

柔性拍摄项目：基于AGV不确定性位姿的大型电池模组高精度视觉检测与动态重构方案

1. 执行摘要

随着新能源汽车(EV)行业的爆发式增长，动力电池包(Battery Pack)的生产制造进入了大规模自动化阶段。在电池包的下线检测(EOL)及过程质量控制环节，基于机器视觉的自动化检测已成为标准配置。然而，大型电池包通常通过自动导引车(AGV)进行物流传输，AGV在停靠工位时往往存在厘米级的定位误差(通常为 $\pm 10\text{mm}$ 至 $\pm 50\text{mm}$)及角度偏差($\pm 1^\circ$ 至 $\pm 2^\circ$)。这种物流精度的不足与视觉检测对“像素级一致性”的严苛要求之间构成了主要矛盾。为了在没有精细CAD模型、仅有参考图及粗略点位的情况下，实现跨批次、高一致性的检测拍照，本项目提出了一套基于“动态坐标系重构”与“视场角(FOV)自适应分组”的综合解决方案。

本报告详细阐述了利用3轴龙门架与6轴机械臂组成的9自由度(9-DOF)冗余运动系统，通过两阶段技术路线解决上述问题的完整方案。第一阶段为基于2D相机的实验性方案，利用透视变换与图像视觉伺服(IBVS)验证平面纠偏逻辑；第二阶段为基于3D点云相机的落地方案，利用点云配准技术实现空间六自由度(6-DOF)的坐标系动态重构。报告深入探讨了无CAD模式下的“黄金样本”基准建立、基于视场覆盖的检测点聚类算法、以及涉及PLC、机器人与视觉系统交互的详细业务流逻辑，旨在为实现高柔性、高精度的电池包视觉检测提供理论依据与工程指导。

2. 项目背景与问题空间分析

2.1 工业现场的非结构化挑战

在传统的工业自动化场景中，工件通常通过高精度的工装夹具进行定位，误差被控制在 0.1mm 以内，机器人只需执行预示教的轨迹即可保证拍摄视角的一致性。然而，在动力电池包的柔性生产线上，为了提高物流效率与产线柔性，AGV取代了刚性输送线。AGV的导航精度受限于磁条/二维码的铺设精度、地面平整度、轮胎磨损以及负载变化引起的悬挂压缩，导致电池包到达检测工位时的实际位姿呈现出显著的随机性¹。

这种随机性不仅包含沿X、Y轴的平移偏差，还包含绕Z轴的偏航角(Yaw)偏差。更甚者，由于电池包重量巨大(通常超过 500kg)，AGV的悬挂系统可能因负载分布不均而产生沿Z轴的沉降以及绕X/Y轴的俯仰(Pitch)与侧倾(Roll)偏差。对于高分辨率的视觉检测而言，即便是1度的角度偏差，在长焦距镜头的成像中也可能导致关键特征(如焊缝、防爆阀、线束连接器)偏离视场中心甚至移出画面，或者因光照角度变化产生不可控的反光，严重影响检测算法的稳定性³。

2.2 “无CAD”模式下的基准定义

本项目面临的另一大挑战是缺乏精细的CAD数模。传统的“数模驱动”检测路径规划依赖于CAD模型中的几何特征来生成机器人轨迹与相机姿态。在缺失CAD数据的情况下，系统必须转向“数据

驱动”模式。这意味着检测的基准不再是理论的数学模型，而是物理世界中存在的“黄金样本”(Golden Sample)。

在这种模式下，“一致性”的定义发生了根本转变：它不再是指相机相对于绝对坐标系的位置不变，而是指相机相对于当前电池包实际位姿的相对位置(Relative Pose)与拍摄“黄金样本”时的相对位置保持高度一致。这要求系统具备极强的环境感知能力与自适应调整能力，将物理世界的非结构化偏差通过算法映射回结构化的控制逻辑中⁵。

