

# 基于 BP 神经网络的图像形状识别

张 华<sup>1</sup> 张 淼<sup>1</sup> 刘 巍<sup>2</sup> 孟祥增<sup>3</sup>

(哈尔滨工业大学(威海)计算机科学与技术学院 威海 264209)<sup>1</sup>

(烟台市国税局信息中心 烟台 264000)<sup>2</sup> (山东师范大学传播学院 济南 250014)<sup>3</sup>

**摘 要** 图像形状特征的提取和描述方法是基于形状的图像检索的重要研究内容,本文根据形状特征的描述方法,对提取的形状特征参数抽取一组特征值,形成特征向量,并进行归一化,然后利用 BP 神经网络进行形状识别,取得了较好的实验效果,对基于形状的图像检索具有一定的指导意义。

**关键词** BP 神经网络,形状特征,形状识别

## Recognition of Shape Based on BP Neural Network

ZHANG Hua<sup>1</sup> ZHANG Miao<sup>1</sup> LIU Wei<sup>2</sup> MENG Xiang-Zeng<sup>3</sup>

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology at Weihai, Weihai 264209)<sup>1</sup>

(Information Center, National Tax Bureau at Yantai, Yantai 264000)<sup>2</sup> (School of Communications, Shandong Normal University, Jinan 250014)<sup>3</sup>

**Abstract** The extraction and description of shape features is one of most important part of shape-based image retrieval. In this paper, we took out some crucial shape features as feature vector which was standardized to recognise shape by BP neural network. The experiment showed that using BP neural network to recognize the image shape is effective, so it is very significative to shape-based image retrieval.

**Keywords** BP neural network, Shape features, Recognition of shape

## 1 引言

基于内容的图像检索(CBIR)是当前多媒体检索技术的热点之一,它直接对图像内容(如图像的颜色、形状、纹理、背景等)进行分析,并对图像特征进行合理的描述,使得检索过程更加有效,更能适应人的视觉特征。形状是图像最显著的视觉特征之一,因此,基于形状的图像检索是基于内容的图像检索的一个十分重要的方面。基于形状的图像检索通过提取物体的形状特征,利用形状特征间的相似度实现图像的检索。本文在提取图像形状特征参数的基础上,利用 BP 神经网络的方法,对描述图像形状的特征参数进行训练,以期达到精确识别形状的目的。

## 2 图像形状的特征描述方法

形状是物体最显著的核心特征,在物体识别中起着重要的作用,人们对物体的最初认识就是从形状开始的。图像经过边缘提取和图像分割以后,就会得到物体边缘和区域,物体的形状特征往往包含于物体的边缘和区域当中。

### 2.1 内部参数描述方法

内部参数方法主要是通过物体区域内的所有像素点的集合来获得对物体形状特征参数的描述。这些参数可以是几何参数,也可以是密度参数,还可以是区域 2-D 变换(如傅立叶变换和小波变换)的系数能量谱。人们已提出了许多不同的形状描述方法,比较典型的有不变矩法、傅立叶变换、边缘直方图法、小波重要系数法、小波轮廓表示法、几何参数法等<sup>[1,2]</sup>。

### 2.2 基于边界的外部参数描述法

形状特征的外部参数方法主要通过对物体的外围轮廓的分析来提取形状参数。基于外部参数的形状特征既可根据目标轮廓的全局特性(如边界长度)来获得,也可根据其局部特性(如曲率)来获得。傅立叶描绘子和边缘方向直方图就属于外部参数形状描述法<sup>[3]</sup>。

## 3 BP 神经网络基本原理

BP 神经网络是基于误差反向传播算法(BP 算法)的多层前向神经网络,是一种有监督的学习。典型的 BP 网络是三层网络,包括输入层、隐含层和输出层,结构模型如图 1 所示。BP 网络的学习由四个过程组成,即:

1)输入模式由输入层经隐藏层向输出层的“模式顺传播”过程;也称向前传播阶段;

2)网络的希望输出与网络实际输出之差的误差信号由输出层经隐藏层向输入层逐层修正连接权的“误差逆传播”过程;也称向后传播阶段;

3)由“模式顺传播”与“误差逆传播”的反复交替进行的网络“记忆训练”过程;

4)网络趋向收敛即网络的全局误差趋向极小值的“学习收敛”过程。

BP 网络的数学模型如下:

