

# 利用多种特征和 Hopfield 神经网络的 有遮挡的目标识别

陈振羽 李德华 周 焰 王祖喜

(图象信息处理与智能控制国家教委开放实验室,华中理工大学图象识别与人工智能研究所,武汉 430074)

**摘 要** 该文提出了一种新的识别有遮挡目标的方法,即将目标模型和含有目标的遮挡图象的轮廓在某一尺度上张角的极值、极值点(亦称显著点)之间距离、相对位置等信息集成在一起,作为描述目标模型(遮挡图象)的一组特征,且这组特征在平移、旋转和均匀尺度变换下保持不变.其轮廓上点 $p$ 处的张角可用余弦定理很方便地求出,而张角的极值点则对应于轮廓急剧变化的地方.同时将特征匹配定义为模型特征与遮挡图象特征之间的对应,若这种对应被映射到 Hopfield 神经网络上,则该网络即可用于完成全局特征匹配.该文提出的方法已在 PII 个人计算机上用 Matlab5.2 编程实现,并给出了应用实例.实验结果表明,该方法能有效地从含有遮挡目标的景物图象中识别出目标,且实现起来非常方便.

**关键词** 有遮挡的目标 识别 轮廓 特征点 Hopfield 神经网络

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)12-1034-05

## Occluded Objects Recognition Using Multiple Features and Hopfield Neural Network

CHEN Zhen-yu, LI De-hua, ZHOU Yan, WANG Zu-xi

(State Commission Research Open Lab of Image Processing and Intelligence Control, Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

**Abstract** In this paper, we propose a new approach to recognize occluded objects. The information of the magnitude of the local extreme of the open angles in the contour of a model(occluded image) at a scale, the information of the distance and relative location between the two adjacent dominant points are suitably integrated as a set of features for describing a model(occluded image), the features are invariant under rotation, uniform scaling, and translation of the curve. The magnitude of opened angle at a point  $p_i$  in the contour can be easily calculated by the law of cosines, and its local extreme correspond to the sharper changes of the contour of the mode (scene). The feature matching is to define the correspondence between the model features and the scene features. Each correspondence between a model feature and a scene feature constitutes a "feature correspondence pair", they are mapped onto the Hopfield neural network that is used to perform global feature matching. The proposed approach has been implemented on PII personal computer in Matlab5.2 programming language and examples are presented. The experimental results show that our proposed method can efficiently recognize an object from an image of occluded objects, and be implemented easily.

**Keywords** Occluded objects, Recognition, Contour, Evident points, Hopfield neural network.

## 0 引 言

在工业自动化和机器人应用领域,从一幅有遮挡的图象中识别出目标是一个很有意义的工作.通常当

两个目标靠在一起或重叠堆放时,就会形成遮挡图象,它常造成目标识别和定位的困难,可是视觉系统应当能够从这遮挡的目标图象中识别出目标,而不应当把它当做一个不能识别的整体加以拒绝.

过去,用于识别有遮挡目标的方法大致可分为基

于边界的方法和基于局部特征的方法两类, 其中, 基于边界的方法是利用边界信息; 而基于局部特征的方法则是利用象孔洞、拐角等这些局部特征来进行遮挡目标的识别, 如 Price 将目标的边缘和有遮挡目标图象的边缘分别进行分段, 然后进行比较, 从而得到差异矩阵, 再从这个差异矩阵发现相容段序列和计算出转换关系<sup>[1]</sup>; Koch 和 Kashyap 用极大角建立与每个目标对应的聚类器<sup>[2]</sup>; Bhanu 和 Ming 用极大角和边缘段的长度信息来建立差异矩阵<sup>[3]</sup>, 并为有遮挡目标图象中可能涉及到的目标建立分类器的方法等, 就是这类识别方法。