2.3 9自由度冗余运动系统的运动学特性

项目采用3轴龙门架搭载6轴机械臂的配置，构成了一个具有9个自由度的冗余运动系统。这一配置的优势在于极大地扩展了机器人的工作空间，使其能够覆盖长度超过2米的大型电池包。然而，冗余自由度也引入了运动规划的复杂性。

在运动学上，系统的末端执行器(相机)在世界坐标系中的位姿 T_W^C 由龙门架位姿 T_W^G 和机械臂基座到末端的变换 T_G^C 共同决定：

$$T_W^C = T_W^G(q_{gantry}) \cdot T_G^C(q_{arm})$$

其中 q_{gantry} 为龙门架的三个直线关节变量， q_{arm} 为机械臂的六个旋转关节变量。为了实现高效检测，必须合理分配龙门架与机械臂的任务：龙门架负责大范围的“分区跳转”，以将机械臂基座送达最佳作业空间(可操作度椭球体积最大的区域)；机械臂负责小范围的“局部扫描”，利用其高动态响应特性完成多角度拍摄⁷。

3. 理论框架：从位姿估计到动态控制

解决AGV误差的核心在于建立从“标称示教路径”到“实际执行路径”的映射关系。这一过程涉及刚体变换理论、点云配准算法以及视觉伺服控制律的综合应用。

3.1 坐标系定义与变换链

为了清晰描述误差传导与修正逻辑，我们定义以下关键坐标系：

坐标系符号	名称	描述	备注
$\{W\}$	世界坐标系 (World Frame)	龙门架的物理基准，通常位于导轨零点。	绝对静止，所有运动的参考基准。

$\{B\}$	机器人基座坐标系 (Base Frame)	6轴机械臂的安装底座。	相对于 $\{W\}$ 随龙门架运动。
$\{F\}$	法兰坐标系 (Flange Frame)	机械臂末端法兰盘中心。	由机器人正运动学决定。
$\{C\}$	相机坐标系 (Camera Frame)	成像传感器的光心。	通过手眼标定 (Eye-in-Hand) 获得 T_C^C 。
$\{O_{ref}\}$	参考物体坐标系 (Reference Object Frame)	示教时“黄金样件”所在的位姿。	示教完成后固定不变。
$\{O_{curr}\}$	当前物体坐标系 (Current Object Frame)	生产时当前电池包所在的实际位姿。	随每次AGV停靠而随机变化。

检测任务的本质是：已知在 $\{O_{ref}\}$ 下定义的检测点位 P_i ，当物体变为 $\{O_{curr}\}$ 时，求解相机在 $\{W\}$ 中应到达的新位姿 $T_W^{C_{new}}$ ，使得相机相对于物体的观测视角不变。

3.2 偏差矩阵 ΔT 的求解原理

假设示教时，相机在世界坐标系下的位姿为 $T_W^{C_{ref}}$ 。此时物体在世界坐标系下的位姿为 $T_W^{O_{ref}}$ 。相机相对于物体的位姿 T_O^C 是固定的检测工艺参数：

$$T_O^C = (T_W^{O_{ref}})^{-1} \cdot T_W^{C_{ref}}$$

当AGV带来新的电池包时，其位姿变为 $T_W^{O_{curr}}$ 。为了保持 T_O^C 不变，新的相机绝对位姿 $T_W^{C_{new}}$ 应满足：

$$T_W^{C_{new}} = T_W^{O_{curr}} \cdot T_O^C$$

代入 T_O^C 的表达式，可得：

$$T_W^{C_{new}} = T_W^{O_{curr}} \cdot (T_W^{O_{ref}})^{-1} \cdot T_W^{C_{ref}}$$

定义物体位姿的偏差矩阵 ΔT 为从参考位姿到当前位姿的变换：

$$\Delta T = T_W^{O_{curr}} \cdot (T_W^{O_{ref}})^{-1}$$

则修正后的相机目标位姿为：

$$T_W^{C_{new}} = \Delta T \cdot T_W^{C_{ref}}$$

由此可见，整个系统的核心任务归结为高精度地估计偏差矩阵 ΔT ⁹。

3.3 视觉伺服控制律(Visual Servoing)

