

RBF 神经网络用于工件边缘特征参数的提取

周维忠^{1,2}, 冯心海¹, 孙国基²

(1. 佛山科学技术学院 电子系, 广东 佛山 520800;

2. 西安交通大学 系统工程研究所, 陕西 西安 710049)

摘要: 提出一种基于径向基函数神经网络(RBFNN)的工件特征参数提取的方法, 采用了两个径向基函数神经网络, 利用第一个 RBFNN 分别求出工件的边缘点 p_i 邻域内的顺时针边缘与逆时针边缘与 x 轴的夹角, 两边缘夹角小的边缘点 p_i 被认为是具有高曲率的角顶点. 根据工件边缘曲线的特征, 建立了各种边缘的曲率符号模型, 用该模型训练第二个 RBFNN, 从而识别具有低曲率的切点和拐点及边缘曲线的类型. 采用神经网络的方法提取工件特征参数, 能准确地定位特征点.

关键词: 径向基函数神经网络; 切点; 拐点; 角检测

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(2000)04-0028-06

工件的识别是实现生产装配自动化的一项关键技术, 人们能很容易地识别目标, 例如装配线上的工具或工件, 主要是依据它的形状, 仔细分析人们识别工件过程, 可以看出以下两点是主要的: 1、由于工件没有丰富的纹理, 因而, 其边缘轮廓上的显著的角特征成为识别的单元. 2、人们主要依据工件角的定性特征(例如角两边的类型)而粗略地估计其定量特征. 那么对一个工件来说, 主要特征集中在其边缘轮廓的角上. 一般工件的边缘角可分为四种类型: 线段-线段型, 线段-圆弧型, 圆弧-线段型及圆弧-圆弧型, 当线段为圆弧的切线时, 两者之间的交叉点为切点, 凸弧与凹弧之间的连接点为拐点. 对目标边缘角的检测大多采用基于边缘曲线曲率变化而进行的^[1], 采用切线方向的变化率来估计离散曲率, 具有高曲率的点被认为是角顶点. 而对于切点与拐点这类在工件中常见的特征点, 由于其曲率较小, 使用基于边缘曲率的检测方法不能判断出这两种特征点. 且当目标的边缘朝着不同方向旋转时, 由于数字图象中离散曲率测量的不稳定而出现检测上的错误.

本文提出一种人工神经网络的边缘特征的提取方法, 第一个神经网络采用径向基函数神经网络(RBFNN), 用来检测工件边缘点 p_i 邻域内的顺时针方向边缘与逆时针方向边缘与 x 轴的夹角, 从而求出两边缘段的夹角, 该夹角越小, 意味着曲率越大, 即 p_i 为高曲率的点, 当该夹角小于某一阈值时, 判断 p_i 为角的顶点. 第二个径向基函数神经网络用来检测具有低曲率的切点和拐点, 在识别中, 首先根据工件各种边缘曲线的特征, 建立起其曲率符号模型, 利用第一个神经网络的输出结果, 判断出边缘各点的曲率符号, 并作为第二个神经网络的输入, 从而判断出工件边缘中的切点和拐点, 并根据边缘曲率符号可判断出角的两边的曲线类型. 利用神经网络方法检测边缘特征, 目标方向的改变都不会影响角的检测与定位, 对第一个 RBFNN 的输入采用了归一化处理, 第二个 RBFNN 采用符号输入, 因此, 具有良好的鲁棒性, 减少了伪点的数目.

收稿日期: 2000 04 25

作者简介: 周维忠(1966), 男, 博士研究生; 主要研究方向: 图像处理.

