

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.008

# 视觉导引 AGV 鲁棒特征识别与精确路径跟踪研究

武星 沈伟良 楼佩煌 王龙军

(南京航空航天大学机电学院, 南京 210016)

**摘要:** 针对 AGV 多分支路径与工位点标识的可靠识别以及导引路径的精确跟踪问题, 提出了一种基于双视野窗口的鲁棒特征识别与精确路径跟踪方法。采用整幅视野范围作为模式识别窗口, 在该窗口采用基于核主成分分析 (KPCA) 和 BP 神经网络的识别方法, 将路径特征通过核函数映射到高维空间进行 PCA 降维, 再利用 BP 神经网络识别降维后的样本矩阵。同时提出一种导引扫描窗口设置方法, 该窗口范围取决于摄像机竖视角以及摄像机安装倾斜角, 在导引扫描窗口内将导引路径简化为直线模型并用最小二乘法拟合, 针对拟合直线计算导引所需的路径偏差。实验结果表明, KPCA - BP 方法显著提高了路径特征识别的实时性和鲁棒性, 6 类路径特征的平均特征识别正确率为 99.5%; 导引扫描窗口有效减小了导引路径直线拟合的计算误差, 直线路径跟踪误差小于 3 mm, 曲线路径跟踪误差小于 30 mm。

**关键词:** 自动导引车; 视觉导引; 特征识别; 路径跟踪; 核主成分分析; BP 神经网络

**中图分类号:** TP242      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2016)07-0048-09

## Robust Feature Recognition and Precise Path Tracking for Vision-guided AGV

Wu Xing Shen Weiliang Lou Peihuang Wang Longjun

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** An approach of robust feature recognition and precise path tracking based on two visual field windows was proposed for an AGV to identify multi-branch paths and station point reliably, and to follow guide paths accurately. The whole visual field was used as a pattern recognition window, in which a recognition method based on kernel principal component analysis (KPCA) and BP neural network was developed. Path features were mapped to a high-dimensional space by using the kernel function and then their dimensionalities were reduced by using PCA. After dimensionality reduction, the sample matrices were recognized by utilizing a BP neural network. Besides, a scaling window method based on a vertical view angle and a tilt installation angle of a camera was suggested for a guidance scanning window. In this window, guide paths were simplified according to a linear model and fitted by using the least square method. Path deviations with respect to the fitted straight line were estimated for AGV guidance. Experimental results show that the KPCA - BP approach improves the real-time performance and robustness of path feature recognition significantly, the average correct rate of which is 99.5% for six types of landmark feature, and that the guidance scanning window decreases the computing error resulted from linear fitting of guide paths effectively, the tracking error of which is no more than 3 mm for linear path and 30 mm for curvilinear path.

**Key words:** automated guided vehicle; vision guidance; feature recognition; path tracking; kernel principal component analysis; back propagation neural network

收稿日期: 2016-01-23 修回日期: 2016-03-13

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(61105114)、江苏省科技支撑计划项目(BE2014137)、中国博士后科学基金项目(2015M580421)、江苏省博士后科研计划项目(1501103C)、中央高校基本科研业务费专项资金项目(NS2016050)和南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金项目(KFJJ20150519)

**作者简介:** 武星(1982—), 男, 副教授, 主要从事移动机器人导航、控制、驱动和计算机视觉研究, E-mail: Wustar5353@nuaa.edu.cn

## 引言

自动导引车 (Automated guided vehicle, AGV) 是一种用于物料搬运的轮式移动机器人<sup>[1]</sup>, 广泛应用于工厂自动化生产线、仓储物流、机场和港口中的物料传送<sup>[2]</sup>。视觉导引 AGV 利用车载摄像机获取地面路径信息, 导引精度高, 设备成本低, 获取信息丰富, 路径布置柔性高, 这些优势使其在近年来获得了越来越广泛的应用。

在 AGV 的多分支路径识别方面, 王荣本等<sup>[3]</sup>对各分支路径采用阿拉伯数字编号, 采用模板匹配法识别分支路径上的数字, 中央控制单元根据采集到的路径信息来确定行走路线, 该方法成本低, 现场布置方便, 路径编号更换柔性较高, 但由于采用模板匹配法, 对存储空间要求较高。喻俊等<sup>[4]</sup>采用支持向量机方法, 实现了对“L 型”、“T 型”及“十字型”分支路径的识别, 但由于 AGV 通过此类十字路口时需要减至极低速甚至停车才能实现转向, 这对整个系统的运行效率有较大影响。在导引路径的精确跟踪方面, 喻俊等<sup>[5]</sup>将路径划分为直线路径、圆弧路径以及非圆弧路径 3 类, 采用最小均方差法及基于曲率角估计的拟合法对路径参数进行回归估计, 其测量精度高, 但程序计算开销比较大。李进等<sup>[6]</sup>将路径图像划分成 2 个处理区域, 提取每个区域上下窗口的路径中点并连成线段, 将 2 条线段的中点相连, 计算其与图像视野中心的角度偏差和距离偏差作为导引参数, 该方法计算量小, 但靠近图像上部的处理区域易受到外界干扰, 会影响移动机器人的在线导引精度。针对光照变化对路径特征提取的影响, 李进等<sup>[7]</sup>采用了动态阈值分割方法, 但局限在假定导引路径宽度不变。

针对多分支路径以及工位点特征的鲁棒识别以及导引路径的精确跟踪问题, 本文提出一种基于双视野窗口的鲁棒特征识别与精确路径跟踪方法。首先在模式识别窗口采用基于核主成分分析 (KPCA) 和 BP 神经网络的识别方法, 将路径特征通过核函数映射到高维空间, 在高维空间中进行主成分分析 (PCA) 实现特征降维, 再利用 BP 神经网络算法识别降维后的路径特征。然后在导引扫描窗口内将路径简化为直线模型, 采用最小二乘法将扫描到的路径中点集拟合合成直线, 利用直线模型计算导引路径的路径偏差。最后通过 Matlab 仿真以及 AGV 样机实验, 验证本文所提方法的有效性。