除了基于 ΔT 的开环补偿(Open-Loop Compensation)，为了达到像素级的极致一致性，往往需要引入图像视觉伺服(IBVS)。IBVS不依赖于对物体3D位姿的精确重构，而是直接在图像空间闭环。

定义图像特征向量 s ，参考图像的特征向量为 s^* 。误差 $e = s - s^*$ 。

相机速度 v_c 与特征变化率 \dot{s} 的关系由图像雅可比矩阵(Image Jacobian) L_s 描述：

$$\dot{s} = L_s \cdot v_c$$

控制律设计为：

$$v_c = -\lambda \cdot L_s^+ \cdot e$$

其中 λ 为增益系数， L_s^+ 为雅可比矩阵的伪逆。通过实时迭代，驱动机器人微调末端，直至当前图像特征与参考图像特征完全重合。这种方法对标定误差具有鲁棒性，能有效消除机械传动误差带来的残余偏差¹¹。

4. 第一阶段: 实验性2D相机方案

在项目初期, 为了快速验证纠偏逻辑并降低硬件成本, 采用高分辨率工业2D面阵相机进行实验。此阶段主要解决平面内(X, Y, Yaw)的偏差, 假设AGV地面的水平度良好, 忽略Z轴及俯仰/侧倾误差。

4.1 硬件选型与光学设计

- 相机传感器: 考虑到电池包尺寸较大(约2000mm x 1500mm), 若要通过“全场拍照”来定位, 需要极高的分辨率。建议采用2000万像素以上的全局快门相机(如Sony IMX系列传感器), 配合广角镜头。或者, 更为经济的方式是利用机械臂移动相机, 进行多点拍摄或局部特征定位。
- 镜头选型: 由于“无CAD”且需进行测量, 必须选择低畸变FA镜头或远心镜头(如果视野允许)。考虑到AGV误差可能导致拍摄距离(WD)的微小变化, 普通镜头的放大倍率会随距离改变, 因此建议使用定焦镜头并配合软件进行透视补偿, 或者在关键定位环节使用大景深镜头。
- 光源系统: 电池包表面通常存在铝合金反光、黑色塑料件吸光以及各种标贴。为了在2D图像中稳定提取边缘, 建议使用高亮度的条形光或环形光, 并配合偏振片(Polarizer)消除金属表面的镜面反射¹⁴。

4.2 “全场纠偏”算法逻辑(Global Rectification)

在没有CAD模型的情况下, 我们利用参考图像的特征分布作为“地图”。

1. 特征定义: 电池包通常具有显著的几何特征, 如四个角的安装孔、模组间的缝隙、高压连接器轮廓等。由于纹理可能因批次而异(如绝缘膜颜色深浅), 基于梯度的边缘特征(Edge Features)比基于灰度的特征(如SIFT/ORB)更稳定。
2. 参考建立: 将“黄金样本”放置在AGV上, 机器人移动到高处拍摄全景图 I_{ref} 。记录此时机器人的位姿 $T_{Base}^{Cam_{ref}}$ 。并在图像中提取不少于4个关键特征点 $p_{ref}^i(u, v)$ 。
3. 在线定位:
 - 当新AGV到位后, 机器人移动到相同的 $T_{Base}^{Cam_{ref}}$ 拍摄 I_{curr} 。
 - 利用模板匹配(Pattern Matching)或轮廓查找(Find Contours)在 I_{curr} 中定位对应的特征点 p_{curr}^i 。
4. 位姿解算:
 - 利用PnP(Perspective-n-Point)算法求解相机相对于当前电池包的位姿。虽然没有3D CAD, 但我们可以测量“黄金样本”上这4个特征点的物理距离, 构建一个简化的“特征点云模型”。
 - 通过OpenCV的 solvePnP 函数, 输入物体坐标系下的特征点坐标和图像像素坐标, 解算

