

“申昊杯”第四届中国研究生机器人创新设计大赛参赛项目报告书

模板

2022 年 6 月 30 日

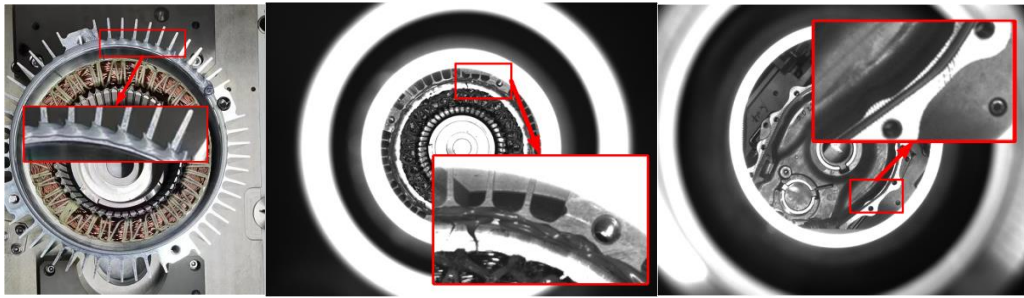
参赛项目类别	<input type="checkbox"/> 仿真组 <input type="checkbox"/> 部件组 <input checked="" type="checkbox"/> 集成组 <input type="checkbox"/> 医疗健康专项组				
参赛项目名称	路径自规划点胶机器人				
参赛队名称	每天进步一点点队				
参赛队单位	南通大学				
参赛队其他单位	无				
参赛队员	1 吴艳	2 楼雄杰	3 张佳凯	4 徐博洋	5 孙婷慧
联系人	姓名：吴艳		邮箱： 1216783608@qq.com		电话：18921618006

## 目 录

一、机器人创新设计的应用目的和实际意义 .....	3
二、机器人详细创新设计方案 .....	5
1、总体方案 .....	5
2、技术路线 .....	7
2.1 方案论证与设计 .....	8
2.1.1 基于深度学习的图像特征提取技术 .....	8
2.1.2 视觉补偿方法 .....	8
2.1.3 基于蚁群算法与神经网络结合的点胶路径拟合方法 .....	9
2.1.4 点胶路径反馈控制系统的设计 .....	11
2.1.5 机械臂的运动学分析与标定 .....	12
2.2 硬件设计 .....	13
2.2.1 视觉硬件的选型 .....	13
2.2.2 机械臂的硬件结构设计 .....	13
2.3 软件设计与流程 .....	14
2.3.1 图像预处理 .....	14
2.3.2 数据预处理 .....	15
2.3.3 数据集的扩充 .....	15
2.3.4 上位机界面设计 .....	16
3、创新点 .....	18
三、机器人预期可实现的功能性能和技术指标 .....	18
四、未来实际开发中可能出现的技术难点和解决方案 .....	21
五、团队成员基本情况简介及相关机器人研究基础 .....	22
六、附件（包含有关创新设计的机器人原理说明文件、视频动画、程序代码或 3D 模型等以及其他关联成果证明材料如成果鉴定材料、专利证书或其他证明材料等，不支持已经获得其他比赛奖励的项目） .....	23

## 一、机器人创新设计的应用目的和实际意义

点胶机设备主要用于在半导体、芯片、通讯产品等表面或内部的某个精确位置点滴、涂覆胶水，随着各种电子产品的微型化以及制造技术的不断提高，人们对电子产品的封装提出了更高的要求。在产品的封装过程中，不仅要求点胶系统所点胶滴的体积精度，还要保证点胶系统点胶时的位置精度和速度。自动点胶机的出现相较于传统的人工手动点胶，极大提高了点胶效率，可以通过教导盒向点胶机发出路径指令而自动完成点胶作业，但无法针对不同规格的产品，完成基片的自动定位与定姿，且点胶过程中存在位置精度不够、点胶的重复精度不够、各工件尺寸偏差以及工件受热的尺寸误差等原因造成的点胶溢出到其他位置，图 1 (a) 中框选出的局部放大图显示点胶溢出且不均匀，(b) 图是人工手动点胶的效果，连续性和均匀性差，效率低下，(c) 图是机器点胶的效果，点胶的连续性和均匀度都有较大提升。



(a) 点胶量不均匀且发生部分溢出；(b) 人工点胶；(c) 机器点胶

图 1 目前的点胶设备存在的点胶质量问题

由于我国点胶机发展起步较晚，目前国内的普通点胶机普遍存在控制精度低，操作较为繁琐，打胶不够稳定，定位麻烦等问题，针对这些问题本作品引入双视觉模块，在现有的自动点胶机器人基础上，对点胶目标的视觉识别及自适应路径提取与规划进行研究，实现点胶系统的自动化点胶过程、点胶位置的精准自动定位，提高点胶系统的工作效率。

由于待点胶的工业产品表面轮廓不全是连续光滑的曲线，会存在如图 2 所示的 M 型轮廓，称为奇点，目前市面上的点胶机在面对这类问题时，常出现点胶量厚重、漏胶等问题。本项目中的点胶路径规划系统设计针对该类问题运用蚁群算法与神经网络对路

径拟合进行自适应拟合，利用滑膜控制对该路径进行微小纠正，直到误差达到所设定的范围内。对于现有路径上的奇点进行优化，能够大大提高点胶的均匀性和连续性。

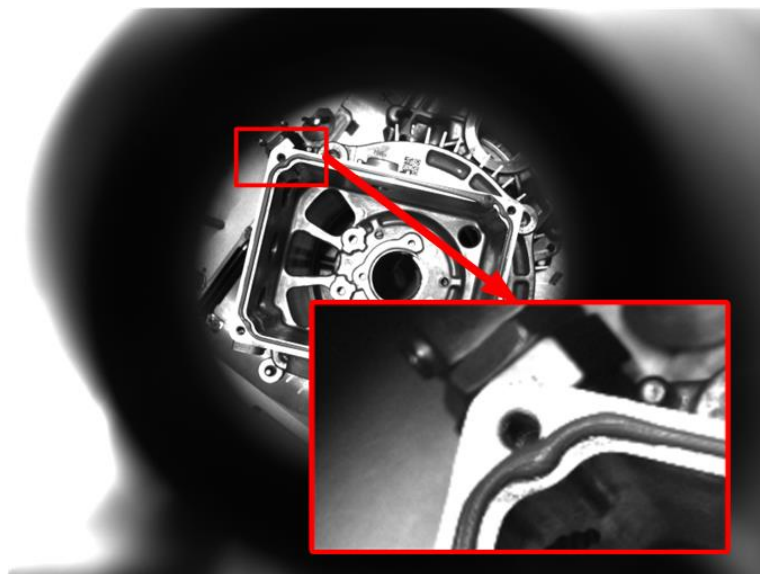


图 2 曲线 M 型点胶轮廓

本次路径自规划点胶机器人的设计融合**机器视觉**与**深度学习**技术，通过深度学习的方法提取点胶路径，适用于不同产品的点胶路径识别，提高了点胶算法在不同产品或者相同产品不同环境(尤其是复杂的工业环境)下的**适用性**和**移植性**。实现了点胶路径最优化的**自规划学习**，与传统自动点胶机相比具有更高的点胶精度与点胶速度，将机器视觉与深度学习技术相结合引入工业生产中，构建高精度**点胶工艺**的自动化流水线，这将大大提升传统制造业的智能化程度。基于机器视觉和自学习的方法是当前研究的热点，如果能把机器视觉、深度学习和点胶技术相结合形成一种高度**智能化**的点胶工艺，将会是点胶路径规划研究探索的重大突破，具有重要的工程意义。