1 检测角的径向基函数神经网络

在工件的识别中, 首先进行预处理, 包括边缘提取、链接及细化, 得到工件的外部轮廓。定义 $P = \{p_i = (x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ 为有 n 个数字点的工件的外部轮廓封闭曲线, 对边缘上任何一点 p_i , 其小的邻域内的边缘段可认为是一直线段, 那么可认为该点是边缘两条直线段的交叉点, 设在 p_i 的边缘邻域内, 沿着边缘顺时针方向邻域内的点为 $C_i = \{p_i, p_{i+1}, \dots, p_{i+u-1}\}$, 沿着边缘逆时针方向邻域内的点为 $A_i = \{p_i, p_{i-1}, \dots, p_{i-u+1}\}$, u 为 p_i 邻域的大小, 只要计算出点 p_i 的顺时针方向与逆时针方向边缘与 x 轴的夹角, 就可求出两边缘之间的夹角。由于工件旋转的任意性, 边缘与 x 轴的夹角在 $0^\circ - 360^\circ$ 之间, 令 θ 为一直线段与 x 轴的夹角, 定义角的顶点在坐标原点, 那么, 对边缘点 $p_i = (x_i, y_i)$, 当 $0^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$ 时, $y_i = [x_i * \tan\theta]$, $[*]$ 为取整, $x_i = 0, 1, 2, \dots, u-1$, x_i, y_i 取整数作为数字图象的坐标格。将 x_i 作归一化处理, 则该线段角模型为:

$$M_{01} = \left\{ (x'_i, y'_i) \mid x'_i = \frac{x_i}{u}, y'_i = \frac{y_i}{u}, y_i = [x_i * \tan\theta] \mid x_i = 0, 1, 2, \dots, u-1 \right\}.$$

当 $90^\circ < \theta \leq 180^\circ$ 时, 该线段的角模型为

$$M_{02} = \{(-x'_i, y'_i) \mid (x'_i, y'_i) \in M_{01}, \forall i\};$$

当 $180^\circ < \theta \leq 270^\circ$ 时, 该线段的角模型为

$$M_{03} = \{(-x'_i, -y'_i) \mid (x'_i, y'_i) \in M_{01}, \forall i\};$$

当 $270^\circ < \theta \leq 360^\circ$ 时, 该线段的角模型为

$$M_{04} = \{(x'_i, -y'_i) \mid (x'_i, y'_i) \in M_{01}, \forall i\}.$$

对邻域 u 的选取要适当, u 选取过大, 边缘点 p_i 的顺时针方向边缘(或逆时针方向边缘)就不能用一直线段来近似代替。 u 选取较小时, 可能会检测出许多错误的角特征, 而且对噪声比较敏感。本文根据工件图象尺寸的大小选择 $u = 8$, 取一个线段用 8 个象素表示。在神经网络的训练中, 设边缘段与 x 轴夹角的分辨率为 5° , 那么共有 72 个角模型用于神经网络的学习。

由于径向基函数神经网络的结构简单, 物理概念明确, 训练速度快而被人们关注。神经网络由三层组成, 结构如图 1 所示, 输入层节点只是传递输入信号到隐层, 隐层节点由像高斯核函数那样的辐射状作用函数构成, 而输出节点是简单的线性函数。采用高斯核函数, 如下式所示:

$$u_j = \exp \left[- \frac{(X - C_j)^T (X - C_j)}{2\sigma^2} \right] \quad (j = 1, 2, \dots, N_h).$$

其中, u_j 是第 j 个隐层节点的输出, $X = (x'_0, y'_0, x'_1, y'_1, \dots, x'_7, y'_7)^T$ 是输入样本, 为线段的坐标,

C_j 是高斯函数的中心值, σ 是标准化常数, N_h 为隐层节点数。网络的输出为边缘与 x 轴的夹角 θ , 即 $\theta = \sum_{j=1}^{N_h} w_{ij} u_j$, w_{ij} 为连接权值。