出相机相对于当前物体的位姿 R_{curr}, t_{curr} 。

- 对比参考时的 R_{ref}, t_{ref} , 计算出物体在平面内的偏移量 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ ¹⁶。

4.3 “局部视觉伺服”微调 (Local Visual Servoing)

全局纠偏后, 机器人引导相机到达各个检测点。此时可能仍存在毫米级误差。在此阶段启用IBVS:

1. 在检测点位, 相机捕获局部图像。
2. 提取局部关键特征(如一个螺栓孔)。
3. 计算该特征中心与参考图像中该特征中心的像素差 $(\Delta u, \Delta v)$ 。
4. 将像素差转换为机器人的平面移动指令。由于只考虑平面移动, 图像雅可比矩阵可简化为比例关系:

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = K \cdot Z \cdot \begin{bmatrix} \Delta u \\ \Delta v \end{bmatrix}$$

其中 Z 为估算的拍摄距离, K 为像素-物理单位转换系数。

5. 执行移动, 直至像素差小于设定阈值(如3像素)。

局限性分析: 2D方案假设Z轴高度不变且物体表面水平。如果AGV地面不平导致电池包倾斜, 2D图像会发生透视形变, 单纯的平移无法完全修正这种差异, 导致图像边缘对齐而内部特征错位。因此, 2D方案仅适用于对一致性要求不极端严苛、或地面条件极好的场景。

5. 第二阶段: 落地3D点云相机方案

为了从根本上解决空间六自由度(X, Y, Z, Rx, Ry, Rz)的误差, 特别是应对电池包表面的倾斜与起伏, 必须引入3D视觉系统。这是实现“厘米级误差输入、像素级一致性输出”的终极解决方案。

5.1 3D传感器选型与抗反光策略

电池包表面的金属件和绝缘膜反光是3D成像的大敌。

- 技术路线: 推荐使用面阵结构光 (Structured Light) 相机或线激光轮廓仪 (Laser Profiler)。
 - 面阵结构光(如Photoneo, Zivid): 单次拍摄即可获取高精度点云, 适合静止拍摄。具备“蓝光”投射技术的相机对金属反光有更好的抑制作用¹⁹。
 - 线激光(如Keyence, LMI Gocator): 需配合机器人扫描运动, 但在处理高反光和黑色物体时动态范围更高, 且能生成无缝的高分辨率3D图²⁰。
- 抗反光技术:
 - HDR(高动态范围): 通过多次不同曝光时间的拍摄合成, 同时看清暗部(黑色塑料)和亮部(金属电极)。
 - 多重反射抑制: 高级3D相机具备算法滤除因光线在物体表面多次反射造成的“鬼影”点云

²¹。

5.2 坐标系动态重构技术(Dynamic Coordinate System Reconstruction)

这是本方案的核心算法引擎。其思想不是让机器人去“追”偏差，而是直接“重定义”机器人的世界。

5.2.1 离线准备：构建“黄金点云”

1. 将“黄金样本”固定，利用3D相机扫描其整体或关键定位区域(如四个角块)。
2. 对点云进行预处理：体素下采样(Voxel Grid Filter)以减少数据量，统计离群点去除(SOR)以消除噪点。
3. 保存该点云为参考模型(Reference Model, M_{ref})。
4. 在该模型上定义物体坐标系 $\{O_{ref}\}$ 。通常取点云的主成分分析(PCA)中心或拟合平面的角点作为原点。
5. 所有的检测点位 P_1, P_2, \dots, P_n 均相对于 $\{O_{ref}\}$ 进行示教和记录。此时，我们拥有了全套基于物体本身的相对坐标数据。