## 二、机器人详细创新设计方案

### 1、总体方案

本项目拟分**四步**走，逐步实现对路径自规划点胶机器人的设计，整体设计架构如图3所示。

第一步利用**深度学习**的方法从周围环境图像中**提取点胶路径**。首先需要拍摄大批量的环境图像作为深度学习的数据集，用改进的卷积神经网络（CNN）来提取图片中的特征，训练并测试该神经网络的精确性。将测试集中的环境图片输入至该网络中，提取出相机坐标系下的图像路径。

第二步实现点胶路径的**初步修正**。基于相机坐标系下的图像路径，借助黑白标定纸，通过**九点标定法**，完成相机坐标系的初步标定。将图像路径转换为点胶机器人坐标系下的初始点胶路径，但是由于标定坐标系和实际坐标系存在误差会导致点胶位置的微量偏移，所以需要对初始路径进行**视觉随动补偿**，通过机器视觉与机械臂配合的方式来实现点胶位置的偏差补偿。最终得到一条点胶机械臂的参考路径。

第三步实现点胶机器人运动控制系统的设计。将视觉补偿后的参考路径输入点胶运动控制系统，生成实际精准点位的点胶路径。考虑到先前规划出的点胶路径不够平滑，存在奇点，因此基于精准点位的点胶路径进行**路径曲线拟合**，对于现有路径上的奇点进行优化，利用蚁群算法与神经网络结合的算法规划出一条更为**平滑**的点胶曲线。图像、路径规划路线与误差值在上位机界面中实时显示。

第四步实现实际生产流水线中的点胶机器人运作。采取高实时性的产品路径纠错及反馈方法，对于生产状态下产品路径偏移量进行**实时监控**，通过设定路径错误阈值，实现路径偏差预警；通过统计偏差预警次数，对于路径偏差量进行**反馈**；通过设定反馈阈值，实现自适应路径规划的**闭环**（也即当超过阈值时，进行基于深度学习的路径再规划）。

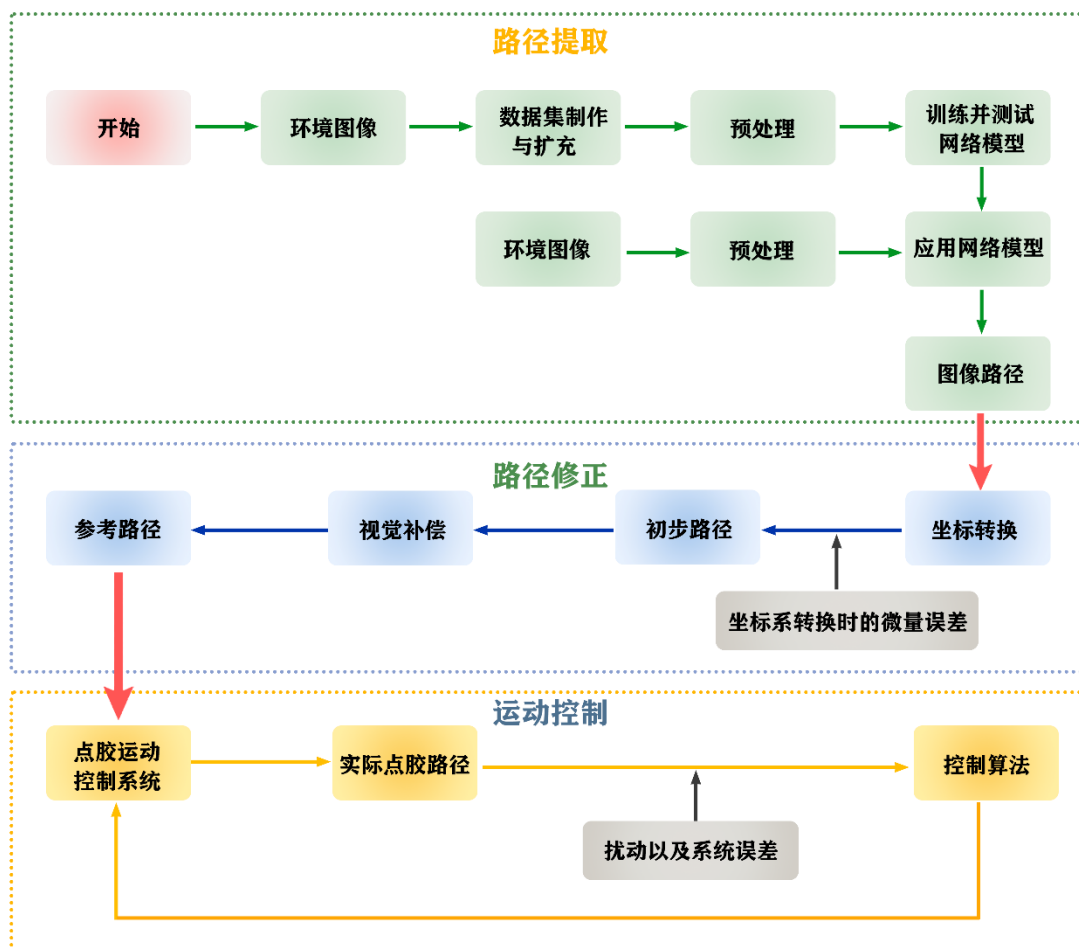


图3 总体方案设计

点胶机系统的研究需要了解点胶机的基本组成，其不可或缺的三大核心分别为控制机构、驱动机构与执行机构，控制机构是整个系统的核心，驱动机构包含伺服驱动与电机，执行机构是系统的机械组成部分。