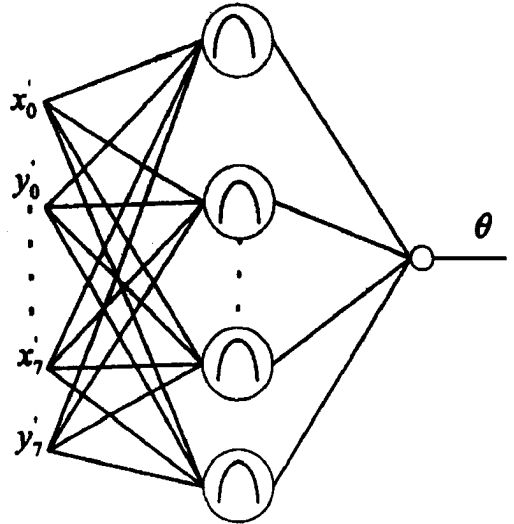


图1 检测主点的 RBF 神经网络结构

RBF 网络的学习过程分为两个阶段, 第一阶段根据所有样本决定隐层各点高斯核函数的中心值 C_j 和标准化常数 q , 第二阶段, 在决定好隐层的参数后, 根据样本, 利用最小二乘原则, 求出输出层的权值 w_j . 本文采用 K- 均值聚类的方法来确定隐层节点的个数及隐层节点的中心^[2], 共采用了 21 个隐层节点.

2 RBF 神经网络的识别过程

在 RBF 神经网络的学习中, 所有角模型的学习坐标都在原点 $(0, 0)$, 对边缘任何一点 $p_i = (x_i, y_i)$, 顺时针方向与逆时针方向的边缘段的归一化坐标为:

$$\begin{bmatrix} x'_j \\ y'_j \end{bmatrix} = \frac{1}{u} \left(\begin{bmatrix} x_j \\ y_j \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} \right).$$

顺时针时, $j = i, i+1, \dots, i+u-1$, 逆时针时 $j = i, i-1, \dots, i-u+1$. 对 $u=8$ 的邻域, 边缘点 p_i 的神经网络的输入矢量为:

$$(x'_i, y'_i, x'_{i+1}, y'_{i+1}, \dots, x'_{i+7}, y'_{i+7}) \quad (p_i \text{ 的顺时针方向});$$

$$(x'_i, y'_i, x'_{i-1}, y'_{i-1}, \dots, x'_{i-7}, y'_{i-7}) \quad (p_i \text{ 的逆时针方向}).$$

令 $\theta_{C_i}, \theta_{A_i}$ 分别为点 p_i 的顺时针方向和逆时针方向所对应的神经网络的输出(即相应的边缘段与 x 轴的夹角). 那么点 p_i 的两边缘段的夹角为:

$$\phi_i = \begin{cases} \theta_{C_i} - \theta_{B_i} & (\text{如果 } \theta_{C_i} > \theta_{B_i} \text{ 且 } \theta_{C_i} - \theta_{B_i} < 180^\circ); \\ 360^\circ - (\theta_{C_i} - \theta_{B_i}) & (\text{如果 } \theta_{C_i} > \theta_{B_i} \text{ 且 } \theta_{C_i} - \theta_{B_i} > 180^\circ); \\ \theta_{B_i} - \theta_{C_i} & (\text{如果 } \theta_{C_i} < \theta_{B_i} \text{ 且 } \theta_{C_i} - \theta_{B_i} < 180^\circ); \\ 360^\circ - (\theta_{B_i} - \theta_{C_i}) & (\text{如果 } \theta_{C_i} < \theta_{B_i} \text{ 且 } \theta_{C_i} - \theta_{B_i} > 180^\circ). \end{cases}$$

由于 $0^\circ \leq \theta_{C_i} \leq 360^\circ, 0^\circ \leq \theta_{A_i} \leq 360^\circ$, 因此 $0^\circ \leq \phi_i \leq 180^\circ$, 也就是将点 p_i 的两边缘段的夹角转换到 $0^\circ - 180^\circ$.