心理学研究表明, 人的视觉系统是在不同的分辨率层次上分析和处理问题的。近些年来, 用多分辨率技术来分析和处理信号和图象已呈上升趋势, 如 Stanfield 首次提出了一维信号的多尺度表达<sup>[4]</sup>; Mokhtarian 和 Mackworth 提出了几个新的平面曲线形状多分辨表达方法<sup>[5]</sup>, 这些表达能够在曲线的旋转、平移和均匀尺度变换的条件下保持不变, 因而适合于任何尺度和方向上的任意形状的曲线的识别。J. S. Lee 等人还将目标轮廓方向用不同尺度的小波展开, 然后取极大值和其位置信息作为目标的特征, 并用于遮挡目标的识别, 也取得了较好的效果。

然而, 上述方法在使用上将会遇到如下的一些困难: 首先, 它们要求用多项式表达目标的轮廓, 这是一项非常困难的工作, 即使是同一个目标, 如果目标的方向改变了, 相应的表达也要跟着发生变化; 其次, 不同目标的极大角的相似性将引起分类上的困

难; 第三, 上述方法中的某些算法要求提供目标的尺寸信息, 这在实际使用中很不方便。

本文提出了一种新的识别遮挡目标的方法, 该方法是基于三角测量原理, 利用变步长三角测量算法, 并通过调整步长而得到一个较合适的描述目标模型(景物)的张角曲线, 从而能很方便地找出局部极大张角。由于这些局部极大张角出现在轮廓曲线急剧变化的地方, 因此是描述目标模型(景物)的主要特征, 其对应点为特征点。为减少局部极大张角分类的多义性, 本文还利用了特征点之间的距离和相对位置以及与特征点相邻的张角幅值等信息, 并定义了相关的特征, 且所有这些特征(包括张角)在平移、旋转和均匀尺度变换下保持不变, 因而适合于目标识别, 同时用 Hopfield 神经网络来作全局特征匹配。由于该方法不要求目标轮廓曲线, 且可用多项式表达, 因而实现起来非常简单。文中还给出了应用实例, 结果表明, 该方法有较好的识别效果。

## 1 特征提取

设  $C(x, y)$  表示目标模型(景物)轮廓曲线(该曲线不一定是用多项式表达的), 该轮廓线上点  $p(X_i, Y_i)$  处的张角, 可以用余弦定理求出。当取  $p$  的相邻两点, 即步长为 1 时, 其张角的分辨率为  $\pi/4$ 。若取  $d > 1$ , 就可以改善张角的分辨率, 而且可得到较为平滑的张角曲线。为得到在不同尺度上的轮廓曲线的张角, 我们采用变步长来定义目标轮廓上的张角

$$\mathcal{Q}(i, d) = \pi - \cos^{-1} \left| \frac{[(X_{i+d} - X_i)^2 + (Y_{i+d} - Y_i)^2] + [(X_{i-d} - X_i)^2 + (Y_{i-d} - Y_i)^2] - [(X_{i+d} - X_{i-d})^2 + (Y_{i+d} - Y_{i-d})^2]}{2 \sqrt{[(X_{i+d} - X_i)^2 + (Y_{i+d} - Y_i)^2][(X_{i-d} - X_i)^2 + (Y_{i-d} - Y_i)^2]}} \right| \quad (1)$$