点胶机器人的硬件组成需要从性能、成本、需求等方面进行考虑。控制装置要能够执行期望的运动轨迹规划；驱动装置需满足安装条件，能够达到目标转速、转矩；机械结构需要稳定可靠，易于生产。本作品中的硬件部分主要包括由工业相机、镜头等组成的机器视觉硬件以及由步进电机和编码器组成的机器臂，这些硬件的质量和技术指标会直接影响到机器视觉成像系统的整体性能，同时合理选择视觉硬件系统不仅可以提高精度和稳定性，还可以节约成本。

本作品的软件部分主要包括：1) **图像预处理技术**，在图像上进行处理，消除图像噪声，突出路径特征信息，主要使用了中值滤波、直方图均衡化、颜色空间变化。2) **数据预处理方法**，在正式处理前，为减少后续的运算量，加速收敛，提高后续步骤的可靠性。

本作品采用的数据预处理方法包括去均值、归一化以及 PCA 与白化。3) 神经网络需要大量的训练数据，而在很多实际情况中，数据集样本量并没有那么多。本作品采用的方式是对现有的数据集进行增强。在本作品中，由于点胶图像中复杂多样的特点，样本可能不够，为了提高网络模型的准确率和提升模型的泛化能力，则在训练中使用在线**数据增强**来使一张图片可以变为多张图片，扩大了样本容量，具体技术为：色彩调整、翻转变化（水平翻转、竖直翻转、随机旋转 90 度）、空间变化（随机放大或随机缩小一定比例以及随机偏移）。4) 基于 Labview 编写的点胶**系统界面**。本作品设计的系统界面分为 3 个区域，分别为监控区、参数设置区、过程信息区。

2、技术路线

本作品的技术路线图如图 4 所示。

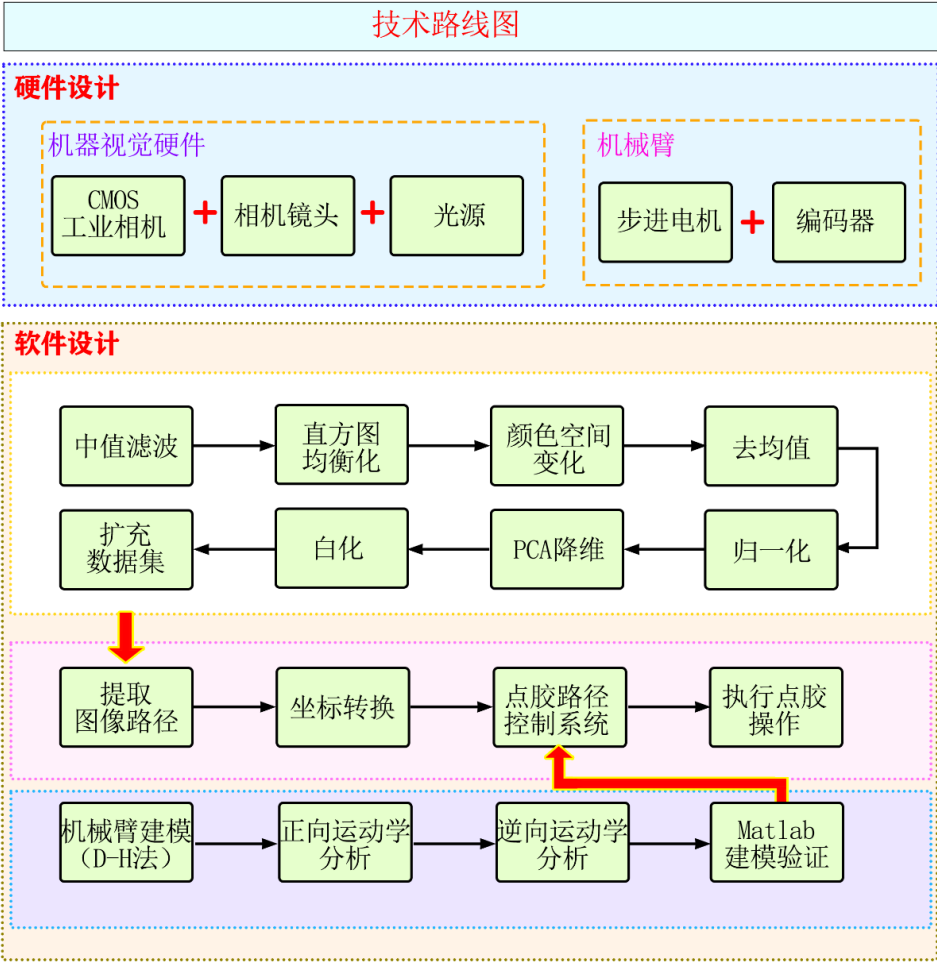


图 4 技术路线图

## 2.1 方案论证与设计

### 2.1.1 基于深度学习的图像特征提取技术

在深度学习中，最基础的是用卷积神经网络(CNN)来提取图片中的特征，一般需要的步骤有：1、卷积层初步提取特征。2、池化层提取主要特征。3、全连接层将各部分特征汇总。4.产生分类器，进行预测识别。其具体构成如图 5 所示。

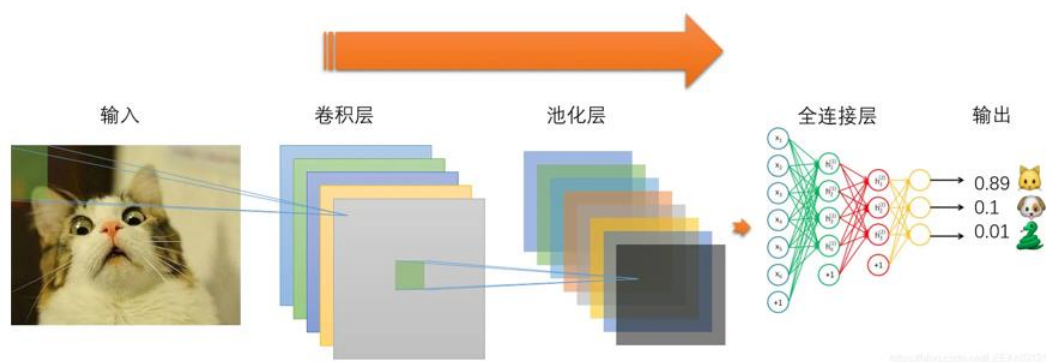


图 5 CNN的基本架构

基于 CNN 神经网络的算法相对于其他图像特征提取算法，通过搭建神经网络模型可以自动逐层地学习各种图像特征，然后直接提取需要的特征对图像信息进行预测。这使得基于神经网络的算法相对于传统算法，提取精度更高、泛化性更好、自动化程度更高。针对神经网络提取点胶路径的功能，本作品对传统的 CNN 网络进行了改进，使其在提取路径方能具有更好的性能。