## 1 AGV 视觉导引处理流程

视觉导引 AGV 首先通过 CCD 摄像机采集地面

路径图像, 通过视频解码芯片将模拟图像转换为数字图像, 然后对图像进行预处理, 图像预处理主要包括图像滤波、光照补偿、畸变校正、图像二值化以及形态学处理等。经过预处理后的整幅二值图像作为输入特征, 利用核主成分分析法将图像特征映射到高维空间, 即再生核希尔伯特空间<sup>[8]</sup>, 使用核方法处理高度复杂的非线性分布数据, 在高维空间中进行 PCA 降维。对于降维后的图像特征首先利用 BP 神经网络进行离线训练, 如图 1 中虚线箭头所示, 得到具备良好性能的分类器。AGV 在线运行时, 视觉导引系统实时采集的图像特征经 KPCA 降维后, 利用训练好的神经网络分类器进行准确识别, 如图 1 中实线箭头所示。

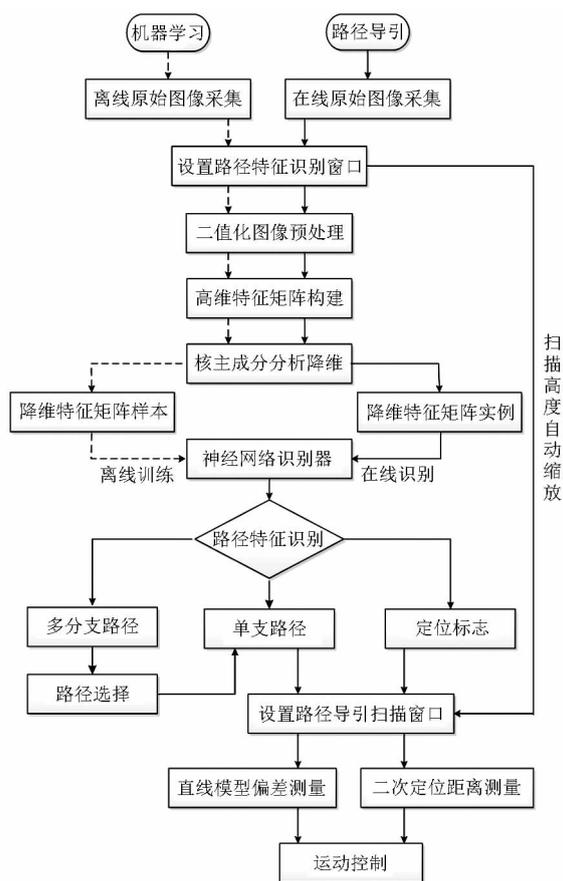


图 1 系统流程图

Fig. 1 System flowchart

AGV 在准确识别出多分支路径后, 根据任务需求选择一条分支路径进行精确跟踪导引, 扫描时上下导引窗口只扫描需跟踪路径的信息, 计算 AGV 与导引路径间的角度偏差和距离偏差, 将此导引数据发送给控制器, 控制器利用路径跟踪方法调整 AGV 的姿态, 使 AGV 沿导引路径运行。当 AGV 识别到工位点标识时, 通过二次视觉定位法在作业工位准确停车, 进行后续装卸物料、工件装配及自动充电等任务。整个导引控制系统的工作流程如图 1 所示。

## 2 路径特征识别技术

### 2.1 多分支路径及工位点模型

在工业现场应用中,圆弧转弯路径比直角转弯路径具有更高的路径布置柔性及路径切换效率。针对多分支圆弧转弯路径展开研究,包括左-前转弯、右-前转弯、左-右转弯、左-中-右转弯4类多分支路径,如图2所示。

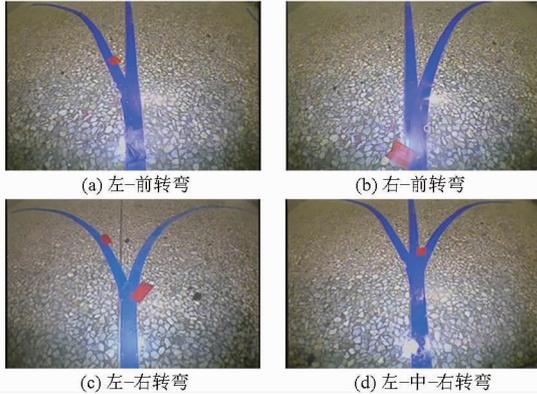


图2 4类多分支路径

Fig. 2 Four types of multi-branch paths

针对AGV停车定位的工位点设计了一种十字标识,其垂直部分的宽度为普通导引路径的2倍,水平部分设置为不同长度及宽度的组合,表示不同类型的工位点,如图3所示。将4类多分支路径和2类十字工位点组合为待识别的6类路径特征,如表1所示。

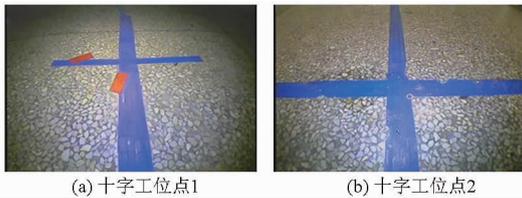


图3 2类十字工位点

Fig. 3 Two types of cross station points

表1 多分支路径及十字工位点模式标签定义  
Tab. 1 Mode tag definitions of multi-branch paths and cross station points

标签号	模式类别	样本数
1	左-前	100
2	右-前	100
3	左-右	100
4	左-中-右	100
5	十字工位点1	100
6	十字工位点2	100

视觉导引AGV在运行过程中采集的路径图像会受到多种因素的干扰,特别是摄像机前置倾斜安装方式。摄像机直接暴露在外界环境中,虽然有辅助照明光源,但仍极易受到外界环境光照的干扰。

