	0.06	0.02	
Side-Align	0.07	0.02	0.11	0.03	0.02	0.09	0.16	0.00	0.00	
Excavate	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	
Hang	0.01	0.02	0.23	0.03	0.00	0.17	0.24	0.02	0.00	
Pour	0.52	0.42	0.77	0.56	0.00	0.67	0.72	0.65	0.09	
Fill	0.00	0.00	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
	0.36	0.04	0.72	0.03	0.01	0.21	0.68	0.21	0.02	
RLBench										
open drawer	0.00	0.00	0.12	0.00	0.08	0.28	0.12	-	-	
sweep to	0.00	0.04	0.00	0.00	0.04	0.08	0.16	-	-	
meat off grill	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.00	0.00	-	-	
turn tap	0.24	0.04	0.04	0.12	0.16	0.16	0.16	-	-	
reach and drag	0.08	0.04	0.04	0.00	0.00	0.04	0.08	-	-	
put money	0.08	0.08	0.16	0.08	0.20	0.16	0.08	-	-	
push buttons	0.04	0.00	0.04	0.00	0.12	0.04	0.12	-	-	
close jar	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-	-	
place wine	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	-	-	
Mean S.R. ↑	0.13	0.08	0.23	0.13	0.06	0.20	0.23	-	-	
Mean Rank ↓	3.37	4.47	2.37	4.00	4.21	2.42	1.89	-	-	

资料来源：Zhu, H., Wang, Y., Huang, D., Ye, W., Ouyang, W., & He, T. (2024). 《Point Cloud Matters: Rethinking the Impact of Different Observation Spaces on Robot Learning》, 民生证券研究院

将 3D 点云数据注入到预训练的 VLA 模型中，能够为模型提供更全面的空间信息，使机器人能够更好地理解和感知环境中的物体位置、距离和形状等。这种能力使得机器人在执行任务时能够做出更准确的决策和动作规划，解决了 2D 模型在空间感知上的局限性，提高了任务的成功率。

与传统的 2D VLA 模型相比，PointVLA 能够利用 3D 点云数据准确感知物体的实际位置和高度，从而在面对不同高度的桌子或物体时，做出相应的调整动作，成功完成任务，如在“place bread”任务中，PointVLA 能够适应训练数据中未见过的更高桌面高度，而 2D 模型则因无法准确感知高度而失败。这说明 3D 点云数据为模型提供了更精准的深度感知和空间定位能力，有助于机器人更精确地操作物体，提高任务的成功率。

图21：PointVLA 的高度适应性



资料来源：Li, C., Wen, J., Peng, Y., Peng, Y., Feng, F., & Zhu, Y. (2025). 《PointVLA: Injecting the 3D World into Vision-Language-Action Models》, 民生证券研究院