### 2.1.2 视觉补偿方法

视觉随动相机摆放位置如图 6 所示，放置在点胶机械臂上的相机称为随动相机，固定相机放置在机械臂上方的固定位置上。之后机械臂按照图像中提取的标定路径进行点胶，高精度的随动相机获取实际路径与九点标定法标定路径的偏差，实现对于偏差点位的精确补偿，从而获得补偿后的点胶路径，若补偿后的点胶路径仍未达到精确范围的要求，则采用线性回归算法对未达到要求的路径进行误差计算，随后重复试验，直至点胶路径的误差在要求的精度范围之内。



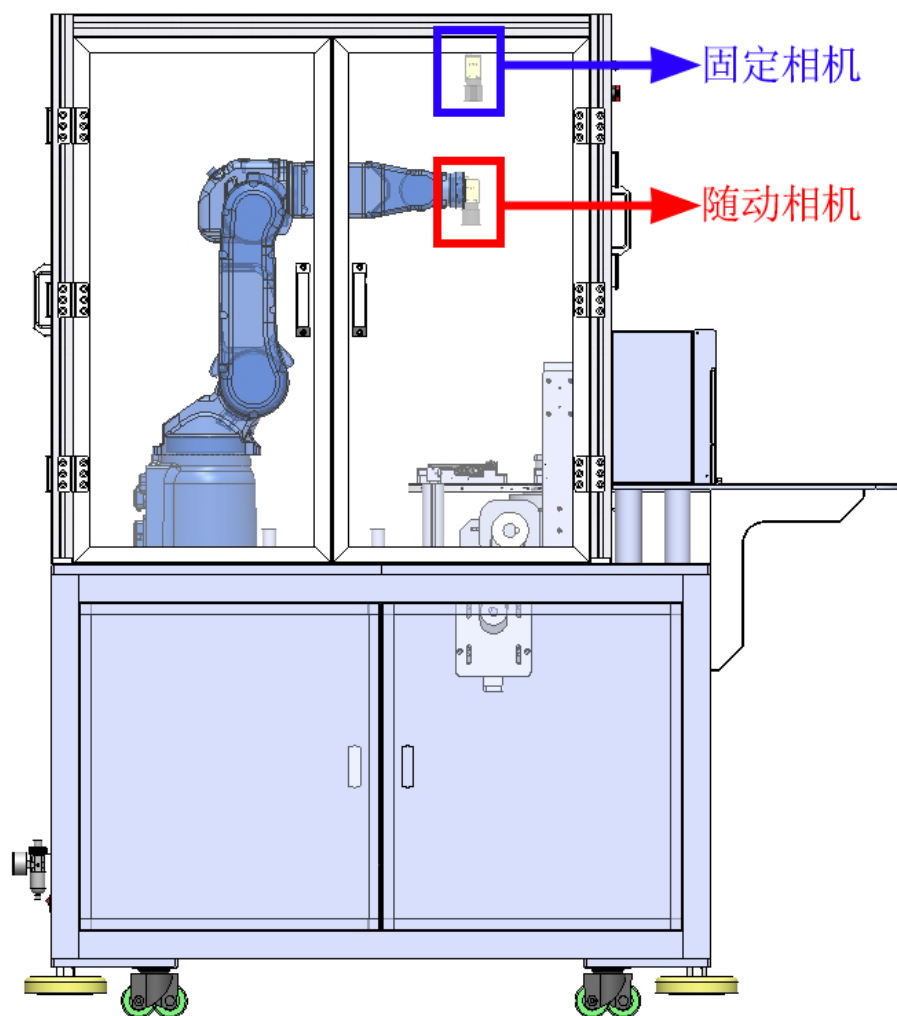


图 6 视觉补偿仿真示意图

### 2.1.3 基于蚁群算法与神经网络结合的点胶路径拟合方法

为了对于现有路径上的奇点进行优化，利用智能优化算法规划出一条更为平滑的点胶路径曲线。我们采用的轨迹优化方法是结合神经网络技术和蚁群算法。为了解决 BP 算法易出现局部最优的问题，该算法先通过蚁群算法在整体范围寻找较优网络权值，再把找到的权值设为初始值，接着通过 BP 算法进一步寻优，实现了在全局范围内快速寻优的目标。通过验证表明与单纯的神经网络相比该算法的效率更高，BP 神经网络高度的非线性映射能力，可以有效解决点胶路径的优化问题。其基本原理如下：

蚁群优化算法模拟蚂蚁觅食的原理，每只蚂蚁在其密室的路径上会释放信息素，并在觅食过程中感知这种物质的强度，从而指导自己的行动方向，它们总是朝着该物质强

度高的方向移动，表现为正反馈。每个个体信息都会不断调整，经过  $\Delta\tau$ ，信息素更新公式如下：

$$\begin{aligned}\tau_{ij}(t + \Delta t) &= \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \\ \Delta\tau_{ij} &= \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \\ \Delta\tau_{ij}^k &= \begin{cases} \frac{Q}{TL(k)}, & (i,j) \\ 0, & else \end{cases}\end{aligned}$$

式中， $\rho$ 、 $\Delta\tau_{ij}$ 分别为信息素的挥发率和经过 $\Delta\tau$ 时间后(i,j)路径上信息素的变化量； $\Delta\tau_{ij}^k$ 是第 k 只蚂蚁在路径(i,j)上的信息素； $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻路径(i,j)上信息素的累积总量；Q 为蚂蚁留下的轨迹总数量；TL(k)为第 k 只蚂蚁所构造出的路径总长度。初始化时， $\tau_{ij}(t) = 0$ ，蚂蚁 k 转移的概率 $p_{ij}^k$ 表示为

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\Gamma_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in allowed_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\Gamma_{ij}(t)]^\beta}, & j \in allowed_k \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

$\Gamma_{ij}$ 对应路径上的能见度，与路径上两顶点之间的距离成倒数关系， $\alpha$ 和 $\beta$ 分别为 $\tau_{ij}(t)$ 和 $\Gamma_{ij}(t)$ 对整个转移概率的权值影响系数， $allowed_k$ 是第 k 只蚂蚁在顶点 i 处的可行相邻顶点。

先用蚁群算法在全局范围内找出最优路径，再用 BP 算法进一步对点胶路径局部优化以提高点胶效率，其融合算法流程如图 7 所示。此种方法参数调整简单，鲁棒性好，实用性较强，但参数选择对经验的依赖性强。