在基于曲率的角检测中, 局部曲率最大的点被认为是角顶点, 对边缘曲线上的一点 p_i , 它的顺时针和逆时针方向两边缘段的夹角 ϕ_i 与曲线在该点的曲率有着一定的关联, 角度 ϕ_i 越小, 意味着曲率越大, 即当 ϕ_i 越小, 边缘点 p_i 是角的顶点的可能性越大, 对一弧线, 其边缘点邻域的两边缘段夹角较大, 意味着曲率较低. 选择一个合适的阈值 θ_r , 当 $\phi_i < \theta_r$ 时, 认为边缘点 p_i 是角的顶点.

3 检测切点与拐点的 RBF 神经网络

工件中直线与圆弧相切、凸凹弧相连的边缘形状经常可见, 而直线与圆弧间的交叉点(切点), 凸凹弧间的连接点(拐点), 是工件的重要的特征点, 而切点与拐点的曲率较低, 采用曲率估计的方法不能可靠地识别, 如图 2(b)、(d) 所示的 P 点, 分别为拐点与切点. 用检测角的神经网络不能识别出这两类点. 然而, 在实际的欧几里德空间中, 直线的曲率总是为零, 而圆弧的曲率为一非零常数, 凸弧与凹弧有着相反的曲率符号, 那么, 可根据某点邻域内的曲率符号变化来判断切点与拐点, 设凸弧有正曲率, 记为“+1”, 凹弧有负曲率, 记为“-1”, 直线段曲率为零, 符号记为“0”. 具体方法如下: 由第一个检测角的神经网络得到边缘点 p_i 的顺时针和逆时针方向两边缘段与 x 轴的夹角 $\theta_{A_i}, \theta_{C_i}$, 并将其转换到 $0^\circ - 180^\circ$, 即:

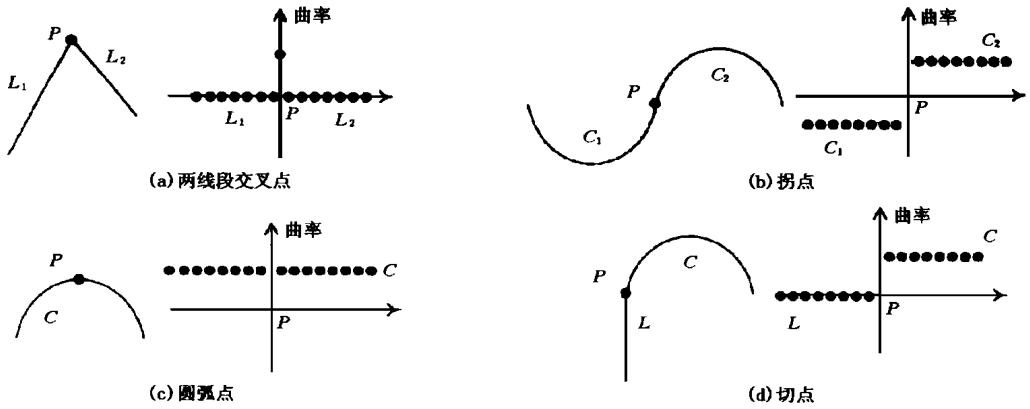


图 2 曲率的符号模型

$$\theta'_{A_i} = \begin{cases} \theta_{A_i} & (\text{如果 } \theta_{A_i} \leq 180^\circ), \\ \theta_{A_i} - 180^\circ & (\text{如果 } \theta_{A_i} > 180^\circ); \end{cases}$$

$$\theta'_{C_i} = \begin{cases} \theta_{C_i} & (\text{如果 } \theta_{C_i} \leq 180^\circ), \\ \theta_{C_i} - 180^\circ & (\text{如果 } \theta_{C_i} > 180^\circ). \end{cases}$$

令 $\alpha_i = \theta'_{A_i} - \theta'_{C_i}$, ε_i 表示边缘点 p_i 的曲率符号, 那么:

$$\varepsilon_i = \begin{cases} 0 & (\text{如果 } |\alpha_i| \leq T_s); \\ +1 & (\text{如果 } \alpha_i > T_s); \\ -1 & (\text{如果 } \alpha_i \leq -T_s). \end{cases}$$