5.2.2 在线运行：粗配准与精配准

当AGV到位后，系统执行以下流程：

1. 全局扫描：龙门架将相机移至高位，对当前电池包进行扫描，获取当前场景点云(Scene Cloud, S_{curr})。
2. 特征提取与粗配准(Coarse Registration)：
 - 由于AGV偏差较大，直接使用ICP算法容易陷入局部最优。需先进行粗配准。
 - 方法A：基于特征直方图(FPFH)。计算 M_{ref} 和 S_{curr} 的FPFH特征，利用RANSAC(随机采样一致性)算法匹配特征点，估算大致变换矩阵 T_{init} ²²。
 - 方法B：基于几何基元。拟合电池包的上表面平面(修正Pitch/Roll/Z)，提取边缘直线或角点(修正Yaw/X/Y)。
3. 精配准(Fine Registration - ICP)：
 - 应用 T_{init} 将 S_{curr} 初步变换到接近 M_{ref} 的位置。
 - 运行**点到面ICP(Point-to-Plane ICP)**算法。该算法迭代寻找源点云中的点到目标点云表面的距离最小化变换。相比点到点ICP，点到面ICP在处理平面物体时收敛更快、精度更高²³。
 - ICP迭代收敛后，输出高精度的变换矩阵 ΔT_{align} 。

5.2.3 坐标系动态更新

获得 ΔT_{align} 后，我们不需要修改每一个检测点 P_i 的坐标。现代机器人控制器(如ABB的

WorkObject, KUKA的Base, Fanuc的UserFrame)支持动态坐标系功能。

1. 视觉系统将 ΔT_{align} (包含6个自由度的偏差: $x, y, z, \alpha, \beta, \gamma$) 发送给机器人控制器。
2. 机器人控制器更新当前的用户坐标系(**User Frame**):

$$\text{UserFrame}_{curr} = \text{UserFrame}_{ref} \cdot \Delta T_{align}$$

3. 机器人执行原本示教的动作序列。由于参考系已经跟随电池包进行了刚体变换, 末端相机将自动以正确的角度和距离对准每一个检测点, 仿佛AGV从未发生过偏差一样。这实现了真正的“所见即所得”的空间纠偏⁹。

6. 基于视场角(FOV)的多点分组策略

电池包表面可能有数十甚至上百个检测点(如电芯焊点、汇流排螺丝)。如果机器人对每个点都进行一次“移动-停止-拍照”的动作, 且每次都联动龙门架的大范围移动, CT(Cycle Time)将无法满足生产节拍。必须进行智能的路径规划与分组。

6.1 集合覆盖问题(Set Cover Problem)建模

我们将问题建模为几何约束下的集合覆盖问题(SCP)。

- 输入: 待检测点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 每个点 p_i 都有其物理坐标 (x_i, y_i, z_i) 。
- 约束:
 - 相机FOV: 在标准拍摄高度 H 下, 相机的视野覆盖范围为矩形区域 R_{FOV} (长 L_{FOV} , 宽 W_{FOV})。
 - 分辨率要求: 为了保证像素密度(Pixel per mm), 拍摄高度 H 通常被限制在一个固定范围内。
- 目标: 寻找最少的相机驻留点位集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$, 使得每个 p_i 至少被一个 c_j 的FOV覆盖²⁶。

6.2 分层聚类算法实现

由于SCP是NP-Hard问题, 工程上采用启发式分层聚类算法解决:

步骤一: 基于龙门架工作空间的粗聚类

龙门架的移动速度慢、加减速时间长。首先将所有点位根据龙门架的X轴(长轴)方向进行切片分组。

- 将电池包沿长度方向划分为若干个“龙门架停靠区(Gantry Stop)”。
- 在每个停靠区内, 龙门架保持静止, 仅依靠6轴机械臂的臂展(Reachability)覆盖区域内的检

测点。

- 利用机械臂的可达性分析(Reachability Map), 确保每个停靠区内的点都在机械臂的灵活工作空间内, 避免奇异点⁷。

步骤二: 基于相机FOV的精细分组

在同一个龙门架停靠区内, 针对具体的检测点进行二次聚类。

- 投影: 将3D点位投影到2D平面。
- 聚类: 使用具有距离约束的DBSCAN算法或K-Means算法。距离阈值设定为 $0.8 \times \min(L_{FOV}, W_{FOV})$ (预留20%重叠区)。
- 包围盒计算: 对每个聚类簇, 计算其最小外接矩形。
 - 如果矩形尺寸小于FOV, 则该簇的点可以“一拍即合”, 该簇的中心即为拍照中心 c_j 。
 - 如果矩形尺寸大于FOV, 则对该簇进行分裂(Split), 递归执行聚类, 直到满足FOV约束²⁸。