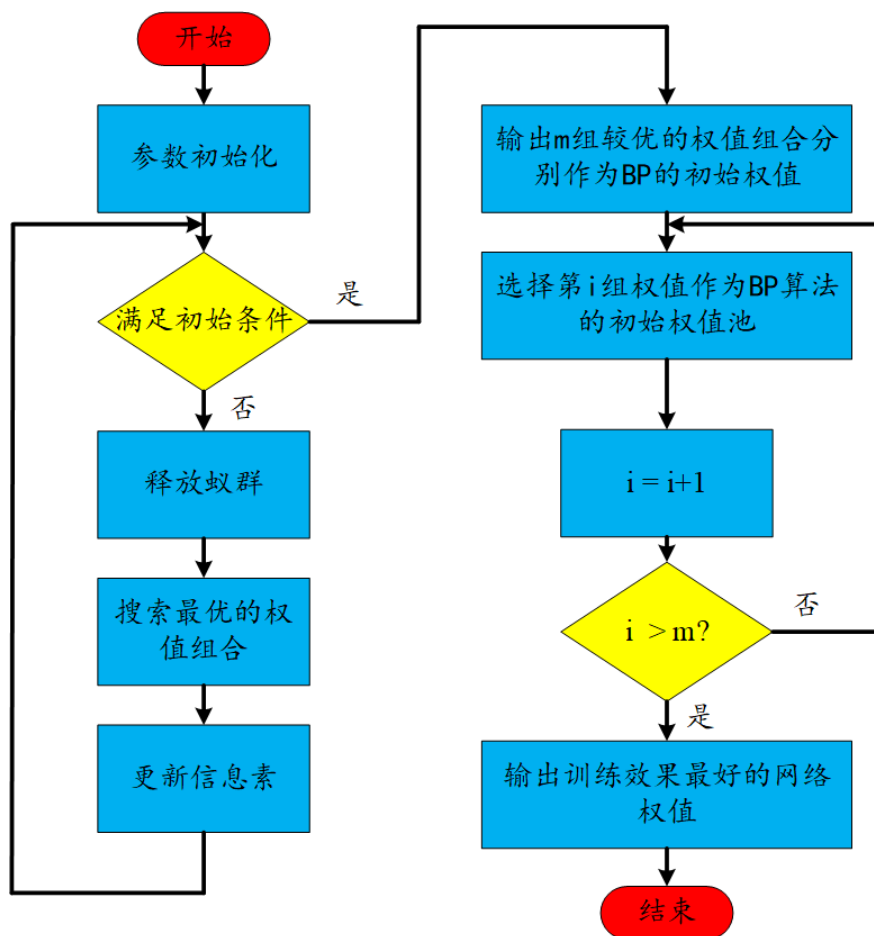


图 7 蚁群-BP 神经网络方法基本流程图

#### 2.1.4 点胶路径反馈控制系统的设计

为了实现实际生产流水线中的点胶机器人持续性高精度运作，采取高实时性的产品路径纠错及反馈方法。对生产状态下产品路径偏移量进行实时监控，通过设定路径错误阈值，实现路径偏差预警；通过统计偏差预警次数，对于路径偏差量进行反馈；通过设定反馈阈值，实现自适应路径规划的闭环（也即当超过阈值时，进行基于深度学习的路径再规划）。同时对于可能存在的安全隐患（如点胶仓的玻璃门没有关闭），也设有急停机制。判断流程如图 8 所示。

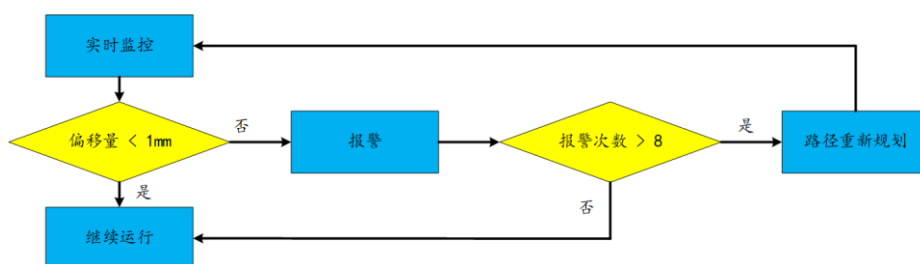


图 8 点胶路径偏差反馈流程图

### 2.1.5 机械臂的运动学分析与标定

机械臂作为执行器件也是很重要的环节，对于机械臂的正运动学与逆运动学分析是机械臂到达指定位置的编程基础，主要是通过求解 DH 模型来完成，在已知机械臂的各个杆件的长度与电机的旋转角度时就可以建立机械臂的运动学方程，利用运动学方程就可以对机械臂进行运动学分析。主要包括：正运动学分析和逆运动学分析。

1) 在作机械臂运动学分析前，先要构建出机械臂的各个运动学参数，将整个机械臂看成是有刚性杆件构成的串联结构，从其底座开始构建各个旋转关节处的直角坐标系。针对本作品使用的机械臂建立的坐标系如图 9(a)所示。通过齐次坐标变换来完成两个坐标之间的变换。

2) 正向运动学分析是在已知机械臂的各个关节的旋转角度和位移的情况下，求解机械臂末端相对于参考坐标系的位置和姿态。

3) 在进行逆向运动学求解之前先要判断目标点所在的位置是否超过求解范围，如果超过求解范围，则不再进行求解。进行逆向运动学求解主要是已知目标位置反解出各个关节需要转动的角度。

4) Matlab 仿真：在构建完整个机械臂坐标系系统后，在 Matlab 环境下利用工具箱建立虚拟的仿真模型对机械臂模型的正确性进行了验证。仿真结果如图 9(b)所示。

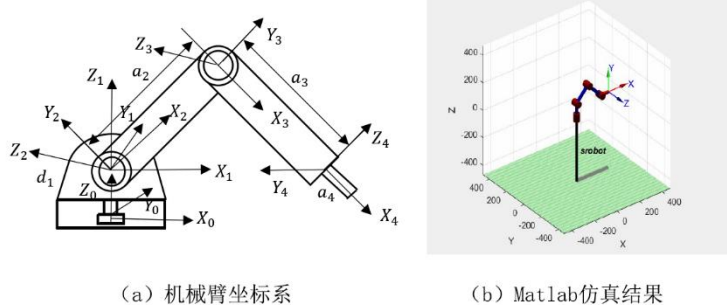


图 9 机械臂坐标系及姿态仿真结果

## 2.2 硬件设计

### 2.2.1 视觉硬件的选型

- 1) **CMOS 工业相机**: 作为图像采集的关键环节, 本次设计应用的相机型号为大恒图像水星千兆网口 500 万像素彩色工业相机, 其主要的参数: 2000\*1944 分辨率; 14FPS 的帧率; 像素尺寸为  $2.2\mu\text{m} \times 2.2\mu\text{m}$ ; 相机如图 10(a)所示。
- 2) **相机镜头**: 镜头负责对外部光线进行调制和变换, 使得被测目标能够准确成像到传感器芯片上。本次设计选用的工业镜头为 FA2514, 其具体的参数为: 焦距 25mm; 光圈范围 F1.4 到 16; 最大口径比为 1:1.4; 最小物距 0.1m。相机镜头如图 10(b)所示。
- 3) **光源**: 选择合适的光源能够帮助机器视觉系统区分目标与背景。本次设计选用的为 LED 环形光源, 环形光源具有易于安装, 使用寿命长, 响应快等优点。光源如图 10(c)所示。