此外,地面导引路径还会因油污、铁屑等其他杂物受到污损,或者长时间受到AGV车轮的碾压而破损。

因此,在采集6类路径特征图像时,按照实际作业环境对导引路径进行了人为的污损处理(图2、3):采用红色纸片对导引路径和工位点标识进行遮挡处理,以模拟工业生产现场的路标破损现象;在导引路径和工位点标识上随机添加若干块油污,以模拟工业生产现场的路标污损现象;在导引路径和工位点标识上布置不同数量、不同分布的铁屑、灰尘等杂物,以模拟工业生产现场的杂物污染现象。并且,为了测试外界环境光照变化对路径特征识别结果的影响,针对每类路径特征在不同外界光照条件下采集若干幅图像。如图3a所示的十字工位点与其他路径特征不同,其外界光照强度明显较小。

### 2.2 图像预处理

使用CCD模拟相机采集路径特征。首先将其获取的标准PAL制式模拟信号利用TVP5150视频解码芯片解码,转换成YCbCr颜色空间下的彩色数字图像。由于地面路径为蓝色,其在YCbCr图像的蓝色子空间中与背景有很大的对比度,容易获得比较好的分割效果,因此以彩色图像的蓝色分量作为路径特征的原始数据。PAL制式图像分辨率为480像素×720像素,转换成采样比为4:2:2的YCbCr制式后,蓝色子空间的图像分辨率变为480像素×360像素。

进行阈值分割时,由于环形光源产生的高光现象的影响<sup>[9]</sup>,图像中部亮度较高,图像边缘则较暗,如果对整幅图像进行全局阈值分割,容易导致暗部细节丢失(高阈值)或者过分割(低阈值)。因此首先对图像高光区域进行补色,对低照度区域进行补光,再采用分段阈值进行图像分割来提取路径特征。通过标定得到图像光照中心,以光照中心为基准按照距离划分为3个区域,每个区域分别采用最优阈值法确定阈值。设图像光照中心坐标为 $O(i_0, j_0)$ ,每个像素点的分割阈值记为 $T(i, j)$ ,则有

$$T(i, j) = \begin{cases} T_1 & (d < d_1) \\ T_2 & (d_1 \leq d < d_2) \\ T_3 & (d \geq d_2) \end{cases} \quad (1)$$

其中  $d = \sqrt{(i - i_0)^2 + (j - j_0)^2}$

式中  $i, j$ ——像素点的行、列坐标

$d_1, d_2$ ——像素点到光照中心的距离阈值

完成阈值分割后,对得到的二值图像进行2次形态学处理,首先做一次 $10 \times 10$ 模板的闭运算,使图像轮廓变得光滑,填充细小的孔洞,然后再做一次 $10 \times 10$ 模板的开运算,同样使轮廓变得光滑,同时

断开狭窄的连接,消除毛刺。预处理之后的图像如图4所示。

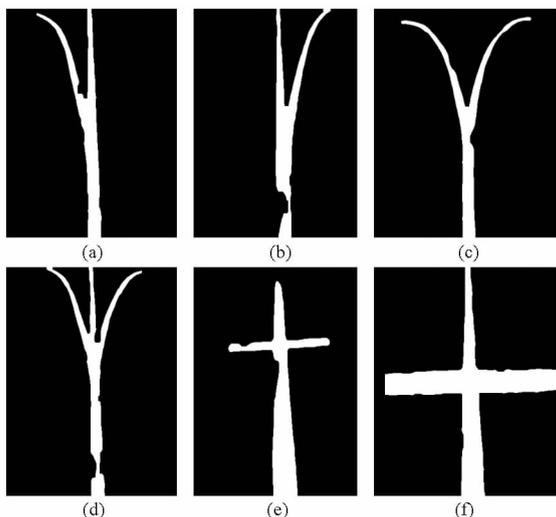


图4 预处理后的6类路径特征

Fig. 4 Six types of path feature images after preprocessing

### 2.3 路径特征提取

路径形状特征的提取主要有基于区域和基于轮

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{50,1} & b_{1,1} & \cdots & b_{50,1} & c_{1,1} & \cdots & c_{50,1} & d_{1,1} & \cdots & d_{50,1} & e_{1,1} & \cdots & e_{50,1} & f_{1,1} & \cdots & f_{50,1} \\ a_{1,2} & \cdots & a_{50,2} & b_{1,2} & \cdots & b_{50,2} & c_{1,2} & \cdots & c_{50,2} & d_{1,2} & \cdots & d_{50,2} & e_{1,2} & \cdots & e_{50,2} & f_{1,2} & \cdots & f_{50,2} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{1,n} & \cdots & a_{50,n} & b_{1,n} & \cdots & b_{50,n} & c_{1,n} & \cdots & c_{50,n} & d_{1,n} & \cdots & d_{50,n} & e_{1,n} & \cdots & e_{50,n} & f_{1,n} & \cdots & f_{50,n} \end{bmatrix}^T$$

观察样本矩阵可知,样本的特征数过大,高达10 800维的数据显然不利于储存和运算,也会增加数据噪声,因此需要一种有效的方法对样本特征数据进行降维,同时又必须保证降维后数据的有效性。

### 2.4 基于KPCA的路径特征降维

核主成分分析(Kernel principal component analysis, KPCA)是SCHOLKOPF等<sup>[11]</sup>于1998年提出的一种非线性主成分分析方法,其基本思想是通过引入一个非线性映射 $\Phi$ ,将输入样本数据从原始空间 $\mathbf{R}^n$ 映射到高维特征空间 $H$ 中,然后在特征空间中对映射后的样本数据进行PCA降维。