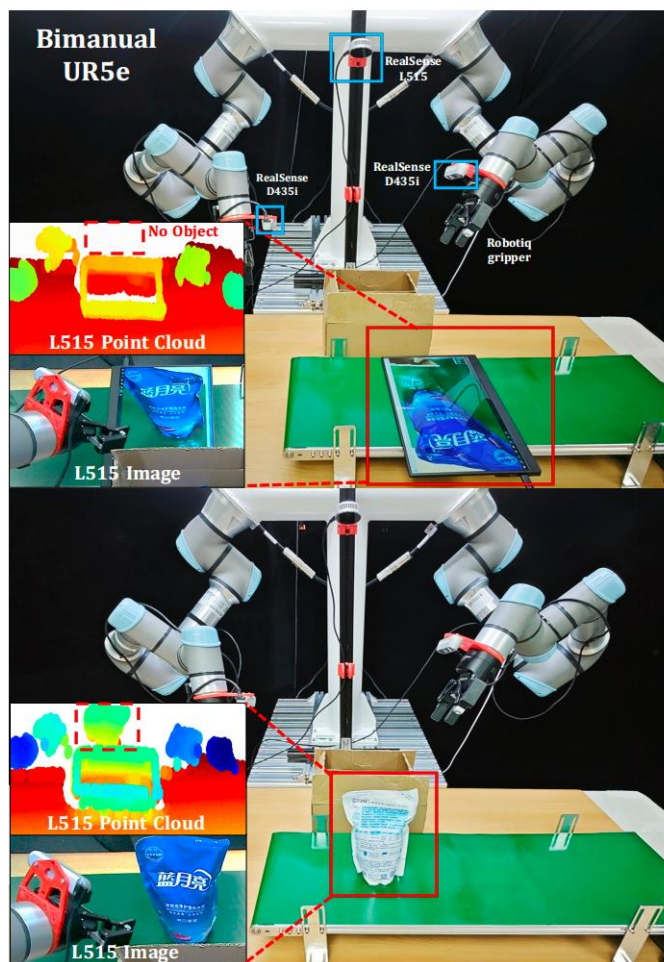
2.1.2 提高少样本多任务学习能力

PointVLA 在仅有少量训练样本的情况下，成功完成了多个不同的任务。这得益于点云数据提供的丰富信息，使得模型能够更有效地利用有限的样本进行学习和泛化，适应多样的任务场景，降低了数据采集和训练的成本。在真实世界的实验中，PointVLA 在仅使用 20 个演示样本的四个任务上均取得了比其他基线模型更高的平均成功率，验证了其在少样本多任务学习场景下的优势。

2.1.3 具备实际与照片区分能力

PointVLA 能够区分真实物体和其照片，避免因误将照片当作真实物体而导致的安全隐患和操作错误。这一优势是基于 3D 点云数据实现的，因为点云数据能够提供物体的深度和空间信息，使机器人能够准确判断物体的真实性，提高系统的安全性和可靠性。在真实与照片区分实验中，PointVLA 能够准确识别出照片中的物体并非真实存在，不会对照片中的物体进行错误操作，而传统的 2D 模型则会出现无法区分的情况。

图22：实景与照片辨别的实验装置



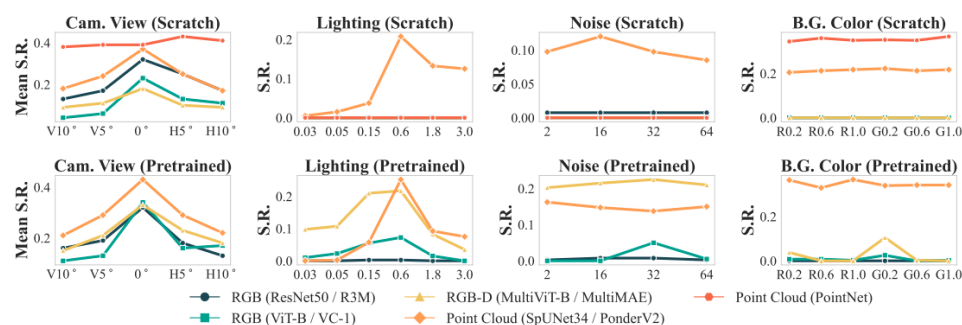
Model	OpenVLA	Diffusion Policy	ScaleDP-1B	DexVLA	PointVLA
Success Rate	0/3	0/3	0/3	0/3	3/3

资料来源：Li, C., Wen, J., Peng, Y., Peng, Y., Feng, F., & Zhu, Y. (2025). 《PointVLA: Injecting the 3D World into Vision-Language-Action Models》. 民生证券研究院

2.1.4 增强泛化能力

3D 点云数据在不同的相机视角、光照条件、视觉外观变化下展现出显著更强的鲁棒性。实验结果显示，在相机动态变化的实验中，基于点云的方法在不同视角下的平均成功率明显高于其他方法，表明其对相机视角变化具有更强的适应性。在视觉外观变化的实验中，点云方法在不同光照强度、噪声水平和背景颜色等条件下的性能也优于其他观测空间，显示出更好的泛化能力。此外，在长时域打包任务中，PointVLA 在平均成功长度上超过了其他基线模型，进一步证明了其在复杂动态环境中的良好性能和泛化能力。

图23：点云在相机视图和视觉变化上具有更好的零样本泛化能力



资料来源：Zhu, H., Wang, Y., Huang, D., Ye, W., Ouyang, W., & He, T. (2024). 《Point Cloud Matters: Rethinking the Impact of Different Observation Spaces on Robot Learning》, 民生证券研究院

综上所述，3D 点云数据在机器人学习中展现出多方面的显著优势。从提升任务成功率到增强空间推理能力，从提高少样本多任务学习能力到具备实际与照片区分能力，再到增强泛化能力、提高高度适应性，3D 点云数据都为机器人模型带来了质的飞跃。通过合理利用 3D 点云数据，机器人能够更深入地理解环境、更准确地感知物体、更高效地完成任