隐层节点  $j$  输出和输入节点  $p$  的关系为:

$$S_{pj}^h = \sum_i \omega_{pi}^h x_{pi}, O_{pj}^h = f_j^h(S_{pj}^h) \quad (1)$$

输出节点  $k$  和隐层输出节点  $p$  的关系为:

张 华 硕士,研究方向:Web 信息提取,ERP,多媒体技术。张 淼 理学硕士,研究方向:人工智能,ERP。刘 巍 理学硕士,研究方向:基于内容的图像检索。孟祥增 博士,教授,研究方向:多媒体技术。

$$S_{pk} = \sum_j w_{kj} O_{pj}^h, O_{pk}^o = f^o(S_{pk}) \quad (2)$$

则误差  $\delta_{pk}$  为:

$$\delta_{pk} = (t_{pk} - O_{pk}^o) \quad (3)$$

学习的目的是要使以下定义的误差平方和最小, 即  $E_p$  取最小值,

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \delta_{pk}^2 = \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - O_{pk}^o)^2 \quad (4)$$

对式(4)求偏导得二个权值改变的重要公式

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \delta_{pk} O_{pj}^h$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_{pj}^h x_{pi} \quad (5)$$

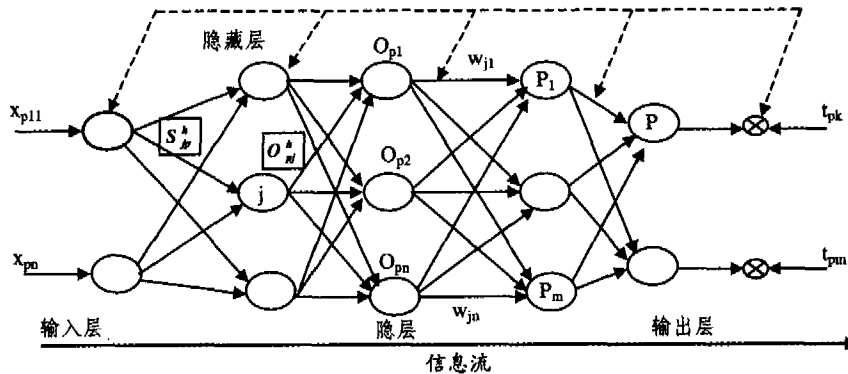


图 1 BP 网络结构模型图

神经网络按照式(5)不断对各层神经元的权值进行调整, 直到误差达到最小值。理论已经证明, 当隐藏层的神经元数目足够多时, 可以任意精度的逼近任何一个具有有限间断点的非线性函数<sup>[4]</sup>。

## 4 形状的识别

### 4.1 形状识别策略

这里主要对三角形、正方形、矩形、梯形、平行四边形、菱形、圆形、椭圆形、拱形、月牙形、扇形等基本形状进行识别, 并对这些基本形状采用层次化方法进行了分类, 分类形式如图 2 所示。在识别过程中, 对形状参数有明显区别的 shape, 采用形状参数直接识别, 如条形的扁度、矩形的矩形度、圆形的圆形度等; 其它的 shape 则采用 BP 神经网络进行模糊分类。形状识别步骤如下。

采用层次化多种分类方法可以提高识别效率, 减少模糊分类的数目, 提高利用神经网络进行模糊识别的正确率。分

类识别的具体步骤如下:

- ① 根据形状的扁度将其分为条形(扁度 > 5)和块状;
- ② 根据内角落在区间  $[135^\circ, 225^\circ]$  内的比率将块状分为弧边形(比率 > 80%)和多边形;
- ③ 在弧边形里, 利用圆形度识别出圆形(圆形 > 0.9), 再根据欧拉数识别环形(环形的欧拉数为 0); 对于其它弧边形, 利用 BP 神经网络模糊识别椭圆、扇形、拱形、月牙形;
- ④ 在多边形中, 根据形状的凹度将多边形分为凸多边形和凹多边形(凹度 > 0.8);
- ⑤ 在凸多边形中, 根据矩形度识别出正方形和矩形(矩形度 > 0.9), 然后再根据扁度区分正方形和矩形(扁度 > 1.2); 对于其它凸多边形, 利用 BP 神经网络识别三角形、梯形、平行四边形、菱形, 剩余的为任意凸多边形;
- ⑥ 在凹多边形中, 利用 BP 神经网络识别丁字形、十字形、五角星形、北极星形, 余者为任意凹多边形。