T_s 为一阈值, 角模型的分辨率为 5° , 这里取 $T_s = 10^\circ$, 当 $|\alpha_i|$ 小于该阈值时, 认为边缘点 p_i 的 u 邻域内(同样取 $u = 8$)是一直线段, $\varepsilon = 0$, p_i 为其上的一点, 当 $\alpha_i > T_s$ 时, $\varepsilon = +1$, 认为边缘点 p_i 是凸弧上的一点, 当 $\alpha_i < -T_s$ 时, $\varepsilon = -1$, 认为边缘点 p_i 是凹弧上的一点. 图 2 为几种类型的曲率符号模型, 切线与圆弧的符号模型为阶梯型, 凸弧与凹弧的符号模型为具有零交叉的阶梯型, 单个圆弧的符号模型为一非零常数, 线段与线段的符号模型为零, 但在两线段的交叉点有一突变点.

对图 2(b), 2(d), 考虑到其 360° 旋转的任意性, 那么切点的符号模型为:

- 1) (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)
- 2) (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1)
- 3) (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)
- 4) (-1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)

拐点的符号模型为:

- 1) (-1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)
- 2) (1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1)

对图 2(a) 无论如何旋转, 它的符号模型都是在其交叉点有一突变, 图 2(c) 的符号模型都为常数.

用于检测切点与拐点的 RBF 的神经网络结构如图 3 所示, 隐层节点数为 17, 利用第一个 RBF 神经网络的输出计算边缘各点的曲率符号 ε_i , 并作为第二个 RBF 神经网络的输入. 第二个

RBF 神经网络的输入矢量为边缘点 p_i 的 u 邻域内顺时针方向和逆时针方向边缘各点的曲率符号($\varepsilon_{C(i+8)}, \varepsilon_{C(i+7)}, \dots, \varepsilon_{C(i+1)}, \varepsilon_{A(i-1)}, \varepsilon_{A(i-2)}, \dots, \varepsilon_{A(i-8)}$), 神经网络有两个输出, 输出范围为 $[0, 1]$, 分别对应于切点与拐点.

4 实验结果

文中采用的图象均为 350×350 , 如图 4(a) 所示为测试工件 1 的二进制图象, 用来检验第一个神经网络测量角度值的性能, 图 4(b) 为其检验检测到的角顶点, 表 1 为对图 4(a) 的工件进行旋转所检测到的角的角度. 图 5(a) 为测试工件 2 的二进制图象, 图 5(b), 5(c) 分别为 THE-CHIN^[3]、Dudek^[4] 所检测的角顶点, 图 5(d) 为本文提出的方法所检测的角顶点(选取的阈值 $\theta_T = 150^\circ$), 从中可知, 本文提出的方法能准确地检测出角顶点, 且工件的旋转对检测的角度值影响较小. 图 6(a) 为第三个测试工件, 图 5(e), 6(b) 分别为采用第二个神经网络检测到的切点和拐点, 文献[3]、[4]都不能检测出工件中的切点和拐点.

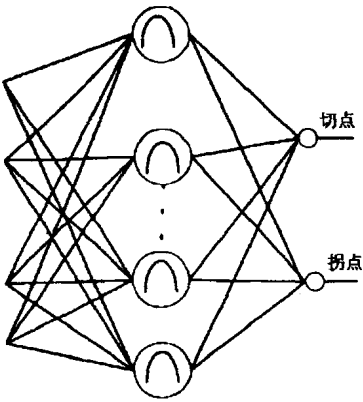


图 3 检测切点与拐点的 RBF 神经网络结构

表 1 第一个 RBF 神经网络检测的角度值($0^\circ \leq \phi_i \leq 180^\circ$)