2.2 机器人视觉图像数据获取与 3D 传感器技术应用

2.2.1 机器人视觉数据获取方式与形式

机器人视觉系统的核心在于通过传感器获取环境信息，并将其转化为可处理的数据形式。近年来，随着 3D 视觉传感器技术的突破，数据采集方式逐渐向高精度、多模态方向发展。

数据来源与采集工具包括多模态传感器集成、开源数据集与仿真平台。

主流机器人厂商（如宇树、优必选）普遍采用 3D 视觉传感器（如 RGB-D 相机、激光雷达）结合触觉、惯性测量单元（IMU）等多模态传感器，以全面捕捉环境信息。例如，宇树 H1 机器人搭载的大疆览沃 Mid-360 激光雷达通过多线扫描生成高精度环境模型，用于导航与动作规划。优必选工业机器人则通过多目立体视觉与激光雷达结合，平衡成本与精度，实现复杂工业场景下的协同作业。

开源数据集为算法训练提供了标准化测试环境。例如，OpenLORIS-Object 数据集通过 RGB-D 摄像头在真实环境中采集包含光照变化、遮挡、复杂背景等挑战性场景的数据，支持终身学习算法的验证。《深圳市具身智能机器人技术创新与产业发展行动计划(2025-2027 年)》提出构建跨本体多样性开源数据集，推动具身数据采集标准化。

2.2.2 主要的数据形式与特征

主要的数据形式有 3D 点云与深度图、RGB-D 图像等。

3D 视觉传感器（如结构光、ToF、激光雷达）生成的点云数据可精确还原物体三维结构。宇树 H1 的激光雷达通过 360° 全景深度感知技术，实时构建环境模型，支持动态环境下的稳定动作。奥比中光的 3D 视觉传感器被用于宇树机器人，提供高精度点云数据，确保操作的精准性。

结合颜色与深度信息的 RGB-D 数据是机器人视觉的主流输入形式。优必选工业机器人通过此类数据实现车门锁扣检测、安全带功能测试等复杂任务，检测精度达到 0.5mm。

多模态传感器融合成为趋势。戴盟机器人提出通过触觉外骨骼采集毫米级运动追踪数据，构建视觉 - 触觉 - 语言 - 动作 (VTLA) 大模型，提升灵巧操作能力。深圳行动计划明确支持多模态感知技术攻关，推动触觉 - 视觉融合算法研发。

2.2.3 视觉数据驱动的机器人训练流程

从数据采集到动作生成，机器人训练流程可分为数据采集与预处理、算法训练与优化、部署与实时控制几个阶段。

宇树 H1 采用高帧率 (100Hz 以上) ToF 传感器与惯性导航系统，实时捕捉运动轨迹；优必选通过工业场景实训积累流水线操作数据。针对光照变化、遮挡等问题，采用合成数据（如 OpenLORIS 的多难度级别样本）扩充训练集，提升模型鲁棒性。训练流程上，宇树通过 AI 强化学习训练舞蹈动作，使机器人自主迭代动作稳定性；OpenLORIS 数据集支持 9 种终身学习算法评估，解决灾难性遗忘问题。VTLA 大模型整合视觉、触觉与语言指令等通过高精度触觉数据优化抓取力度与姿态。深圳行动计划支持具身智能基座大模型研发，推动跨场景任务处理。优必选机器人将检测结果实时上传至工厂智能管理系统，依赖 5G 网络确保数据同步，并通过在线学习（如进厂实训）持续更新模型，适应产线变化。

2.2.4 3D 视觉传感器在机器人中的核心作用

3D 视觉传感器已成为人形机器人“感知 - 决策 - 执行”链路的核心，其重要性体现在环境感知与建模、动作规划与执行、市场驱动与技术趋势几方面。

传统 2D 视觉难以应对复杂三维场景，而 3D 传感器通过深度信息增强环境理解。优必选机器人通过语义视觉导航技术提取高层语义信息（如车间设备布局），实现自主任务调度。宇树 H1 的激光雷达结合 3D SLAM 算法，实时调整关节扭矩（最高达 360 N·m），确保动态平衡。

3D 数据为机器人提供精确的空间坐标，优化路径规划。在柔性装配场景中，优必选机器人利用 3D 视觉识别遮挡条件下的汽车密封条安装位，结合仿人五指手完成精细化操作。宇树 H1 通过 AI 强化学习训练跳跃、舞蹈等动作，依赖 3D