不难证明,  $\mathcal{Q}(i, d)$  在坐标的平移、旋转和均匀尺度变换下保持不变。

**证明** 在平移变换  $x' = x + \Delta x, y' = y + \Delta y$  情况下,

$$\begin{aligned} \mathcal{Q}'(i, d) &= \pi - \cos^{-1} \left| \frac{[(X'_{i+d} - X'_i)^2 + (Y'_{i+d} - Y'_i)^2] + [(X'_{i-d} - X'_i)^2 + (Y'_{i-d} - Y'_i)^2] - [(X'_{i+d} - X'_{i-d})^2 + (Y'_{i+d} - Y'_{i-d})^2]}{2 \sqrt{[(X'_{i+d} - X'_i)^2 + (Y'_{i+d} - Y'_i)^2][(X'_{i-d} - X'_i)^2 + (Y'_{i-d} - Y'_i)^2]}} \right| \\ &= \pi - \cos^{-1} \left| \frac{[(X_{i+d} + \Delta - X_i - \Delta)^2 + (Y_{i+d} + \Delta - Y_i - \Delta)^2] + [(X_{i-d} + \Delta - X_i - \Delta)^2 + (Y_{i-d} + \Delta - Y_i - \Delta)^2] - [(X_{i+d} + \Delta - X_{i-d} - \Delta)^2 + (Y_{i+d} + \Delta - Y_{i-d} - \Delta)^2]}{2 \sqrt{[(X_{i+d} + \Delta - X_i - \Delta)^2 + (Y_{i+d} + \Delta - Y_i - \Delta)^2][(X_{i-d} + \Delta - X_i - \Delta)^2 + (Y_{i-d} + \Delta - Y_i - \Delta)^2]}} \right| \\ &= \pi - \cos^{-1} \left| \frac{[(X_{i+d} - X_i)^2 + (Y_{i+d} - Y_i)^2] + [(X_{i-d} - X_i)^2 + (Y_{i-d} - Y_i)^2] - [(X_{i+d} - X_{i-d})^2 + (Y_{i+d} - Y_{i-d})^2]}{2 \sqrt{[(X_{i+d} - X_i)^2 + (Y_{i+d} - Y_i)^2][(X_{i-d} - X_i)^2 + (Y_{i-d} - Y_i)^2]}} \right| \\ &= \mathcal{Q}(i, d) \end{aligned}$$

在均匀尺度变换  $x' = \alpha x, y' = \alpha y$  情况下,

$$\begin{aligned} \mathcal{Q}'(i, d) &= \pi - \cos^{-1} \left| \frac{[(X'_{i+d} - X'_i)^2 + (Y'_{i+d} - Y'_i)^2] + [(X'_{i-d} - X'_i)^2 + (Y'_{i-d} - Y'_i)^2] - [(X'_{i+d} - X'_{i-d})^2 + (Y'_{i+d} - Y'_{i-d})^2]}{2 \sqrt{[(X'_{i+d} - X'_i)^2 + (Y'_{i+d} - Y'_i)^2][(X'_{i-d} - X'_i)^2 + (Y'_{i-d} - Y'_i)^2]}} \right| \\ &= \pi - \cos^{-1} \left| \frac{[(\alpha X_{i+d} - \alpha X_i)^2 + (\alpha Y_{i+d} - \alpha Y_i)^2] + [(\alpha X_{i-d} - \alpha X_i)^2 + (\alpha Y_{i-d} - \alpha Y_i)^2] - [(\alpha X_{i+d} - \alpha X_{i-d})^2 + (\alpha Y_{i+d} - \alpha Y_{i-d})^2]}{2 \sqrt{[(\alpha X_{i+d} - \alpha X_i)^2 + (\alpha Y_{i+d} - \alpha Y_i)^2][(\alpha X_{i-d} - \alpha X_i)^2 + (\alpha Y_{i-d} - \alpha Y_i)^2]}} \right| \\ &= \mathcal{Q}(i, d) \end{aligned}$$

在旋转变换  $x' = x \cos \theta + y \sin \theta, y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$  情况下,

$$\varphi'(i, d) = \pi - \cos^{-1} \left| \frac{[(X'_{i+d} - X'_i)^2 + (Y'_{i+d} - Y'_i)^2] + [(X'_{i-d} - X'_i)^2 + (Y'_{i-d} - Y'_i)^2] - [(X'_{i+d} - X'_{i-d})^2 + (Y'_{i+d} - Y'_{i-d})^2]}{2 \sqrt{[(X'_{i+d} - X'_i)^2 + (Y'_{i+d} - Y'_i)^2][(X'_{i-d} - X'_i)^2 + (Y'_{i-d} - Y'_i)^2]}} \right|$$