设样本矩阵 $\mathbf{X}_N = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_N]$ ,共有 $N$ 组样本,每组样本包含 $n$ 个特征,即 $x_i \in \mathbf{R}^n$ 。首先为样本矩阵 $\mathbf{X}_{N \times n}$ 选择一个高斯径向基核函数以实现样本从低维至高维特征空间的映射。接着构造 $N \times N$ 的实正定核函数矩阵 $\mathbf{K}$ ,用于实现高维空间数据的中心化,其元素 $\tilde{K}_{ij}$ 为

$$\tilde{K}_{ij} = K_{ij} - \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N K_{mj} - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N K_{in} + \frac{1}{N^2} \sum_{m,n=1}^N K_{mn} \quad (2)$$

其中 $K_{ij} = K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \Phi(x_j) = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}}$  (3)  
式中 $K_{ij}$ ——选定的高斯径向基核函数

廓2类<sup>[10]</sup>。文献[4]采用了基于区域投影和边缘轮廓特征同时提取的方法,即将二值化的路径图像分别沿水平和垂直方向投影,统计每一行白色像素数(路径),然后将水平投影向量和垂直投影向量首尾相连组成特征向量。该处理方法有利于减少特征向量的维数,降低存储容量,本文所采用的CCD摄像机分辨率能够减小至840维。然而多分支路径经过行列投影后会丢失大量的结构细节,特征向量的类间相似度极大,分类比较困难。特别是当AGV与导引路径间存在一定方向角时,更容易导致误识别。

采集6类导引标识的特征图像各100幅,取前50幅图像作为训练样本,后50幅图像作为测试样本。首先对由2.2节得到的二值路径特征图像按1:4的比例降采样,采用降采样后的整幅图像作为输入特征,并按列存储为一个10 800维的行向量,作为样本矩阵的一个样本(一行),最后形成一个 $300 \times 10\ 800$ 的样本矩阵 $\mathbf{X}$ ,其中 $n = 10\ 800$ , $a \sim f$ 分别表示6类不同路径特征。

利用雅可比迭代方法<sup>[12]</sup>求解核函数矩阵 $\mathbf{K}$ 的特征值 $\lambda$ 和特征向量 $\alpha$ ,即

$$N\lambda\alpha = \mathbf{K}\alpha \quad (4)$$

将特征值 $\lambda$ 按从大到小排列,利用 $\lambda$ 对应的特征向量 $\alpha$ 计算样本在高维特征空间 $H$ 的协方差矩阵特征向量 $\mathbf{V}^k$ 上的投影,即

$$h_k(x) = \mathbf{V}^k \Phi(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i^k (\Phi(x_i) \Phi(x)) \quad (5)$$

式中 $h_k(x)$ 为样本第 $k$ 个非线性主成分分量。然后由 $\sum_{k=1}^p \lambda_k / \sum_{i=1}^N \lambda_i$ 计算主成分分量的贡献率。贡献率与主成分个数的关系曲线如图5所示。

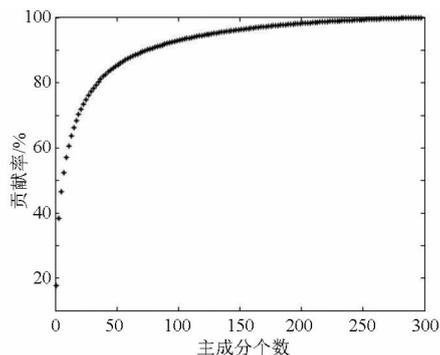


图5 贡献率与主成分个数的关系曲线

Fig. 5 Relationship between contribution rate and principal component score

按照贡献率大于85%的原则选择100个主成分分量,组成大小为 $300 \times 100$ 的新数据样本矩阵作为神经网络的输入。

## 2.5 基于BP神经网络的路径特征识别

BP神经网络算法的核心思想是将网络实际输出与目标值之间的误差从输出层反向传播至输入层,网络根据传递过来的误差修正各单元的连接权值以及节点阈值,反复迭代,直至误差减小至可接受程度或者达到预设迭代次数<sup>[13]</sup>。本文采用3层BP网络结构,理论上具备单隐层的3层BP网络能以任意精度实现任意非线性映射。BP网络的输入节点数为KPCA降维后的样本维数,即100,选择sigmoid函数作为隐层传递函数。由于每组样本对应于一种路径类型,输出节点数定为1。隐层节点数按照经验公式 $p = \sqrt{m + q} + a$ 确定<sup>[14]</sup>,其中 $m$ 为输入节点数, $q$ 为输出节点数, $a$ 为1~10之间的一个常数,故取为20。针对传统动量BP算法对学习率敏感的弊端,采用自适应动量BP算法<sup>[15]</sup>,在训练过程中根据局部误差曲面自适应调整学习率,使得收敛速度尽可能快而又保证算法稳定。初始学习率设定为0.05,目标误差设定为 $0.001$ ,最大迭代次数设定为1000。

输入KPCA降维后的数据进行BP神经网络的训练,训练的误差性能曲线如图6所示。

由图6可知,BP神经网络在训练到第393步时

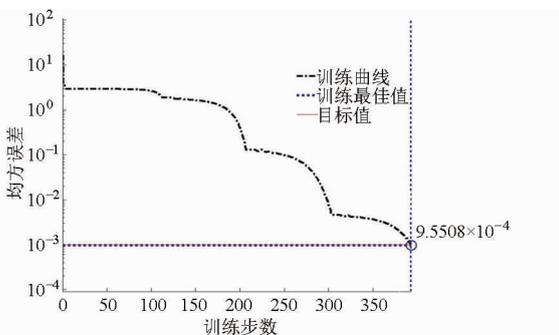
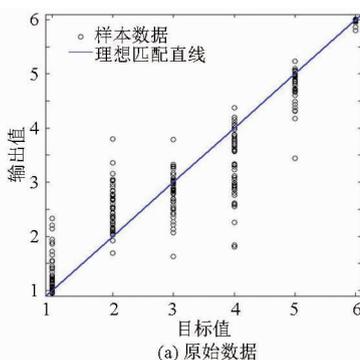
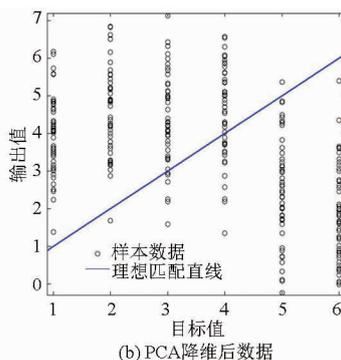