(a) 工业相机

(b) 工业镜头

(c) 环形光源

图 10 视觉硬件

### 2.2.2 机械臂的硬件结构设计

机械臂系统为小型机械臂。硬件系统主要为四轴的机械臂本体, 步进电机, 位置编码器和 PC 控制端。机械臂和 PC 控制端如图 11(a)和图 11(b)所示。

- 1) 本作品所使用的步进电机型号为 42HB, 是一种两相双极性四线步进电机, 电机带有谐波减速器, 外形尺寸为 42\*42\*40, 电机步距角为  $1.8^\circ$ ; 额定电压为 3.4 V, 额定转速为 600 r/min, 齿轮减速比为 1:1.5。步进电机和减速器分别如图 12(a)和图 12(b)所示。

2) 本作品使用的为增量式编码器，通过与 PC 控制端交互来计数获得编码器位置。编码器如图 12(c)所示。



图 11 机械臂本体和 PC 控制端

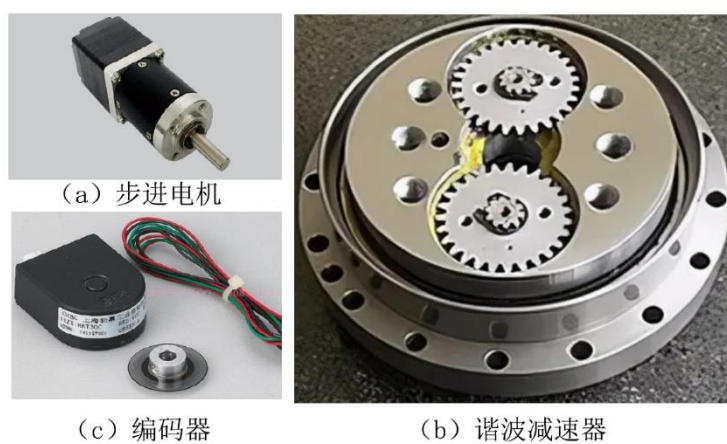


图 12 步进电机与编码器

## 2.3 软件设计与流程

### 2.3.1 图像预处理

图像预处理主要在图像上进行处理，消除图像噪声，突出路径特征信息本作品使用的图像预处理方法包括中值滤波、直方图均衡化、颜色空间变化。

(1) 中值滤波会选取数字图像或数字序列中像素点及其周围临近像素点的像素值，将这些像素值排序，然后将位于中间位置的像素值作为当前像素点的像素值，让周围的像素值接近真实值，从而消除孤立的噪声点。

(2) 直方图均衡化：直方图均衡化是一种增强图像对比度的方法，其主要思想是将一副图像的直方图分布通过累积分布函数变成近似均匀分布，从而增强图像的对比度。

(3) 颜色空间变化：本作品选择在 HSV 空间对图片进行操作。其中 H 为色相，它表示颜色的类别，取值范围为  $0\sim 360^\circ$ 、S 为饱和度，用来表示颜色的鲜艳程度、V 为亮度，用来表示颜色的明暗程度。

### 2.3.2 数据预处理

数据预处理方法是在网络的输入层进行实现，主要是为了在正式处理前，减少后续的运算量，加速收敛，提高后续步骤的可靠性。本作品采用的数据预处理方法包括去均值、归一化以及 PCA (Principal Component Analysis) 与白化。

(1) 去均值：去均值使输入数据的各个维度都中心化为零，图片经过去均值处理就可以有效防止网络过拟合情况的出现，并能减小计算量，加快网络训练。

(2) 归一化：。在本作品中，使用最值归一化处理方式，对训练集原图的归一化处理，将图片的像素范围 0 到 255 转化到 0 到 1。

(3) PCA 降维：PCA 是一种常见的数据分析方式，常用于高维数据的降维，可用于提取数据的主要特征分量。

(4) 白化：白化的目的主要是为了去除数据之间的相关度，由于图像中具有很强的相关性，所以在网络训练时很多输入是冗余的，这时候白化操作可以很好得去掉数据之间得相关性。使用白化后可以减少特征之间的相关性，使特征具有相同的方差，加快网络的训练速度。

### 2.3.3 数据集的扩充

一般而言，神经网络需要大量的训练数据，而在很多实际情况中，数据集样本量并没有那么多。本作品采用的方式是对现有的数据集进行增强。在本作品中，由于点胶图像中复杂多样的特点，样本可能不够，为了提高网络模型的准确率和提升模型的泛化能

力，则在训练中使用在线数据增强来使一张图片可以变为多张图片，扩大了样本容量，具体技术为：色彩调整、翻转变换（水平翻转、竖直翻转、随机旋转  $90^{\circ}$  ）、空间变化（随机放大或随机缩小一定比例以及随机偏移）。