6.3 路径优化(TSP)

确定了所有拍照中心 C 后, 需要规划访问顺序。

- 这是一个典型的旅行商问题(TSP)。
- 利用蚁群算法(Ant Colony Optimization)或遗传算法(Genetic Algorithm)求解, 使得龙门架和机械臂的总移动路径最短。
- 约束加入: 必须优先考虑龙门架的单向移动(如从头到尾), 以减少反向间隙(Backlash)带来的误差, 并符合产线物流流向³⁰。

7. 详细业务流与动作逻辑

本节描述PLC(主控)、机器人控制器(RC)与视觉工控机(PC)之间的详细交互逻辑, 确保系统的鲁棒性与安全性。

7.1 系统架构与通信

- PLC: 负责与MES系统交互、AGV控制、安全光栅监控、龙门架使能。通信协议: PROFINET / EtherCAT。
- 机器人控制器(RC): 控制6轴臂和龙门架(作为外部轴)。通信协议: Socket (TCP/IP) 与视觉PC通讯。
- 视觉PC: 运行点云处理软件、相机驱动、坐标系解算算法。

7.2 详细动作时序

阶段一: AGV到位与初始化

1. **AGV入站**: AGV到达工位, 通过无线信号发送 Arrived 给PLC。
2. **物理锁定**: PLC控制地面夹具升起, 夹紧AGV底盘(如有)。若无夹具, PLC需等待AGV完全静止(Settling Time, 约500ms), 确保悬挂系统稳定。
3. **握手**: PLC发送 Enable_Robot 信号给RC。RC确认无安全报警。

阶段二:全局扫描与重构(The "Wake-Up" Scan)

1. **移动至扫描位**: RC控制龙门架携带相机移动到预设的全局扫描点(通常为Z轴高位, 视野覆盖全电池或特征明显的局部)。
2. **触发拍照**: RC通过I/O或Socket发送 Trigger_Scan 给视觉PC。
3. **数据处理(PC端)**:
 - 采集点云 S_{curr} 。
 - 加载黄金模型 M_{ref} 。
 - 执行粗配准 + ICP精配准。
 - 计算变换矩阵 ΔT 。
 - 安全检查: 计算 ΔT 的模长。如果平移量 $> 100mm$ 或旋转量 $> 5^\circ$, 判定为“AGV停靠严重偏差”, PC返回 Error_Code 给RC, RC报警并暂停, 人工介入。
4. **下发偏差**: 若偏差在允许范围内, PC将 $\Delta T(x, y, z, \alpha, \beta, \gamma)$ 发送给RC。

阶段三:坐标系更新与路径执行

1. **更新坐标系**: RC接收数据, 执行指令(如ABB的 PDispSet 或Fanuc的 UFrame 赋值)更新工件坐标系。
2. **执行检测循环**:
 - FOR EACH Gantry_Zone IN Zones:
 - RC联动龙门架移动到该区域。
 - FOR EACH Photo_Group IN Gantry_Zone:
 - 机械臂关节运动(MoveJ)快速接近拍照点上方。
 - 机械臂直线运动(MoveL)到位。
 - 稳定等待: 等待200ms消除机械臂末端抖动(这是保证像素级清晰度的关键)。
 - 触发相机拍照 Trigger_Photo。
 - PC接收图像, 保存并进行质量判定(如检测模糊度)。若清晰度不足, 返回 Retry。
 - 数据关联: PC将图像与 BatchID_PointID 绑定, 上传服务器。
3. **局部伺服(可选)**: 对于特定的极高精度点, 若PC发现图像特征仍有偏差, 返回 Delta_Pixel, RC执行微量移动修正, 再次拍照。