图6 误差性能曲线

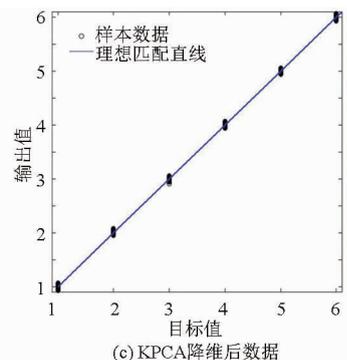
Fig. 6 Error performance curve



(a) 原始数据



(b) PCA降维后数据



(c) KPCA降维后数据

图8 3种方法仿真结果对比

Fig. 8 Comparison of simulation results of three methods

收敛。在训练过程中,学习率跟随局部误差曲面不断地调整,当误差不断减小接近目标时,表明学习率修正方向正确,网络适当增加学习率以加快收敛速度;当误差超过初始预设值时,表明学习率修正过度,网络相应减小学习率使算法保持稳定,并且舍弃上一步过修正过程。网络学习率变化曲线如图7所示。

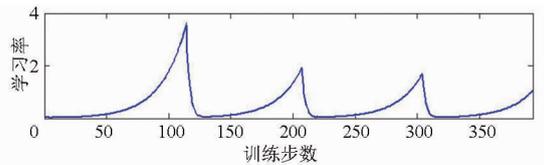


图7 学习率变化曲线

Fig. 7 Learning rate changing curve

## 2.6 BP神经网络仿真

经过训练得到的BP神经网络能够对新的输入自适应调整网络权值,具备高度自学习和自适应能力,同时还具备一定的容错能力,即在网络部分受损时仍能正常工作。针对BP神经网络的泛化性能,即经过训练的网络对新数据的识别分类能力,本文利用每类导引标识的后50幅图像(总计300幅)作为测试样本,对训练好的BP神经网络进行仿真测试。同时分别将原始数据、PCA降维后的数据以及KPCA降维后的数据作为BP神经网络的输入进行对比,Matlab仿真结果如图8以及表2所示。

由图8以及表2分析可知,采用原始数据作为神经网络的输入时,由于其样本特征高达10800维,训练时间与识别时间太长,无法满足实时性要求,并且识别率不高,尤其对于路径特征4,识别准确率不到50%,整个网络泛化能力不足。采用PCA降维,由于输入的样本是大量非线性数据,PCA无法有效工作,因此BP神经网络基本上无法识别路径特征。KPCA降维方法在显著减小数据容量同时保留了原始数据的大部分信息,使用BP神经网络算法能有效识别含有局部污损的6类路径特征,在本文搭建的实验环境下,对离线样本的识别正确率

表 2 3 种方法对 6 类路径特征的识别结果

Tab. 2 Identification results of three methods for six types of path feature

方法	特征 1	特征 2	特征 3	特征 4	特征 5	特征 6	平均正确率/%	均方误差	训练时间/s	识别时间/s
原始数据	39/50 <sup>a</sup>	25/50	40/50	23/50	42/50	50/50	73	0.303 4	470	15.709 0
PCA	1/50	1/50	8/50	14/50	3/50	0/50	9	8.273 2	2	0.025 0
KPCA	50/50	50/50	50/50	50/50	50/50	50/50	100	0.000 9	4	0.036 0

注: a 表中“39/50”中, 39 为特征 1 样本数目, 50 为特征 1 样本总数, 其余同。

达到 100%, 且满足系统实时性要求, 能够在多分支路径刚进入摄像机视野时就判断出路径类型。而文献[4]为了解决路径特征识别的正确率问题, 在摄像机视野中央专门定义了一块分类决策安全区域, 只有当多分支路径进入该区域, 才能保证 100% 正确识别。

### 3 AGV 导引路径精确跟踪

#### 3.1 导引扫描窗口设置

视觉导引 AGV 摄像机安装方式分为垂直安装与倾斜安装 2 种, 其中倾斜安装方式能获得较大视野, 在进行导引时能够进行预瞄, 获得控制提前量, 因此采用倾斜安装方式。倾斜安装方式获得的图像除了存在由摄像机系统引起的桶形失真, 还存在倾斜畸变。首先按照 TSAI<sup>[16]</sup> 提出的畸变模型矫正图像桶形失真, 然后采用“连接点法”<sup>[17]</sup> 矫正图像梯形畸变。

由于摄像机倾斜安装, 采用整个视野范围作为导引窗口必将带来较大的误差, 因此采用模式识别窗口与导引扫描窗口分离的设计, 模式识别窗口采用车载摄像机的整幅视野范围, 导引扫描窗口的范围定义如图 9 所示。

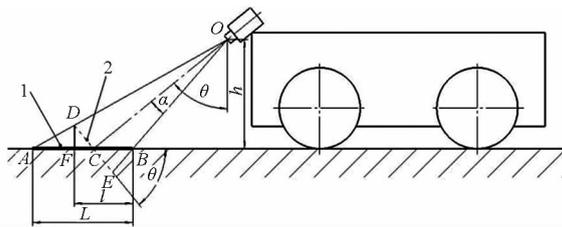


图 9 导引扫描窗口范围定义示意图

Fig. 9 Definition of scope of guidance scanning window

1. 视野范围 2. 无倾斜畸变平面

其中平面 AB 为摄像机视野平面, 平面 DE 为无倾斜畸变的平面, 平面 DE 垂直于摄像机光轴 OC, 直线 AB 表示摄像机视野高度, 记为 L, 直线 BF 表示导引扫描窗口最大高度, 记为 l, 直线 DF 垂直 AB,  $\theta$  为摄像机安装倾斜角,  $\alpha$  为摄像机竖视角的 1/2, h 为摄像机安装高度。可以推得, 导引扫描窗口高度占视野高度的比例为

$$\frac{l}{L} = \frac{\tan \theta + \tan \alpha - \tan(\theta - \alpha)}{\tan(\theta + \alpha) - \tan(\theta - \alpha)} \quad (6)$$