激光 SLAM 实现动作的稳定性。

据深圳《具身智能机器人行动计划》，到 2027 年具身智能机器人关联产业规模将达 1000 亿元，3D 视觉传感器需求持续增长。多传感器融合成主流，例如优必选 Walker X 采用多目立体视觉与激光雷达结合，波士顿动力 Spot 机器人依赖 ToF 技术实现动态避障。

2.3 3D 传感器算法框架

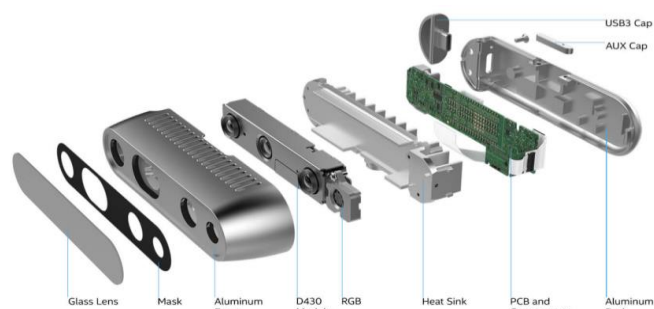
2.3.1 Intel RealSense: 软件定义的多模态开源框架

Intel RealSense 的算法框架以开源 SDK 2.0 (librealsense) 为核心，通过软件驱动实现对结构光、双目视觉、ToF 等多模态硬件的统一管理，其核心优势在于跨平台兼容性与灵活的生态整合。

在结构光技术方面，D400 系列传感器通过红外激光器投射随机散斑图案，相机采集变形后的散斑图像，利用相位位移法解算深度，计算像素级相位偏移，结合相机与投影仪标定参数完成三角测量，实现亚毫米级精度（如 D435i 在 0.3-2 米范围内深度误差 < 1mm），但该过程依赖上位机算力完成相位解码与深度图生成。双目视觉方案（如 D435if）采用主动双目技术，通过两个基线约 5cm 的摄像头采集图像，运用半全局匹配（SGM）算法计算视差，结合散斑投射增强低纹理场景的匹配成功率，适合动态环境下的实时定位与建图，其算法框架通过扩展卡尔曼滤波（EKF）融合 IMU 数据，补偿运动畸变并提升位姿估计精度。ToF 模块（如 L515）则采用间接飞行时间法，发射高频正弦调制光，通过正交解调计算相位差以解算距离，结合多频调制技术消除相位模糊，支持 0.5-10 米中远距离检测，适合仓储机器人避障等场景。

Intel RealSense 整个框架支持 Windows、Linux、Android 等系统，与 ROS、TensorFlow 等主流框架深度集成，开发者可通过统一接口获取预处理后的深度、彩色与 IMU 数据，快速实现 AR 交互、室内导航等应用，但在户外强光环境中需依赖主动光源维持性能，且复杂场景下对上位机算力有较高要求。

图24: Intel RealSense 深度相机 D435i



资料来源：Intel Realsense 官网，民生证券研究院

2.3.2 奥比中光：硬件级整合的场景化定制框架

奥比中光的 3D 传感器算法框架以自研 MX 系列芯片（如 MX6800）为核心构建起“传感器-芯片-算法”垂直整合的闭环体系，其核心竞争力源于硬件级深度处理与多模态融合技术的深度协同。

MX6800 芯片内置结构光解码、双目匹配及多模态数据同步等核心模块，在结构光技术中采用格雷码与四步相移混合编码方案，通过单帧图像即可完成全局唯一编码与亚像素级相位解算——格雷码解决遮挡区域的编码唯一性问题，四步相移法结合多频外差技术消除相位模糊，最终通过三角测量生成高精度深度图，在 0.1-5 米范围内精度可达 0.1mm，解码速度较纯软件方案提升 2 倍且功耗降低 60%。双目视觉方案中，芯片集成 Census 变换引导滤波优化的 SGM 算法，通过像素灰度排序编码减少光照影响，结合引导滤波保留边缘细节，使低纹理表面匹配成功率提升 30%，并利用 IMU 预积分实时补偿运动畸变，支持高速移动场景下的稳定避障。针对中远距离检测，Gemini 2 XL 等型号通过芯片级同步技术整合 iToF 与结构光，远距离由 iToF 提供粗粒度深度，近距离依赖结构光补充高频细节，解决单一 ToF 在近距离的相位模糊问题，实现 0.1-20 米全量程覆盖。