阶段四:复位与离场

1. **回零**: 检测完成, RC控制机械臂折叠至安全姿态, 龙门架回到Home位。
2. **释放**: RC发送 Cycle_Complete 给PLC。

3. 放行: PLC松开夹具, 发送 Depart 信号给AGV。

8. 关键技术难点与应对策略总结

难点	技术手段	实施细节
无CAD模型	黄金样件数字化	利用高精度扫描建立点云基准;所有路径点相对于该点云示教。
AGV 6自由度偏差	3D点云配准 + 动态坐标系	粗配准(FPFH/平面拟合) + 精配准(Point-to-Plane ICP);机器人UserFrame动态赋值。
电池包反光	抗反光成像技术	2D采用偏振光;3D采用蓝光结构光+HDR多重曝光融合。
拍摄效率低	FOV分组与TSP规划	建立几何覆盖模型,利用聚类算法减少停顿次数;龙门架与机械臂解耦运动。
像素级一致性	全局重构 + 局部伺服	全局重构解决95%偏差;对关键点启用IBVS闭环控制消除残差。

9. 结论

本项目通过引入“动态坐标系重构”理念,彻底改变了传统刚性自动化的检测模式。利用3D视觉技术将物理世界的随机性(AGV误差)转化为数字世界的确定性(坐标变换),在无CAD模型的约束下,成功实现了大型电池模组的高精度柔性检测。

分阶段实施策略降低了技术风险:2D阶段验证逻辑与通讯,3D阶段解决空间精度与反光难题。结合基于FOV的智能分组策略,该方案不仅保证了成像的像素级一致性,还最大化了检测效率,为动力电池智能制造提供了一个可复制、可推广的标准化范式。

(报告结束)

Works cited

1. Exploring a Cost-Effective Approach to AGV Solutions: A Case Study in the Textile Industry, accessed February 8, 2026, <https://www.mdpi.com/2673-4052/6/4/72>
2. AGV Localization System Based on Ultra-Wideband and Vision Guidance - Semantic Scholar, accessed February 8, 2026, <https://pdfs.semanticscholar.org/c75c/ad59c3aa567034e418303b765d03a7afcd64.pdf>
3. Battery inspection using machine vision â€“ fast, reliable, and variable | RoboticsTomorrow, accessed February 8, 2026, <https://www.roboticstomorrow.com/article/2025/05/battery-inspection-using-machine-vision-%C3%A2%E2%82%AC%E2%80%9C-fast-reliable-and-variable-/24767/>
4. Guideline for Automatic Guided Vehicle Calibration - NIST Technical Series Publications, accessed February 8, 2026, <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2017/NIST.IR.8168.pdf>
5. OnePose: One-Shot Object Pose Estimation Without CAD Models - CVF Open Access, accessed February 8, 2026, https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/papers/Sun_OnePose_One-Shot_Object_Pose_Estimation_Without_CAD_Models_CVPR_2022_paper.pdf
6. On a Hybrid CNN-Driven Pipeline for 3D Defect Localisation in the Inspection of EV Battery Modules - PMC, accessed February 8, 2026, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12736766/>
7. Simultaneously Calibration of Multi Hand- Eye Robot System Based on Graph - arXiv, accessed February 8, 2026, <https://arxiv.org/pdf/2305.02518>
8. 7 Engineering Challenges That Make Precision Gantry Systems Hard to Get Right, accessed February 8, 2026, <https://www.pi-usa.us/en/tech-blog/gantry-design-7-engineering-challenges>
9. RoboArmGS: High-Quality Robotic Arm Splatting via Bézier Curve Refinement - arXiv, accessed February 8, 2026, <https://arxiv.org/html/2511.17961v1>
10. Ch. 4 - Geometric Pose Estimation - Robotic Manipulation - MIT, accessed February 8, 2026, <https://manipulation.csail.mit.edu/pose.html>
11. Image-Based Visual Servoing for Three Degree-of-Freedom Robotic Arm with Actuator Faults - MDPI, accessed February 8, 2026, <https://www.mdpi.com/2076-0825/13/6/223>
12. Image-Based Visual Servoing Framework - Emergent Mind, accessed February 8, 2026, <https://www.emergentmind.com/topics/image-based-visual-servoing-ibvs-framework>
13. Image based visual servoing with kinematic singularity avoidance ..., accessed February 8, 2026, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11623063/>
14. Advanced Lighting Solutions for EV Battery Inspection, accessed February 8, 2026, <https://advancedillumination.com/advanced-lighting-solutions-for-ev-battery-inspection/>