由式(6)可知, 导引扫描窗口范围只与摄像机竖视角以及摄像机安装倾斜角有关, 与摄像机安装高度无关。最终确定的双视野窗口如图 10 所示。

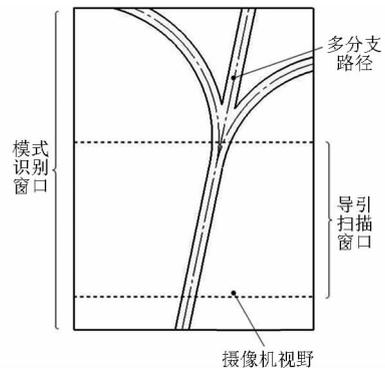


图 10 模式识别与导引扫描窗口示意图

Fig. 10 Pattern recognition and guidance scanning windows

#### 3.2 路径偏差计算

AGV 在运行过程中跟踪的导引路径主要有直线路径和圆弧路径, 圆弧路径一般出现在转弯处或者多分支路径处, 其余大部分路径均为直线路径。考虑到 AGV 运行的平稳性, 工位点通常设置在直线路径上, 而圆弧路径只用于转弯, 并且在转弯时允许有稍大的偏差。基于以上原因, 选择直线路径作为 AGV 运行过程中的路径模型, 将圆弧及其他曲线路径以直线模型代替, 实现“以直代曲”。按照 3.1 节所述的方法设置导引扫描窗口, 具体以图像 Y 方向第 200 ~ 430 个像素点为高度, 以整个图像宽度为宽度。根据标定结果, 该窗口高度 (Y 方向长度)  $l = 100$  mm。直线模型代替圆弧模型产生的最大理论计算误差为  $d = R - \sqrt{R^2 - l^2}/4$ 。结合实际应用情况, 将最小转弯半径 R 设定为 500 mm, 此时最大理论计算误差仅为 2.5 mm, 处于可接受的误差范围内。

计算路径偏差时, 首先在导引扫描窗口内沿水平方向均匀扫描 r 行, 得到扫描行中的路径中点坐标  $(x_i, y_i)$ , 采用最小二乘法将 r 个路径中点坐标拟合成一条直线, 路径相对摄像机视野的角度偏差和距离偏差分别为

$$\Delta \theta = \arctan \frac{\sum_{i=1}^r x_i \sum_{i=1}^r y_i - r \sum_{i=1}^r x_i y_i}{\left( \sum_{i=1}^r y_i \right)^2 - r \sum_{i=1}^r y_i^2} \quad (7)$$

$$\Delta x = \frac{\sum_{i=1}^r y_i \sum_{i=1}^r x_i y_i - \sum_{i=1}^r x_i \sum_{i=1}^r y_i^2}{\left(\sum_{i=1}^r y_i\right)^2 - r \sum_{i=1}^r y_i^2} \quad (8)$$

根据导引扫描窗口设置方式以及转弯半径  $R$  与窗口高度  $l$  的关系,在窗口内不会出现曲率特别大的路径,以最小二乘法拟合的直线模型与实际路径的误差并不大,同时该方法也能提高路径测量的鲁棒性,剔除由于外界干扰或者路径污损等因素造成的错误路径点。

#### 4 实验验证

为了验证 KPCA - BP 神经网络识别方法对导引路径的识别与跟踪能力,研制了一款基于 Mecanum 轮的视觉导引 AGV 样机,其结构如图 11 所示。该 AGV 通过前置倾斜安装的 CCD 摄像机采集路径视频,采用 TMS320 DM642 DSP 处理器进行图像预处理、路径特征识别和路径偏差计算。主控芯片 STM32F407 根据路径偏差进行跟踪控制,根据连续十字工位点进行作业工位的精确停车。AGV 与上位机之间通过 ZigBee 无线方式通信,上位机向 AGV 发送不同的任务指令,每个任务指令包括路径跟踪方式以及不同作业工位点的动作方式。

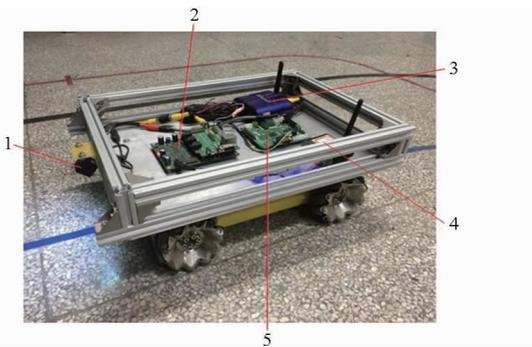


图 11 基于 Mecanum 轮的视觉导引 AGV 实物图

Fig. 11 Photo of vision-guided AGV by using Mecanum wheels

1. CCD 摄像机
2. DSP 图像处理板
3. 远程控制模块
4. ZigBee 无线通信模块
5. 运动控制板

在布置 AGV 样机运行测试的实验环境时,综合考虑了环境光照变化、地面路径污损等外界干扰因素,AGV 样机的实验环境如图 12 所示。实验地面材质为水磨石,具有较复杂的纹理以及较低的光照反射率。在运行路径两侧布置 2 个大功率 LED 光源并随机改变其位置,对运行路径的不同部分形成 2 块高光干扰区,模拟环境光照变化的影响。实验地面还设置了 2 块油污干扰区以及若干铁屑杂物干扰区,模拟导引路径污损的影响。其中特征 2 位于油污干扰区,特征 5 位于高光干扰区,其余特征位于