由于

$$[(X'_{i+d} - X'_i)^2 + (Y'_{i+d} - Y'_i)^2] = [((X_{i+d} - X_i) \cos \theta + (Y_{i+d} - Y_i) \sin \theta)^2 + (- (X_{i+d} - X_i) \sin \theta + (Y_{i+d} - Y_i) \cos \theta)^2] \\ = [(X_{i+d} - X_i)^2 + (Y_{i+d} - Y_i)^2]$$

同理

$$[(X'_{i-d} - X'_i)^2 + (Y'_{i-d} - Y'_i)^2] = [(X_{i-d} - X_i)^2 + (Y_{i-d} - Y_i)^2]; \\ [(X'_{i+d} - X'_{i-d})^2 + (Y'_{i+d} - Y'_{i-d})^2] = [(X_{i+d} - X_{i-d})^2 + (Y_{i+d} - Y_{i-d})^2];$$

故有

$$\varphi'(i, d) = \varphi(i, d)$$

证毕.

由于取不同的  $d$  值, 便可得到一组不同的张角曲线, 因此对于不同尺寸的目标, 都可以从中找到一个最适合描述该目标形状的张角曲线. 显然, 该张角曲线的极大值就对应于轮廓曲线的剧烈变化处. 我们将张角曲线的局部极大值所对应的点称作特征点.

除了张角外, 相邻两个特征点之间的距离具有平移和旋转变换不变的特性, 并且有较好的稳定性. 为利用好这个特征, 两个特征点之间的距离可取相对距离(即定义相对距离为该局部极大点与下个局部极大点之间的距离与该局部极大角所张的弦之比), 显然, 它在均匀尺度变换条件下也保持不变. 除此以外, 还利用了特征点和它相邻的两个特征点所形成的两条直线夹角的正切作为另一特征, 这一特征给出了两个特征点的相对位置信息, 并具有平移、旋转和均匀尺度变换不变的特点. 这样, 对每个特征点则定义了 6 组特征向量, 即该点的张角的幅值(局部极大值)、该点相邻的 4 个特征点张角幅值(左右各两个)、该点到它左、右邻特征点的相对距离、该点和与它相邻的两个特征点所连成的两直线在该点形成的夹角的正切等特征向量.

## 2 识别算法

如上所述, 本文是用一组特征来描述目标和景物的, 目标识别的任务就是要从景物中找出与目标对应的特征, 找出目标特征与景物特征之间的对应关系. 为将识别任务映射到 Hopfield 神经网络上可用神经元的值来表示这种对应关系. 图 1 中, 每个神经元的状态表明了二个特征点(结点)  $i$  和  $k$  (一个来自目标模型, 一个来自景物) 的匹配程度. 网络上的每个神经元与其它神经元都有连接. 神经元  $(i, k)$  与  $(j, l)$  之间的连接用  $T_{ijkl}$  表示, 因为  $T_{ijkl}$  与神经元  $(i, k)$  和  $(j, l)$  之间的相

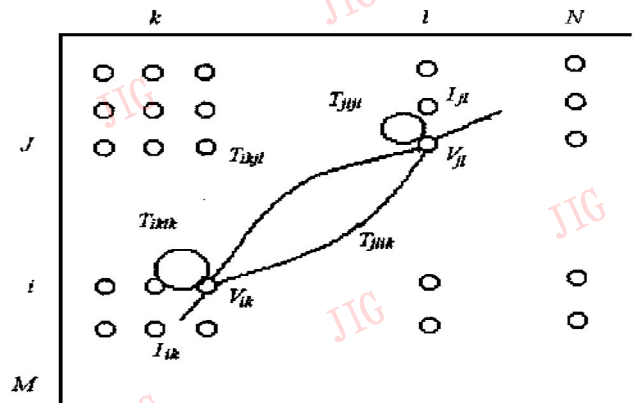


图 1 用于识别的神经网络结构

容程度有关, 且为初始化神经网络, 所以需要对每个神经元赋值. 如果目标模型中的某个结点的特征值与景物图象中某个结点的特征值之差在给定的容限内, 相应的神经元状态置为 1, 否则置为零.

