

基于仿生模式识别的构造型神经网络分类方法

王宪保^{1),2)} 周德龙¹⁾ 王守觉^{2),3)}

¹⁾(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310014)

²⁾(浙江工业大学智能信息系统研究所 杭州 310014)

³⁾(中国科学院半导体研究所神经网络实验室 北京 100083)

摘 要 提出了一种基于仿生模式识别理论的神经网络构造方法. 仿生模式理论认为:“同类而不完全相等的事物之间,必至少存在一个渐变过程,在这个渐变过程中间的各事物都是属于同一类的”. 利用这一理论,从不同结构神经元模型在高维空间中的几何意义出发,通过对一种新型的神经网络的构造,实现了对不同类样本在高维空间中形成的不同形状几何体的覆盖,从而达到分类的目的. 通过双螺旋曲线的分类实验,证明了这种神经网络具有很好的识别效果.

关键词 模式识别; 神经元; 神经网络; 构造型神经网络; 几何体覆盖; 高维空间

中图法分类号 TP18

Constructive Neuron Networks Classification Algorithm Based on Biomimetic Pattern Recognition

WANG Xian-Bao^{1),2)} ZHOU De-Long¹⁾ WANG Shou-Jue^{2),3)}

¹⁾(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

²⁾(Institute of Intelligent Information System, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

³⁾(Laboratory of Artificial Neural Networks, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083)

Abstract In this paper, based on Biomimetic Pattern Recognition theory, a Constructive Neuron Networks Classification Algorithm is proposed. The theory believes that: There exists at least one gradual change course between two things and all the things in this gradual change course belong to the same class, if these two things belong to the same class. Analyzing the geometry meaning of different structure neurons in high dimensional space, high dimensional geometrical distribution of the sample set in the feature space can be covered by constructing a new type of ANN. The high recognition rate of the double screw curves experiment has proved the validity of the new algorithm.

Keywords pattern recognition; neuron; neural networks; constructive neuron networks; geometrical distribution; high dimensional space

1 引 言

模式识别作为人工智能的一个重要研究领域,

已有几十年的发展历史. 它所研究的理论和方法在很多科学和技术领域中得到了广泛的重视和应用. 但是,由于模式识别涉及到很多复杂问题,现有的一些理论和方法还很难满足众多的实际需要.

收稿日期:2006-03-08;最终修改稿收到日期:2007-08-23. 本课题得到国家自然科学基金(60572077)资助. 王宪保,男,1977年生,博士研究生,讲师,主要从事模式识别和神经网络方面的研究. E-mail: wxb@zjut.edu.cn. 周德龙,男,1966年生,博士,副教授,主要从事图像处理、模式识别、智能系统等方面的研究工作. 王守觉,男,1925年生,中国科学院院士,现从事半导体超高速电路与人工神经网络算法、模型、硬件和应用的研究.

统计模式识别是最先提出的一种模式识别方法.它首先通过观察和测量,对待识别模式提取一组统计特征,并将其表示为一个量化的特征矢量,然后再用某种判决函数设计的分类器对它进行分类^[1].统计方法中有许多理论(如似然法)都是有关样本概率分布估计的,其中许多估计方法都是用形式和数目预先确定的分布函数的线性组合(如高斯函数)去逼近样本的分布,这在实际问题中是很难做到的^[2].结构模式识别把一些比较复杂的模式化为若干较简单的子模式,子模式又分为若干基元,然后通过对基元的识别来识别子模式,最后达到识别模式的目标.这种识别方法在基元的选择与抽取上没有好的方法,而且在模式结构的描述上具有很大的难度.模糊模式识别理论近年来也收到了良好的识别效果.这一方面是由于世界上的事物大多是不分明、不清晰的,具有不同程度的模糊性,另一方面是由于人们对事物的识别具有不精确的特点.模糊模式识别技术是建筑在模糊集理论基础上的,其关键是建立性能良好的隶属函数.