角编号	实际值	检测值	旋转 45°	旋转 135°	旋转 225°
1	55	54	54	56	53
2	150	148	147	153	147
3	90	91	91	89	93
4	125	128	126	122	126
5	90	89	89	87	92
6	100	103	104	97	103
7	135	139	139	132	131
8	135	138	138	137	131
9	100	98	103	98	97
10	90	93	92	87	92
11	125	127	127	122	128
12	90	94	93	89	92
13	150	155	156	148	154

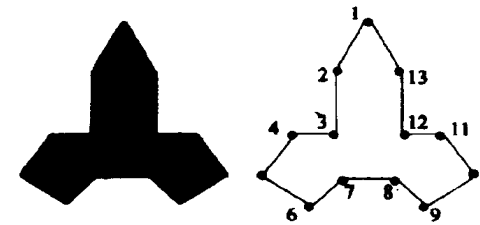


图 4 角检测的结果



图 6 采用第二个神经网络检测的结果

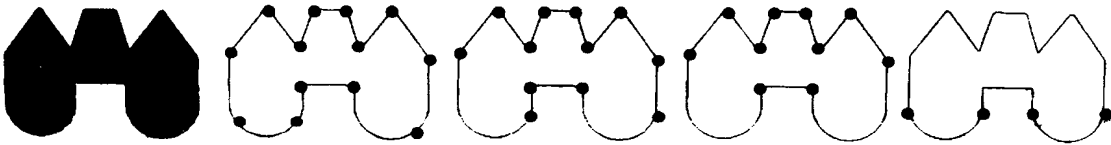


图 5 检测的结果

5 结束语

本文根据人类识别工件的特点, 利用 RBF 神经网络提取工件边缘特征参数. 第一个 RBF 神经网络用来检测边缘角顶点, 并根据其输出判断出工件边缘各点的曲率符号, 并作为第二个 RBF 神经网络的输入, 从而进一步识别出切点、拐点和边缘曲线的类型. 这种检测方法与物体的位置及取向无关. 实验表明: 能准确地对角进行检测与定位. 第二个 RBF 神经网络采用符号输入, 减少了目标旋转对切点、拐点和边缘曲线的类型识别的影响, 具有良好的鲁棒性.

文中根据图象的大小, 选取边缘点 p_i 邻域内的像素个数 $u=8$, 实验结果良好, 但对一些过大的圆弧, 8 个像素组成的圆弧较平坦, 那么, 当两个过大的圆弧相连时, 拐点可能被判为直线上的一点, 可采用自适应的方法选取 u 的大小.

参考文献:

- [1] Sven Loncaric. A survey of Shape Analysis Tehniques[J]. Pattern Recognition, 1997, 30: 85-97.
- [2] 赵振宇, 徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996. 88-89.
- [3] C H The, R T Chin. On the Detection of Dominant Points on Digital Curve[J]. IEEE Trans on PAMI. 1989, 11(8): 859-872.
- [4] Gregory Dudek. Shape Representation and Recognition from Multiscale Cuvature[J]. Computer Vision and Image Understanding. 1997, 168(2): 170-189.

Extraction Object Edge Features by Using RBF Neural Networks

ZHOU Wei zhong^{1, 2}, FENG Xirr hai¹, SUN Guo ji²

(1. Dept. of electronic engineering, Foshan, Institute of Science and Technology, Foshan 528000, China;

2. System Engineering Institute of Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 710049, China)

Abstract: An approach of extracting object feature based on radial basic function neural networks (RBFNN) is proposed. Two RBFNN are used. The first RBFNN is developed to calculate angle of x -axis with clockwise boundary or counter-clockwise boundary at the boundary point. boundary point p_i that has small angle between its two boundary is identified as a corner point with high curvature. According to the boundary curve features of the object, all kinds of boundaries sign patterns of the object are setup and used to train the second RBFNN, so as to tangent points, inflection points with low curvature and boundary types. Experiments result have shown that the proposed RBFNNs have good extracting and localizing feature points for object in random orientations.

Key words: Radial Basic Function Neural Network; Tangent Points; Inflection Points; Corner Detection