15. Lighting Challenges in Robotic Machine Vision Applications - Remtec Automation, accessed February 8, 2026,
<https://www.remtecautomation.com/news/lighting-challenges-in-robotic-machine-vision-applications/>
16. [2312.08488] A PnP Algorithm for Two-Dimensional Pose Estimation - arXiv, accessed February 8, 2026, <https://arxiv.org/abs/2312.08488>
17. Research on pose estimation algorithm of non-cooperative target tracked vehicles based on PnP model - AIP Publishing, accessed February 8, 2026, <https://pubs.aip.org/aip/adv/article/15/3/035240/3340460/Research-on-pose-estimation-algorithm-of-non>
18. 6D Object Pose Estimation Based on 2D Bounding Box, accessed February 8, 2026, <https://arxiv.org/abs/1901.09366>
19. Capturing Shiny Parts with a Structured-Light 3D Camera | Zivid 3D Vision - YouTube, accessed February 8, 2026, <https://www.youtube.com/watch?v=OLiZuv1rBgE>
20. Smart 3D Inspection for EV Battery - LMI Technologies, accessed February 8, 2026, <https://lmi3d.com/smart-3d-inspection-ev-battery/>
21. Detecting the Difference: What Are the Inspection Challenges for ..., accessed February 8, 2026, <https://www.cognex.com/blogs/machine-vision/detecting-the-difference---what-are-the-inspection-challenges-for-each-type-of-ev-battery>
22. Robotic Hand-Eye Calibration Method Using Arbitrary Targets Based on Refined Two-Step Registration - MDPI, accessed February 8, 2026, <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/10/2976>
23. ICP registration - Open3D primary (unknown) documentation, accessed February 8, 2026, https://www.open3d.org/docs/latest/tutorial/pipelines/icp_registration.html
24. Intensity-Assisted ICP for Fast Registration of 2D-LIDAR - MDPI, accessed February 8, 2026, <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/9/2124>
25. Grasping of Solid Industrial Objects Using 3D Registration - MDPI, accessed February 8, 2026, <https://www.mdpi.com/2075-1702/11/3/396>
26. Viewpoint Planning for Range Sensors Using Feature Cluster ... - NIH, accessed February 8, 2026, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10537344/>
27. Explanation of the Hand-Eye Calibration for Gantry Robots, accessed February 8, 2026, <https://docs.mech-mind.net/en/suite-software-manual/latest/vision-calibration/calib-truss-reference.html>
28. (PDF) Viewpoint Generation Algorithm for Gimbal-Mounted Robots for Visual Inspection of Civil Engineering Structures - ResearchGate, accessed February 8, 2026, https://www.researchgate.net/publication/389525033_Viewpoint_Generation_Algorithm_for_Gimbal-Mounted_Robots_for_Visual_Inspection_of_Civil_Engineering_Structures
29. Optimal Camera Pose and Placement Configuration for Maximum Field-of-View Video Stitching - NIH, accessed February 8, 2026,

<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6068806/>

30. Surface reconstruction and path planning for industrial inspection with a climbing robot | Request PDF - ResearchGate, accessed February 8, 2026,
https://www.researchgate.net/publication/261489715_Surface_reconstruction_and_path_planning_for_industrial_inspection_with_a_climbing_robot