仿生模式识别^[3]自从被提出以后,已用于实物目标识别、人脸确认^[4]和人脸识别^[5]等研究,并在与传统模式识别的比较中,显示出其在识别效果上的优越性.本文从仿生模式识别理论出发,通过分析不同神经元数学模型在高维空间中的几何意义,提出了一种新的构造型神经网络分类算法.该算法充分考虑了每一类样本内部的关系特性,构造的神经网络能在特征空间中形成对一类类样本的最佳覆盖,算法简单,几何意义明确.通过对双螺旋曲线进行分类实验,结果表明,本文算法相对于传统的神经网络,具有训练时间短、正确率高的优点.

2 仿生模式识别基本原理简介

仿生模式识别理论认为,自然界任何欲被认识的两个“同源”同类而不完全相等的事物(详见文献[3]),而这两个事物的差别是可以渐变的或非量子化的,则这两个同类事物之间必至少存在一个渐变过程,在这个渐变过程中间的各事物都是属于同一类的.以数学公式描述为:

设特征空间 R_n 中所有属于 A 类事物的全体所做成的点集为 A ,若集合 A 中存在任意两个元素 x 与 y ,则对 ϵ 为任意大于零的值时,必定存在集合 B ,使

$$B = \{x_1, x_2, \dots, x_n \mid x_1 = x, x_n = y, \\ n \subset N, \rho(x_m, x_{m+1}) < \epsilon, \epsilon > 0, \\ n-1 \geq m \geq 1, m \subset N\}, B \subset A.$$

在特征空间 R_n 中同类样本点之间所存在的这个连续性规律超出了传统模式识别与学习理论的基本假定,该假定认为“可用的信息都包含在训练集中”.但这个连续性规律却是客观世界中人类直观认识范围的客观存在的规律;因而也是仿生模式识别中用来作为样本点分布的“先验知识”,从而来提高对事物的认识能力.

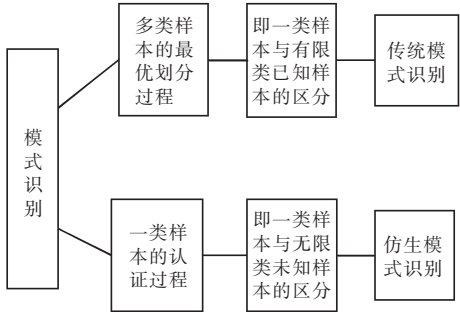


图1 仿生模式识别与传统模式识别的比较

在仿生模式识别中引入了特征空间中同类样本的连续性规律后,对一类事物的“认识”,实质上就是对这类事物的全体在特征空间中形成的无穷点集合的“形状”的分析和“认识”.因而,与传统模式识别中把不同类样本在特征空间中的最佳划分作为目标不同,仿生模式识别是以一类样本在特征空间的分布的最佳覆盖作为目标.一个神经元,可以是一个超平面或超曲面,也可以是多种多样的复杂的封闭超曲面^[6].因而,人工神经网络是实现仿生模式识别的十分合适的手段.

3 神经元模型在高维空间中的解释

广义地看待一个人工神经元,其基本运算公式为^[7]

$$Y = f[\Phi(x_1, x_2, \dots, x_n) - \theta] \tag{1}$$

式中, f 为神经元非线性输出转移函数, θ 为神经元阈值, $\Phi(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为包括各权值在内的神经元的基本运算规则.对于 BP 网络的神经元,在转移函数为硬限幅时,神经元函数的基为

$$\Phi(x_1, x_2, \dots, x_n) - \theta = \sum_{i=0}^n \omega_i x_i - \theta = 0 \tag{2}$$

此时,神经元的功能就是在高维输入空间中作一个超平面,输入位于此超平面的一侧时其输出为 1,而在另一侧时输出为 0.这种功能常用于模式分类器中,但由于它是把一个无限空间划分为两个无限空间,在类别较多且非线性时,不能对特征空间中的所有类进行很好的划分,在实际应用中得不到很好的识别效果.

对于 RBF 网络的神经元,在转移函数为硬限幅时,神经元函数的基为

$$\Phi(x_1, x_2, \dots, x_n) - \theta = \sum_{i=0}^n [(x_i - \omega_i)^2]^{\frac{1}{2}} - \theta = 0 \quad (3)$$

该神经元相当于在输入空间中以核心 ω 为球心,以 θ 为半径作一个超球面.当输入点在此超球面内时输出为 1,在超球面以外时输出为 0.它把一个无限空间分为一个有限空间和一个无限空间,且分界面是非线性的,所以在模式分类时,它的性能优于超平面神经网络. RBF 神经元是一种最简单的封闭超曲面高阶神经元,不会根据不同模式具体的分布信息来改变自身的形状,它的使用也具有很大的局限性.