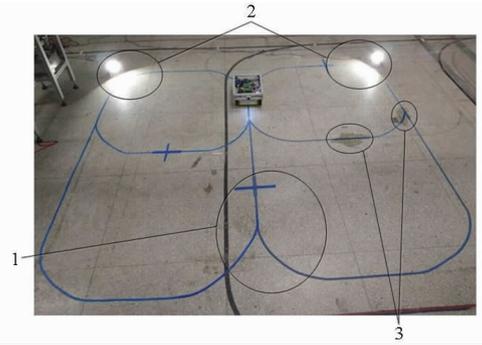


图 12 实验环境

Fig. 12 Experimental environment

1. 铁屑及其他杂物干扰区
2. 高光干扰区
3. 油污干扰区

杂物干扰区。

为验证本文所提技术方法的有效性,在如图 12 所示的实验环境中进行了 AGV 样机特征识别与路径跟踪实验。通过上位机向 AGV 下达不同的任务指令,使得 AGV 循环通过并识别 6 类路径特征,对每类特征分别识别 100 次,路径特征的在线识别结果如表 3 所示。

表 3 路径特征在线识别结果

Tab. 3 Online identification results of path features

指标	特征					
	1	2	3	4	5	6
准确识别次数	100	98	100	100	99	100
识别正确率/%	100	98	100	100	99	100

实验结果表明,AGV 样机在复杂多变的运行测试环境中对 6 类路径特征具备良好的识别能力,识别正确率平均为 99.5%,只是在识别特征 2 或特征 5 时偶尔出现误判。究其原因,特征 2 位于油污干扰区,污损部分约占整个路径的 30%,而油污反光率高,对路径图像二值化处理会产生较大的影响。特征 5 位于高光干扰区,在其附近布置的大功率 LED 光源模拟环境光照变化,强光会造成水磨石地面及导引路径上出现高反光区域,也会对图像预处理造成较大影响。可见,油污和高光导致路径特征误判的机理是类似的,都是因为引起地面反射率的突变,但油污干扰比高光干扰的影响更大。

在路径特征误判时,特征 2 被误判为特征 1,特征 5 被误判为特征 6。这是因为这 2 组特征之间相似度比较大。特征 1 和特征 2 都包含一条直线路径及其旁边的一条圆弧路径,圆弧路径的转弯半径越大,其在摄像机视野中的部分圆弧段越接近直线。当 AGV 样机相对于导引路径具有较大位姿偏差时,路径特征在摄像机视野中则存在平移、旋转等位姿变化,特征 1 和特征 2 之间的相似度越大。然而,特征 1 和特征 2 之间的误判并不会导致 AGV 路径跟

踪错误。以左跟踪为例,对于左-前类型的特征 1,左跟踪是跟踪左侧圆弧转弯路径;对于右-前类型的特征 2,左跟踪是跟踪前方直线路径,因为其位于右侧圆弧转弯路径的左侧。可见,无论是将多分支路径识别为特征 1 或特征 2,路径特征中 2 条分支路径的相对位置关系不变,左跟踪始终跟踪 2 条分支路径中的相对左侧分支。

特征 5 和特征 6 之间的区别仅在于十字标识中水平线的长度和宽度,当路径特征刚进入摄像机视野、外界干扰因素较大时,特征 5 可能被误判为特征 6。因此,一方面在设置十字标识时,应尽量提高特征 5 和特征 6 之间水平线特征的对比度;另一方面则可考虑采用图像行列扫描方法提取十字标识的二维特征,提高特征识别算法的处理维度。

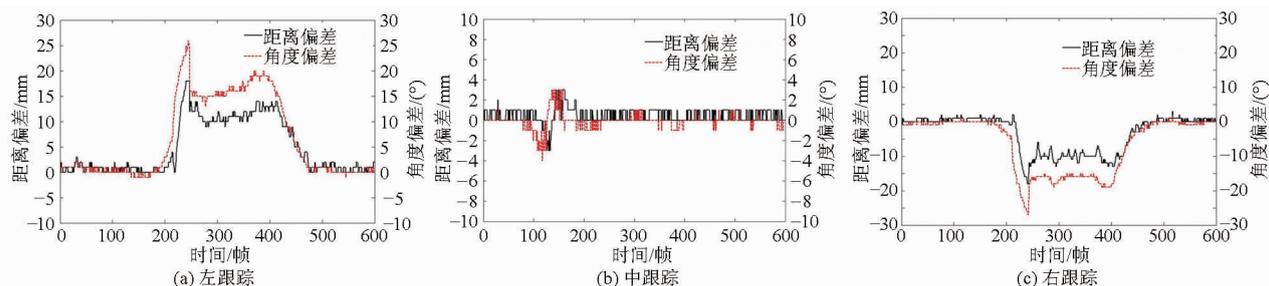


图 13 AGV 左、中、右分支路径跟踪偏差曲线

Fig. 13 Path tracking error curves of AGV in left, middle and right branches

## 5 结束语

针对 AGV 多分支路径与工位点标识的可靠识别以及导引路径的精确跟踪问题,提出了一种基于双视野窗口的鲁棒特征识别与精确路径跟踪方法。采用整幅视野范围作为模式识别窗口,在该窗口采用基于核主成分分析(KPCA)和 BP 神经网络的特征识别方法,将路径特征通过核函数映射到高维空间进行 PCA 降维,再利用 BP 神经网络识别降维后的样本矩阵。仿真与实验结果表明,与使用原始数据或使用 PCA 降维数据的 BP 神经网络相比,本文采用的 KPCA - BP 算法有效降低了样本特征维数,