为使  $M \times N$  神经网络完成特征匹配任务, 网络用一能量函数来描述, 且最低能量状态对应于最好的一组特征对应, 该能量函数由式(2)给出.

$$E = - \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N C_{ijkl} V_{ik} V_{jl} + \sum_{i=1}^M \left| 1 - \sum_{k=1}^N V_{ik} \right|^2 + \sum_{k=1}^N \left| 1 - \sum_{i=1}^M V_{ik} \right|^2 \quad (2)$$

式中, 第一项强调最低能量支持最佳的一组特征对应, 而其它两项强调网络中每一行或每一列只有一个神经元激活.

第  $i$  行第  $k$  列的神经元和第  $j$  行和第  $l$  列的神经元之间的兼容度定义为

$$C_{ijkl} = W_1 F \left| \sum_{m=1}^8 |f_{i,m} - f_{k,m}| \right| + W_2 F \left| \sum_{m=1}^8 |f_{j,m} - f_{l,m}| \right| + W_3 F |d_{i,j} - d_{k,l}| \quad (3)$$

式中,  $W_i (i= 1, 2, 3)$  是权因子,  $f_{i,m}$  和  $f_{j,m}$  分别是模型的第  $i$  个和第  $j$  个特征点的第  $m$  个特征分量,  $f_{k,m}$  和  $f_{l,m}$  分别是景物的第  $k$  个和第  $l$  个特征点的第  $m$  个特征分量,  $F(x)$  是梯状门限函数,  $d_{x,y}$  表示第  $x$  个特征点和第  $y$  个特征点之间的距离.

式(2)等价于将式(4)最小化.

$$E = - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N T_{ijkl} V_{ik} V_{jl} - \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^N I_{ik} V_{ik} \quad (4)$$

其中,

$$T_{ijkl} = C_{ijkl} - \delta_{ij} - \delta_{kl}, I_{ik} = 2 \quad (5)$$

另外,  $\sigma_{i,k}$  是定义在  $Z \times Z$  上的 Kronecker 符号,  $Z$  表示整数的集合,

$$\sigma_{i,k} = \begin{cases} 1, & j = k \\ 0, & j \neq k \end{cases}$$

特征匹配过程如下:

(1) 神经元初始化

$$V_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{if } \|f_i - f_k\| \leq \eta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

这里,  $f_i$  是景物的第  $i$  个特征点,  $f_k$  是目标模型的第  $k$  个特征点,  $\eta$  为门限值, 而且特征点之间的特征向量差, 已被归一化处理. 当它们的 8 个特征向量均不匹配时, 则其特征差为 1, 否则, 每有一个特征向量不匹配, 特征差便增加  $\frac{1}{8}$ . 一般说来, 在边界点至少有一个特征向量不匹配, 即与右邻(或左邻)特征点的相对距离不等. 因而,  $\eta$  至少要等于  $\frac{1}{8}$ , 在实验中我们取  $\eta = 0.35$ .

(2) 计算每个神经元的输入  $U_{ik}$

$$U_{ik} = \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^N (C_{ijkl} - \delta_{ij} - \delta_{kl}) V_{jl} + 2 \quad (7)$$

(3) 更新神经元状态

如果  $U_{ik} > 1.25$ , 则  $V_{ik} \rightarrow 1$ ,

如果  $U_{ik} < -1.25$ , 则  $V_{ik} \rightarrow 0$ ,

如果  $-1.25 \leq U_{ik} \leq 1.25$ , 则  $V_{ik}$  不变.

(4) 重复步骤(2)、(3), 直到收敛 网络的最终状态指示出特征对应.