在场景化应用中，奥比中光通过硬件级优化与算法定制展现出强大的环境适应性：工业检测领域，Gemini 330 系列的动态激光功率调节技术可在 20K Lux 强光下维持深度稳定性，亚像素边缘检测算法能识别 0.01mm 级缺陷，配合点云配准实现毫米级精度的 3D 形貌重建；户外场景中，Gemini 335Lg 的窄带滤光片与 Census 变换技术无需主动光源即可在 100K Lux 强光下工作，多曝光融合算法将强逆光场景的深度图空洞率控制在 5% 以下；消费电子领域，Astra 2 系列的硬件 D2C 对齐技术通过内置空间变换矩阵实现深度与彩色图像像素级配准，人体骨架识别算法基于 CNN 实时检测 15 个关节点，延迟低于 20ms，满足 AR 交互的低延迟需求。

图25：奥比中光深度相机 D335 和 D335L



资料来源：奥比中光官网，民生证券研究院

2.3.3 核心技术差异与场景适配性分析

两者在技术路线与市场定位上形成显著互补。硬件架构层面，Intel RealSense 依赖软件驱动与外部算力，适合灵活开发与快速原型验证；奥比中光通过芯片级整合实现边缘端算力下沉，在实时性与极端环境适应性上优势突出。算法生态方面，前者深耕开源社区，支持 ROS、TensorFlow 等主流框架，是学术研究与消费级产品的首选；后者聚焦行业垂直场景，与华为、英伟达等企业合作构建定制化解决方案，更适合工业检测、物流机器人等对精度与鲁棒性要求严苛的领域。

在算法实现上，Intel 的结构光依赖软件相位解算，奥比中光通过硬件引擎加速解码；Intel 的双目视觉需散斑增强，奥比中光通过 Census 变换实现纯视觉匹配；Intel 的 ToF 独立工作，奥比中光则通过多模态协同拓展量程。这些差异直接影响场景适配性：Intel RealSense 在室内 AR 交互、协作机器人导航等轻量场景中表现优异，例如 UR 协作机器人集成 D435i 实现动态物体抓取，误差控制在 2mm 以内；奥比中光则在户外强光、远距离检测场景中领先，如 Gemini 335Lg 在 50K Lux 光照下仍保持 10 米内深度误差 < 5mm。

6 投资建议

3D 点云数据在机器人学习中展现出多方面的显著优势。从提升任务成功率到增强空间推理能力,从提高少样本多任务学习能力到具备实际与照片区分能力,再到增强泛化能力、提高高度适应性,3D 点云数据都为机器人模型带来了质的飞跃。通过合理利用 3D 点云数据,机器人能够更深入地理解环境、更准确地感知物体、更高效地完成任务,为机器人的智能化发展提供了有力的支持。未来,随着相关技术的进一步发展和应用,3D 点云数据在机器人领域的应用前景将更加广阔。

关注 3D 视觉领域的领先公司**奥比中光**。

7 风险提示

1) 具身智能相关模型算法进步不及预期

机器人领域和大模型相结合的算法提升并没有严格可预测的路径,算法性能整体的提升及落实到实际应用中会有一定的不确定性。

2) 机器人技术迭代路线出现变化,视觉算法的选择可能还会迭代

机器人当前的应用场景和产品技术路线还没有成熟定型,算法模型迭代过程需要结合实际应用场景的需要,最终造成视觉算法的路线选择随之迭代

插图目录

图 1: 飞行时间法 TOF 工作原理	4
图 2: 伪随机斑点投影 3D 成像工作原理	5
图 3: 多次投影 3D 成像工作原理	5
图 4: 光亮表面偏折测量方法	6
图 5: 主动三角法扫描成像工作原理	7
图 6: 多线扫描方法工作原理	7
图 7: 色散共焦扫描工作原理	8
图 8: 双目视觉成像工作原理	9
图 9: 多目视觉成像工作原理	9
图 10: 光场 3D 成像相机内部结构	10
图 11: 先临三维 EINSTAR VEGA 在户外三维扫描的表现	11
图 12: 先临三维 OptimScan Q12 高精度还原细节	12
图 13: 先临三维 RobotScan Q12 应用流程	12
图 14: 奥比中光 3D 视觉感知运用于工业机器人	13
图 15: 开源 3D 定位算法	13
图 16: 奥比中光 335 示意图	14
图 17: 迈尔微视 3D 视觉方案的应用场景	15
图 18: 内嵌于支付宝刷脸支付终端的奥比中光 Astra Pro S 型号 3D 传感摄像头	15
图 19: 奥比中光 3D 刷脸门锁门禁示意图	15
图 20: 不同策略下不同观测空间的结果	16
图 21: PointVLA 的高度适应性	17
图 22: 实景与照片辨别的实验装置	18
图 23: 点云在相机视图和视觉变化上具有更好的零样本泛化能力	19
图 24: Intel RealSense 深度相机 D435i	21
图 25: 奥比中光深度相机 D335 和 D335L	22