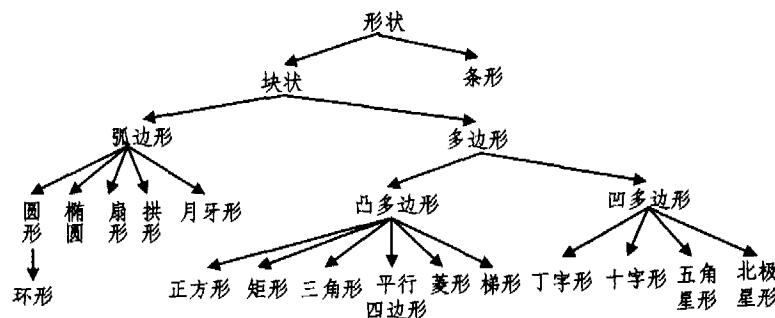


图 2 形状层次识别图

根据以上策略, 利用 Matlab 神经网络工具箱构建 BP 神经网络进行模糊识别。将 7 个不变距、圆形度、凹度、图形的扁度、球形度、矩形度 12 个参数作为神经网络的输入矢量, 神经元隐藏层的传递函数采用对数 Sigmoid 函数, 输出层神经元的传递函数采用 Purelin 函数, 使用 Trainlm 函数实现样本的批量训练。设  $P$  为训练样本矢量集,  $T$  为对应的目标样本矢量集,  $G$  为测试样本矢量集,  $V$  为最后识别的结果集, 则可通过下式进行 BP 网络的训练和仿真。

$$[w1, b1, w2, b2] = \text{initff}(p, 8, 'Logsig', T, 'Purelin')$$

$$[w1, b] [w1, b1, w2, b2, te, tr] = \text{trainlm}(w1, b1, 'Logsig', w2, b2, 'Purelin', P, T, tp)$$

$$V = \text{simuff}(G, w1, b1, 'Logsig', w2, b2, 'Purelin') \quad (6)$$

### 4.2 实验结果及分析

为了检测识别的效果, 我们引入了准确率和正确率两个概念, 其定义如下<sup>[5]</sup>:

$$\text{准确率 (Precision)} = \frac{\text{正确识别的图像数}}{\text{应正确识别的图像数}} \quad (7)$$

$$\text{正确率 (Accuracy)} = \frac{\text{正确识别的图像数}}{\text{所有识别的图像数}} \quad (8)$$

结合图 2,根据扁度分出条形和块形后,通过内角直方图将块形分成两大类:多边形和弧形。我们对 120 幅多边形图片和 100 幅弧形图片进行了测试,其中,102 幅多边形图片和 84 幅弧形图片可以正确分类,多边形的识别正确率为 86.44%,准确率为 85%,弧形的识别正确率为 82.35%,准确率为 84%。造成错误分类的主要原因是这些图片并不是严格意义上的弧形和多边形,多边形中的一些图形有比较光滑的边沿,因而被错误地认为是弧形,而弧形中的一些图形边沿不是很光滑,因而被错误地认为是多边形,如图 3 所示。

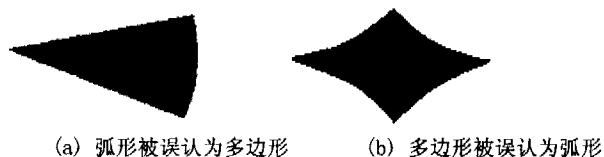


图 3 弧形和多边形识别错误示例

识别多边形后,利用凹度将多边形分为凸多边形和凹多边形。我们对 80 幅凸多边形和 80 幅凹多边形进行了测试,由于凸多边形和凹多边形的凹度参数有明显的区别,因此全部分类正确,正确率和准确率均为 100%。

区分出多边形和弧形后,对弧形中的圆形通过圆弧度进行识别,我们对 60 幅圆形和 60 幅其它形状的图形进行了测试,57 幅图形被识别为圆形,正确率为 100%,准确率为 95%。对弧形中的椭圆、扇形、拱形、月牙形;凸多边形中的三角形、梯形、平行四边形、菱形,凹多边形中的丁字形、十字形、五角星形、北极星形,借助 BP 神经网络进行模糊识别。

我们对每一类形状用 60 幅作为训练样本进行训练,然后用另 60 幅作为实验样本进行测试,实验结果如表 1 所示。

表 1(a) 弧形模糊识别结果

|      | 椭圆     | 扇形     | 拱形     | 月牙形    |
|------|--------|--------|--------|--------|
| 正确率% | 80.00% | 78.69% | 88.13% | 85.00% |
| 准确率% | 80.00% | 80.00% | 86.67% | 85.00% |