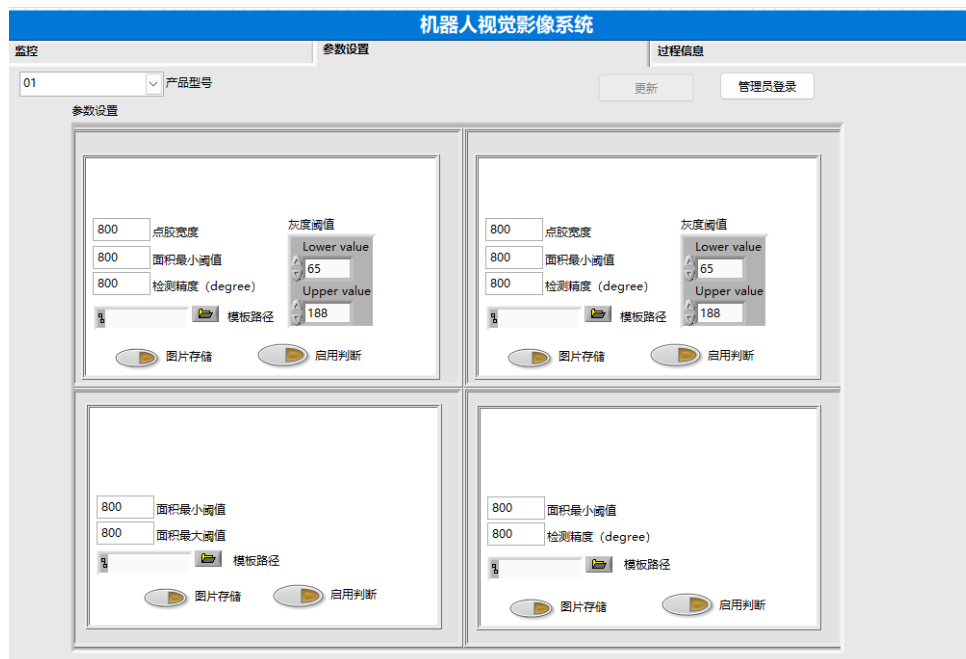
#### 2.3.4 上位机界面设计

使用 Labview 对系统界面进行设计。本项目所设计的视觉识别系统界面如图 13 (a-c) 所示，主要分为 3 个区域，分别为监控区、参数设定区、过程信息区。监控区包括相机画面和产品型号选项以及 OK 和 NG 产品的数量。参数设定区进行相应的参数进行设定。控制着相机的打开、关闭以及视觉识别系统的开始与暂停。过程信息区显示实时点胶信息，方便操作人员调试。整个系统界面简洁明了，便于操作人员操作和监测。



(a) 监控区





(b) 参数设定区



(c) 过程信息区

图 13 视觉识别系统的主体功能界面

### 3、创新点

- 1) 高适应性及移植性的路径自规划方法。通过深度学习的方法提取点胶路径，适用于不同产品的点胶路径识别，提高了点胶算法在不同产品或者相同产品不同环境（尤其是复杂的工业环境）下的适用性和移植性。
- 2) 高精准度的路径规划补偿方法。基于高精度的随动相机获取实际路径与九点标定路径的偏差，实现对于偏差点位的精确补偿，从而获得补偿后的精准点胶路径。
- 3) 无奇点的路径拟合方法。基于精准点位的点胶路径进行路径曲线拟合，对于现有路径上的奇点进行优化，大大提高点胶的连续性，保证在点胶路径上点胶量的均匀性。
- 4) 高实时性的产品路径纠错及反馈方法。对于生产状态下产品路径偏移量进行实时监控，通过设定路径错误阈值，实现路径偏差预警；通过统计偏差预警次数，对于路径偏差量进行反馈；通过设定反馈阈值，实现自适应路径规划的闭环（也即当超过阈值时，进行基于深度学习的路径再规划）。
- 5) 结构创新：机械臂上安置的随动相机，与竖直方向偏移  $30^{\circ}$ ，可以实时监控点胶枪头与产品的间距，一方面可以防止点胶枪头与产品发生碰撞，另一方面，引入了对竖直轴方向的路径规划，对于待点胶面高度不同的产品具有很好的适用性，大大拓宽了点胶机器人的使用范围。

### 三、机器人预期可实现的功能性能和技术指标

点胶机点胶工艺除了必须满足胶滴的形貌、体积（点胶量）精度以及液滴的均一性这些重要的性能指标外，还需要设计具体的工艺动作。控制系统不仅需要速度高、稳定性强，还能够同时控制多个出胶口。上位机操作界面要求集成度高，操作简便，能够通过一个上位机系统控制运动指令、图形操作。机器视觉定位需要保证一定的精度，同时需要将视觉功能集成于上位机系统以使用户操作。为了机器视觉、控制模块、执行机构能够合理配合，实现更高效、高质量点胶，需要设计一个稳定、科学、合理的控制系统。该系统应用层面的**功能性能**实现如下：

1) 点胶路径提取。利用深度学习的方法提取点胶路径, 适用于不同产品的点胶路径识别, 支持点胶算法在不同产品或者相同产品不同环境(尤其是复杂的工业环境)下的移植和应用。

2) 视觉随动算法补偿+平滑点胶路径拟合。A. 设置高精准度的路径规划补偿方法。基于高精度的随动相机获取实际路径与九点标定路径的偏差, 实现对于偏差点位的精确补偿, 从而获得补偿后的精准点胶路径。B. 基于精准点位的点胶路径利用智能优化算法进行路径曲线拟合, 对于现有路径上的奇点进行优化, 保证点胶的连续性及点胶量的均匀性。

3) 生产中检测+反馈。对于生产状态下产品路径偏移量进行实时监控, 通过设定路径错误阈值, 实现路径偏差预警; 通过统计偏差预警次数, 对于路径偏差量进行反馈; 通过设定反馈阈值, 实现自适应路径规划的闭环(也即当超过阈值时, 进行基于深度学习的路径再规划)。

本项目设计的路径自规划点胶机器人的优势在于可以自动提取点胶路径, 智能识别产品位置与角度, 无需治具, 工件可任意摆放。在生产中可以根据路径偏移量进行实时反馈, 偏差次数超过设定的预警次数, 即可重新进行点胶路径的提取, 来实现自适应路径的闭环控制。点胶自规划路径的程序算法规划路径性能较好, 适应于点胶系统。

根据具体技术需求, 点胶机系统**技术指标**如下所述:

(1) X、Y、Z 轴往复**运动精度达到 0.08mm**。

(2) 点胶系统设计中使用的深度学习的方法提取点胶路径的准确率达 **90%**以上;

(3) 即便进行九点标定完成相机坐标系的初步标定之后, 由于标定坐标系和实际坐标系仍存在误差会导致点胶位置的微量偏移, 所以需要对初始路径进行视觉随动补偿, 通过机器视觉与机械臂配合的方式来实现点胶位置的偏差补偿。视觉补偿之后的**精度可达 0.05mm**。

(4) 点胶均匀度指标: 主要通过点胶路径的宽度来体现。以一个圆形轴承点胶均匀度的检验为例, 以轴承圆心为圆点, 5°为检测步长, 自动检测点胶宽度, 整条路径宽带的差值不超过 **0.5mm**, 否则进行路径偏差的视觉随动补偿。对于由于奇点造成的点胶不均匀, 则主要通过对点胶路径进行基于智能优化算法的路径曲线拟合, 对于现有路径上的奇点进行优化, 规划出一条更为平滑的点胶路径曲线。

(5) 路径再规划的技术指标: 本项目设计了高实时性的产品路径纠错及反馈方法。对于生产状态下产品路径偏移量进行实时监控, 通过设定路径错误阈值, 实现路径偏差预

警；通过统计偏差预警次数，对路径偏差量进行反馈；通过设定反馈阈值，实现自适应路径规划的闭环（也即当超过阈值时，进行基于深度学习的路径再规划）。**偏差阈值设为 1mm，预警次数设为 8。**