分析师承诺

本报告署名分析师具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格并登记为注册分析师，基于认真审慎的工作态度、专业严谨的研究方法与分析逻辑得出研究结论，独立、客观地出具本报告，并对本报告的内容和观点负责。本报告清晰准确地反映了研究人员的研究观点，结论不受任何第三方的授意、影响，研究人员不曾因、不因、也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接收到任何形式的补偿。

评级说明

投资建议评级标准		评级	说明
以报告发布日后的 12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期基准指数的涨跌幅为基准。其中：A 股以沪深 300 指数为基准；新三板以三板成指或三板做市指数为基准；港股以恒生指数为基准；美股以纳斯达克综合指数或标普 500 指数为基准。	公司评级	推荐	相对基准指数涨幅 15%以上
		谨慎推荐	相对基准指数涨幅 5% ~ 15%之间
		中性	相对基准指数涨幅-5% ~ 5%之间
		回避	相对基准指数跌幅 5%以上
	行业评级	推荐	相对基准指数涨幅 5%以上
		中性	相对基准指数涨幅-5% ~ 5%之间
		回避	相对基准指数跌幅 5%以上

免责声明

民生证券股份有限公司（以下简称“本公司”）具有中国证监会许可的证券投资咨询业务资格。

本报告仅供本公司境内客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。本报告仅为参考之用，并不构成对客户的投资建议，不应被视为买卖任何证券、金融工具的要约或要约邀请。本报告所包含的观点及建议并未考虑获取本报告的机构及个人的具体投资目的、财务状况、特殊状况、目标或需要，客户应当充分考虑自身特定状况，进行独立评估，并应同时考量自身的投资目的、财务状况和特定需求，必要时就法律、商业、财务、税收等方面咨询专家的意见，不应单纯依靠本报告所载的内容而取代自身的独立判断。在任何情况下，本公司不对任何人因使用本报告中的任何内容而导致的任何可能的损失负任何责任。

本报告是基于已公开信息撰写，但本公司不保证该等信息的准确性或完整性。本报告所载的资料、意见及预测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，且预测方法及结果存在一定程度局限性。在不同时期，本公司可发出与本报告所刊载的意见、预测不一致的报告，但本公司没有义务和责任及时更新本报告所涉及的内容并通知客户。

在法律允许的情况下，本公司及其附属机构可能持有报告中提及的公司所发行证券的头寸并进行交易，也可能为这些公司提供或正在争取提供投资银行、财务顾问、咨询服务等相关服务，本公司的员工可能担任本报告所提及的公司的董事。客户应充分考虑可能存在的利益冲突，勿将本报告作为投资决策的唯一参考依据。

若本公司以外的金融机构发送本报告，则由该金融机构独自为此发送行为负责。该机构的客户应联系该机构以交易本报告提及的证券或要求获悉更详细的信息。本报告不构成本公司向发送本报告金融机构之客户提供的投资建议。本公司不会因任何机构或个人从其他机构获得本报告而将其视为本公司客户。

本报告的版权仅归本公司所有，未经书面许可，任何机构或个人不得以任何形式、任何目的进行翻版、转载、发表、篡改或引用。所有在本报告中使用的商标、服务标识及标记，除非另有说明，均为本公司的商标、服务标识及标记。本公司版权所有并保留一切权利。

民生证券研究院：

上海：上海市浦东新区浦明路 8 号财富金融广场 1 幢 5F； 200120

北京：北京市东城区建国门内大街 28 号民生金融中心 A 座 18 层； 100005

深圳：深圳市福田区中心四路 1 号嘉里建设广场 1 座 10 层 01 室； 518048