表 1(b) 凸多边形模糊识别结果

|      | 三角形 | 平行四边形  | 菱形   | 梯形  |
|------|-----|--------|------|-----|
| 正确率% | 94% | 90.91% | 100% | 95% |
| 准确率% | 80% | 100%   | 75%  | 95% |

表 1(c) 凹多边形模糊识别结果

|      | 丁字形 | 十字形    | 五角星  | 北极星    |
|------|-----|--------|------|--------|
| 正确率% | 70% | 81.82% | 100% | 77.78% |
| 准确率% | 90% | 90%    | 90%  | 80%    |

造成错误分类的原因主要有三点:一是每一类训练样本和测试样本都是手工绘制的,不是严格意义上的该形状。因此,有些形状虽然分属两类,但它们的参数可能很相近;二是测试结果和提取的形状特征参数向量息息相关,形状特征参数选取不合适也会造成识别错误,因此,需要对形状特征参数提取做进一步的研究;三是 BP 网络自身的局限性,随着模式类别的增多,神经网络的识别率急剧下降,并且,神经网络识别率和样本的数量和质量有很大的关系。

**结论** 利用神经网络对形状进行模糊识别的过程中,训练样本的数量和质量对实验结果有着很大影响,因此需要加强样本库的建设,这也是一件费时费力的事情。神经网络虽然在模式识别领域表现出一定的优势和潜力,但是目前神经网络尚不能有效地解决大数据量或大规模的模式识别问题,随着模式类别的增多,神经网络的识别率急剧下降,因此,要对复杂的形状进行识别,有待于神经网络的进一步发展。

### 参考文献

- 1 田玉敏,林高全. 基于颜色特征的彩色图像检索方法. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2002, 9: 43~46
- 2 章毓晋. 图像处理和分析. 北京:清华大学出版社, 1999. 218~236
- 3 章毓晋. 基于内容的视觉信息的检索. 北京:科学出版社, 2003. 102~120
- 4 蒋宗礼. 人工神经网络导论. 北京:高等教育出版社, 2001
- 5 何强,何英. MATLAB 扩展编程. 北京:清华大学出版社, 2002

(上接第 176 页)

工输入需用表单收集的数据,然后借助工具自动执行测试用例。

**结束语** 随着新技术的不断涌现,商业机会的增多,Web 应用软件的使用更为广泛,而用户需求的不断变化,使其修改也日趋频繁。为了保证越来越复杂的 Web 应用软件的质量和可靠性,使其具有良好的交互性、安全性和分布性,Web 应用软件测试将会扮演更加重要的角色,引起人们更多的关注。本文首先描述了 Web 应用软件的特点和测试的必要性,接着讨论了 Web 应用软件测试领域一些较有影响的模型、策略和方法,最后提出了一种基于 Petri 网的 Web 链接模型,以便抛砖引玉,促进对 Web 应用软件测试的进一步研究。

### 参考文献

- 1 Di Lucca G, Fasolino A R, Faralli F, et al. Testing web application. IEEE Computer, 2002
- 2 Ricca F, Tonella P. Analysis and testing of web application. IEEE Computer, 2001
- 3 Kung D C, Liu C H. An Object-oriented web test model for tes-

ting web application. IEEE Computer, 2002

- 4 Liu Chien-Hung Liu, Kung D C, Hsia P. Structural testing of web application. IEEE Computer, 2000
- 5 Conallen J. Building Web Application With UML, Reading: Addison Wesley Publishing Company, 2000
- 6 Miller E. The web site quality challenge; [companion paper: "web-site testing"]. In: Proc. of QW'98, 11th Annual Intl. Software Quality Week, San Francisco, CA, USA, May 1998
- 7 Isakowitz T, Kamis A, Koufar M. Extending rmm: Russian dolls and hypertext. In: Proc. of HICSS-30, 1997
- 8 许蕾,许宝文,陈振强. Web 测试综述. 计算机科学, 2003(3)
- 9 Weyuker E J, vokolos F I. Experience with performance testing of software systems: Issues, an approach, and case study. IEEE Computer, 2002
- 10 Load, Stress, and Scalability Testing. <http://www.telsoft-inc.com/web-load.html>
- 11 Regression Testing. <http://www.telsoft-inc.com/web-regression.html>
- 12 Tonella P, Ricca F. Dynamic Model Extraction and Statistical Analysis of Web Applications. IEEE Computer, 2002