该算法已在 PII 个人计算机上用 Matlab5.2 编程实现.

### 3 实验结果与讨论

我们用一个具体的实例来检验算法的性能, 图 2 和图 3 分别是目标(改锥)的轮廓图象和由这把改

锥和小刀堆放在一起形成的遮挡图象的轮廓, 图 2 和图 3 的上图纵坐标表示平面坐标系中的  $x$ , 横坐标表示  $y$ ; 下图纵坐标表示张角的幅值, 横坐标表示弧长. 检出的特征点用 \* 标记. 从左下角下面的特征点开始逆时针编号. 目标模型的轮廓有 11 个特征点, 景物轮廓有 18 个特征点.

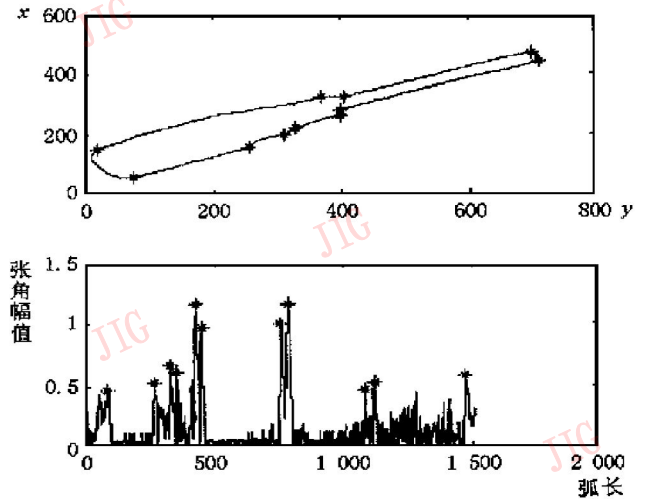


图 2 目标轮廓与检出的特征点

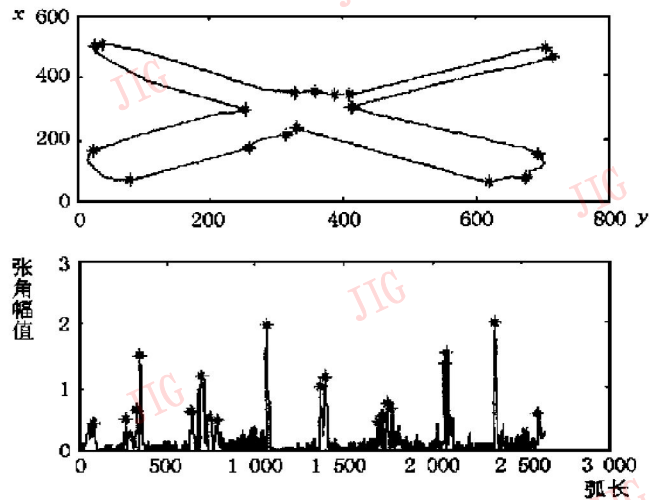


图 3 景物轮廓与检出的特征点

表 1 和表 2 是计算出的目标图象和景物图象的主要特征参数值: 第 3 列是局部极大角幅值, 第 2、4

表 1 目标图象的主要特征参数

特征点与相邻特征点夹角正切	与左相邻特征点相对距离	局部极大角幅值	与右相邻特征点相对距离
1.065 6	141.468 0	0.463 6	221.421 4
0.930 2	221.421 4	0.519 1	78.083 3
0.643 5	78.083 3	0.663 7	32.455 8
1.068 5	32.455 8	0.616 1	90.740 1
0.047 6	90.740 1	1.165 9	22.828 4
1.088 0	22.828 4	0.982 8	379.516 8
-0.392 3	379.516 8	1.010 4	36.142 1
1.108 5	36.142 1	1.159 7	354.475 2
1.516 8	354.475 2	0.463 6	40.485 3
1.114 1	40.485 3	0.528 1	427.416 3
-0.515 8	427.416 3	0.579 1	141.468 0