图 13a、13b、13c 分别表示 AGV 样机在进入多分支路径后进行左、中、右跟踪时的角度偏差和距离偏差,共采集 600 帧图像,采样频率为 10 帧/s。由图 13 可知,AGV 在直线路径前进时,偏差保持在 3 mm 以内,当识别并进入到多分支路径时(尤其是左跟踪或右跟踪),车体相对于导引路径的偏差较大,在圆弧转弯路径的最大跟踪偏差接近 30 mm,这在很大程度上是由双视野窗口划分引起的。当 AGV 检测到转弯路径时,其车体仍在直线路径上,但导引扫描窗口已切换到圆弧转弯路径,相当于输入了一个路径偏差的阶跃信号。跟踪控制器立即开始并不断消除路径偏差,直至从转弯路径回到直线路径,在整个转弯过程中 AGV 始终保持对导引路径的精确跟踪。

显著减少了识别时间,提高了视觉检测系统的实时性以及神经网络的泛化能力,使 BP 神经网络的平均特征识别正确率为 99.5%。其次,针对 AGV 导引路径的精确跟踪问题,提出一种导引扫描窗口设置方法,该窗口范围取决于摄像机竖视角以及摄像机安装倾斜角。在导引扫描窗口内将导引路径简化为直线模型并用最小二乘法拟合,针对拟合直线计算导引所需的路径偏差。理论分析与实验结果表明,针对半径为 500 mm 的圆弧转弯路径,最大理论计算误差仅为 2.5 mm;视觉导引 AGV 针对直线路径的导引控制误差小于 3 mm,针对圆弧路径的导引控制误差小于 30 mm。

## 参 考 文 献

- 1 武星,楼佩煌,唐敦兵. 自动导引车路径跟踪和伺服控制的混合运动控制[J]. 机械工程学报, 2011, 47(3):43-48.  
WU Xing, LOU Peihuang, TANG Dunbing. Integrated motion control of path tracking and servo control for an automated guided vehicle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(3):43-48. (in Chinese)
- 2 WU Xing, LOU Peihuang, YU Jun, et al. Intersection recognition and guide-path selection for a vision-based AGV in a bidirectional flow network[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2014, 11: 1-17.
- 3 王荣本,徐友春,李庆东,等. AGVS 图象识别多分支路径的研究[J]. 中国图象图形学报, 2000,5(8):632-637.  
WANG Rongben, XU Youchun, LI Qingdong, et al. A study on cross road recognizing for vision-based auto-guided vehicle system[J]. Journal of Image and Graphics, 2000,5(8):632-637. (in Chinese)
- 4 喻俊,楼佩煌,武星,等. 基于粗糙集和分层支持向量机的 AGV 多分支路径识别[J]. 南京航空航天大学学报, 2013, 45(1):62-69.  
YU Jun, LOU Peihuang, WU Xing, et al. Automated guided vehicle cross path recognition based on rough set and hierarchical

- support vector machine[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2013, 45(1):62-69. (in Chinese)
- 5 喻俊, 楼佩煌, 钱晓明, 等. 自动导引车视觉导引路径的识别及精确测量[J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2012, 40(3):143-149.
- YU Jun, LOU Peihuang, QIAN Xiaoming, et al. Recognition and accurate measurement of vision-guided path of automatic guided vehicle[J]. Journal of South China University of Technology:Natural Science Edition, 2012, 40(3):143-149. (in Chinese)
- 6 李进, 陈无畏, 李碧春, 等. 自动导引车视觉导航的路径识别和跟踪控制[J]. 农业机械学报, 2008, 39(2):20-24.
- LI Jin, CHEN Wuwei, LI Bichun, et al. Road recognition and tracking control of an vision guided AGV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(2):20-24. (in Chinese)
- 7 李进, 陈杰平, 徐朝胜, 等. 基于动态图像阈值的智能车辆路径导航[J]. 农业机械学报, 2013, 44(4):39-44.
- LI Jin, CHEN Jieping, XU Chaosheng, et al. Path tracking of intelligent vehicle based on dynamic image threshold[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4):39-44. (in Chinese)
- 8 高二. 再生核 Hilbert 空间的若干理论及应用[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2012.
- GAO Er. Some theories and applications of the reproducing kernel Hilbert space[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2012. (in Chinese)
- 9 杨旭, 楼佩煌, 武星, 等. 基于光照约束的 AGV 视觉导引非均匀光照增强方法[J]. 机械科学与技术, 2013, 32(12):1752-1757.
- YANG Xu, LOU Peihuang, WU Xing, et al. A method for enhancing non-uniform illumination of vision-guided automatic guided vehicle with illumination constraints[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2013, 32(12):1752-1757. (in Chinese)
- 10 ZHANG D, LU G. Review of shape representation and description techniques[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(1):1-19.
- 11 SCHOLKOPF B, MIKA S, BURGESS C J C, et al. Input space versus feature space in kernel-based methods[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5):1000-1017.
- 12 张新建. 再生核的理论及应用[M]. 北京:科学出版社, 2010:6-40.
- 13 HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. Neural network design[M]. Beijing: China Machine Press, 2002.
- 14 孙韶媛, 李琳娜, 赵海涛. 采用 KPCA 和 BP 神经网络的单目车载红外图像深度估计[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(9):2348-2352.
- SUN Shaoyuan, LI Linna, ZHAO Haitao. Depth estimation from monocular vehicle infrared images based on KPCA and BP neural network[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(9):2348-2352. (in Chinese)
- 15 谭文学, 赵春江, 吴华瑞, 等. 基于弹性动量深度学习神经网络的果体病理图像识别[J]. 农业机械学报, 2015, 46(1):20-25.
- TAN Wenxue, ZHAO Chunjiang, WU Huarui, et al. A deep learning network for recognizing fruit pathologic images based on flexible momentum[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1):20-25. (in Chinese)
- 16 TSAI Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1987, 3(4):323-344.
- 17 吴培, 王延杰, 孙宏海, 等. 高动态调光成像系统畸变的自校正[J]. 光学精密工程, 2015, 23(10):2997-3003.
- WU Pei, WANG Yanjie, SUN Honghai, et al. Self-distortion correction of high dynamic dimming imaging system[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(10):2997-3003. (in Chinese)