本项目系统的开发主要涉及跨平台应用软件开发技术，运动轨迹控制技术，高精度视觉算法技术，几何转换算法优化技术，运动中扫描和点胶算法，其中系统中的密集算法和高精度视觉辨认在实际开发中具有较大的挑战。

目前本作品的完成进度如下：

利用深度学习分别对方形和圆形点胶路径的初步提取效果如下图 14 和 15 所示。本作品的实物演示视频、动画仿真视频、机器人设计图、程序代码等材料见附件。

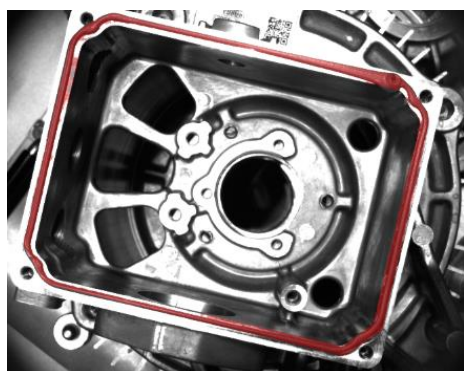


图 14 方形点胶路径的提取



图 15 圆形点胶路径的提取

相较于其他视觉方法提取到的点胶路径存在出错点（图 16），利用深度学习的方法提取到的点胶路径存在出错点的几率大大减小（图 17）。

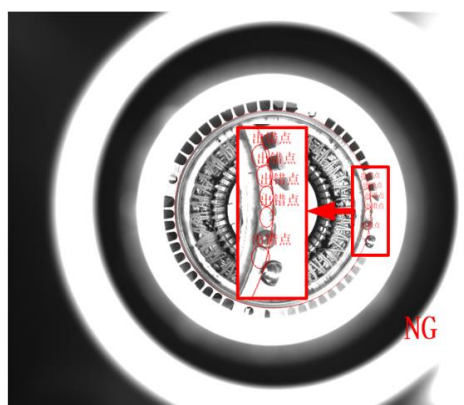


图 16 存在出错点



图 17 无出错点

## 四、未来实际开发中可能出现的技术难点和解决方案

难点一：尽管实时的误差反馈可以即时修正点胶路径，但是这会导致点胶轨迹的曲折，影响点胶效率，还会引起点胶量的不均匀分布，影响点胶质量。

解决方案：本设计拟在 PID 回路上再加一个前馈控制，用前馈抵消掉可测误差的大部分影响，再由 PID 来“磨”掉剩余的误差，避免前馈模型误差造成的过度补偿。

与反馈控制相比，前馈控制可以在可测扰动产生作用时，用方向相反、幅度相同的控制作用完全抵消，在理论上做到完全补偿。但反馈控制必须要等到可测扰动产生偏差之后，才能开始反应、有所动作。反馈本质是被动的，所以必定滞后一拍或者若干拍；而前馈本质是主动的，可以在偏差还在初始阶段时补偿其影响。总之反馈对于即将产生的误差不做假设，等到误差发生了再进行调控，对各种不确定因素相对不敏感；前馈的成功需要对扰动偏差的性质和幅度有精确理解和测量，否则可能弄巧成拙。本作品在系统设计的前期采集了大量点胶机械臂工作时产生的可测误差数据，可利用这些数据预设出前馈控制的增益。本设计给前馈赋予“预加载”作用，作为系统的基础控制，利用智能优化算法结合前馈增益将点胶路径预设为最佳路径，然后再用反馈慢慢调节。

难点二：如何利用深度学习技术从复杂环境中提取出稳定的点胶路径，且算法具有良好的适应性，鲁棒性。

解决方案：对点胶机器人点胶路径中出现的环境地图构建全局三维坐标系，获取在全局地图三维坐标系下的预设路径坐标；多次测量获取训练样本集；构建点胶机器人的全局静态路径规划模型；将点胶任务中的起点和终点坐标输入至基于模糊神经网络的全局静态路径规划模型，获得对应的点胶机器人最优规划路径。利用深度学习极强的非线性拟合特性，快速找到全局最优路径，避免了常见的路径规划中陷入局部最优的问题。

难点三：有些待点胶产品的表面并不是水平的，而是有一定的高低起伏，对于这种情况，目前只能进行人工干预。

解决方案：考虑到目前点胶机器人市场上的这一空白，本作品设计点胶机器人的构造时，将机械臂上的视觉随动相机倾斜一定角度，增加一个轴上的坐标监控，使得二维坐标系间的转换变为三维，大大增加点胶机器人的适用范围。

## 五、团队成员基本情况简介及相关机器人研究基础

指导老师 1：卞雄恒；博士，讲师，主攻方向：机械控制、流体力学；横向项目：上海君驰电机线工作线 MES 系统开发，项目号：133721630111；山东双林生产线 MES 及视觉系统开发，项目号：133721630138；在本项目中主要负责提供思路指导、资金支持，视觉补偿算法的设计等。

指导老师 2：沈晓燕；博士，教授，博士研究生导师，主攻方向：集成电路与系统、信号获取与处理；在本项目中主要负责项目质量把关以及思路指导。

队长：吴艳；硕士研究生二年级；主攻方向：信号追踪与图像处理；在本项目中主要负责图像预处理部分的研究。

队员 1：楼雄杰；硕士研究生二年级；主攻方向：信号提取与控制；在本项目中主要负责点胶运动控制系统的设计。

队员 2：张佳凯；硕士研究生一年级；主攻方向：脑电信号提取与仿真；在本项目中主要负责点胶机器人的仿真动画设计，在本项目中主要负责文稿资料的搜集及部分内容的撰写。

队员 3：徐博洋；硕士研究生一年级；主攻方向：蓝牙通信；在本项目中主要负责文稿资料的搜集及部分内容的撰写。

队员 4：孙婷慧；拟录取研究生；在本项目中主要负责文稿资料的搜集及部分内容的撰写。

前期已经实现了固定路径的全自动点胶系统设计，其中视觉定位算法作为点胶路径生成的基础，其精确度直接决定了点胶的质量，我们把视觉技术引入到点胶机的点胶位置测量过程中，设计了一种利用机器视觉代替人工输入对点胶位置进行自动测量的定位系统，根据待点胶芯片的图样特征，运用图像预处理和形态学操作来实现胶点位置的识别算法，并对定位系统进行了标定和误差分析，点胶位置的定位精度可达 0.016mm。成品固定路径的点胶机器人的工作场景可见附件中的视频。

六、附件（包含有关创新设计的机器人原理说明文件、视频动画、程序代码或 3D 模型等以及其他关联成果证明材料如成果鉴定材料、专利证书或其他证明材料等，不支持已经获得其他比赛奖励的项目）

说明：附件不超过 200M，如附件内容过大，请上传网盘并提供链接。