表2 景物图象的主要特征参数

特征点与相邻特征点夹角正切	与左相邻特征点相对距离	局部极大角幅值	与右相邻特征点相对距离
1.065 6	141.468 0	0.463 6	221.421 4
0.930 2	221.421 4	0.519 1	78.083 3
0.657 9	78.083 3	0.663 7	30.041 6
-1.033 9	30.041 6	1.506 4	361.830 5
1.390 9	361.830 5	0.643 5	66.355 3
0.209 4	66.355 3	1.190 3	102.982 8
-1.071 7	102.982 8	0.481 3	350.374 7
1.091 3	350.374 7	1.984 7	365.617 3
-0.392 3	365.617 3	1.010 4	36.142 1
1.108 5	36.142 1	1.159 7	354.475 2
1.421 9	354.475 2	0.463 6	23.071 1
-1.158 4	23.071 1	0.559 9	38.799 0
1.428 9	38.799 0	0.753 2	35.384 8
-1.076 0	35.384 8	0.670 5	364.203 1
1.042 7	364.203 1	1.373 4	23.313 7
-0.838 5	23.313 7	1.529 6	335.830 5
1.073 0	335.830 5	2.013 4	288.705 6
-0.515 8	288.705 6	0.579 1	141.468 0

列是特征点与左右相邻特征点的相对距离,第1列是特征点和与它相邻的两个特征点所形成的两直线在该点的夹角的正切.表3是神经网络的初态,表4是神经网络的终态.

表3 神经网络初态

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

表4 神经网络终态

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

本文提出了一种新的有遮挡的目标的识别方法.即利用简单的三角测量原理,就可很方便地测量出目标和景物轮廓的局部极大张角(作为特征点),并通过调整步长来得到最适合描述目标(景物)的张角曲线.为比较全面地描述目标(景物)和提高识别

的精度和效率,本文还利用了距离信息和特征点相对位置信息.由于所选出的含有这些信息的特征(包括张角)在平移、旋转和均匀尺度变换下保持不变,因而适合于目标识别.实验结果表明,我们提出的方法是有效的,实现起来是容易的.

参考文献

- 1 Price K. Hierarchical matching using relaxation, Computer Vision Graphics Image Process, 1986, 34: 66~ 75.
- 2 Koch M W, Kashyap R L. Using polygons to recognize and locate partially occluded objects. IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intelligence, 1987, PAMI-9: 383~ 394.
- 3 Bhanu B, Ming J C. Recognition of: a cluster structure algorithm. Pattern Recognition, 1987, 20: 199~ 211.
- 4 Stanfield J L. Conclusions from commodity expert project, AI Memo 601, Mass. Inst. Tech. AI Lab., Cambridge, Massachusetts, 1980.
- 5 Mokhtarian F, Mackworth A. Scale-based description and recognition of planar curves and two-dimensional shapes. IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intelligence, 1986, PAMI-8: 34 ~ 43.



**陈振羽** 1958年生,1982年大学毕业,1990年获硕士学位,现为第二炮兵指挥学院副教授,华中理工大学模式识别与智能控制专业博士研究生.主要研究方向为图象处理与智能控制、计算机视觉、人工智能、信号分析、通信.



**李德华** 1946年生,教授,博士生导师.华中理工大学图象识别与人工智能研究所人工智能研究室主任,国家基础研究“攀登计划”认知科学若干重大前沿问题研究项目专家委员会委员,国务院政府特殊津贴获得者.



**周 焰** 1966年生,1988年大学毕业,1991年获硕士学位,现为华中理工大学模式识别与智能控制专业博士研究生.主要研究方向为图象处理与智能控制、人工智能、思维科学、非线性动力学、神经网络、多媒体技术.



**王祖喜** 1964年生,华中理工大学模式识别与智能控制专业博士研究生.主要研究方向为图象处理与智能控制、人工智能、思维科学、非线性动力学、应用数学.