再次分析式(2)神经元,它实际上又是描述一个已知矢量与未知矢量的点积.由余弦定理可知,它是一个角度问题(或者说是两点之间的位置方向问题).式(3)神经元描述的是一个未知点到一个已知点的距离问题(在高维空间中,若规定了原点,则矢量和点的概念是一致的).方向与距离是描述高维空间中点与点之间关系的两个最基本、最重要的概念,用这两种神经元组合构造的神经网络,也必将能描绘出不同模式在特征空间中形成的复杂几何体.下面就介绍和讨论用这两种不同结构的神经元构造的神经网络实现仿生模式识别的实例.

4 神经网络构造算法

根据仿生模式识别理论,同一类样本在高维空间中的分布表现为一个复杂的几何体.要实现对这个几何体的覆盖是非常困难的.首先实现对多个简单几何体的覆盖,然后通过对简单几何体合并或相交的方法实现对复杂几何体的覆盖是个有效的方法^[8].我们首先考虑一个简单的情况.若模式的样本点在特征空间中是一维流形分布的(这在许多实验和应用中是普遍存在的,详见第 6 节),在考虑其他方向存在噪声干扰的情况下,模式在特征空间中的形状可以看作一个一维流形曲线与 n 维超球的拓扑乘积.为了实际用神经网络中若干神经元来实现近似覆盖,我们用若干首尾相连的直线段来近似这个流形曲线,折线与 n 维超球的拓扑乘积就是所求.

设在特征空间 R^n 中,样本集合为 $S = \{S_i, i = 1, 2, \dots, m, m \text{ 为样本数}\}$, $S_i = (s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,n})$,样本按其下标系数呈一维流形分布. $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$

为输入矢量.

首先实现对单个直线段区域的覆盖.由几何知识可知,此覆盖就是求取到空间一直线段距离小于某一值 k 的区域.为了便于求取,我们首先把区域分为 1, 2, 3 三部分,如图 2 所示.

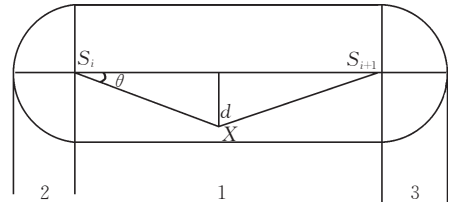


图 2 直线段覆盖示意图

(i) 当 \mathbf{X} 到线段的投影在区域 1 内,如图 2 所示,距离 d 就是所求.则

$$\cos(\theta) = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - s_{i,j})(s_{i+1,j} - s_{i,j})}{\|\mathbf{X} - S_i\| \|S_{i+1} - S_i\|} \quad (4)$$

所以

$$d = \sqrt{\|\mathbf{X} - S_i\|^2 - \|\mathbf{X} - S_i\|^2 \cos^2(\theta)} \quad (5)$$

把式(4)代入式(5)

$$d = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - s_{i,j})^2 - \left(\sum_{j=1}^n \omega_{i,j} x_j - \beta_i\right)^2} \quad (6)$$

其中, $\omega_{i,j} = \frac{(s_{i+1,j} - s_{i,j})}{\|S_{i+1} - S_i\|}$, $\beta_i = \sum_{j=1}^n \frac{(s_{i+1,j} - s_{i,j}) s_{i,j}}{\|S_{i+1} - S_i\|}$.

(ii) 当 \mathbf{X} 到线段的投影在区域 2 内,则

$$d = \|\mathbf{X} - S_i\| \quad (7)$$

(iii) 当 \mathbf{X} 到线段的投影在区域 3 内,则

$$d = \|\mathbf{X} - S_{i+1}\| \quad (8)$$

考虑所有样本,由以上可知,此神经网络可由三层神经元来实现.如图 3 所示.

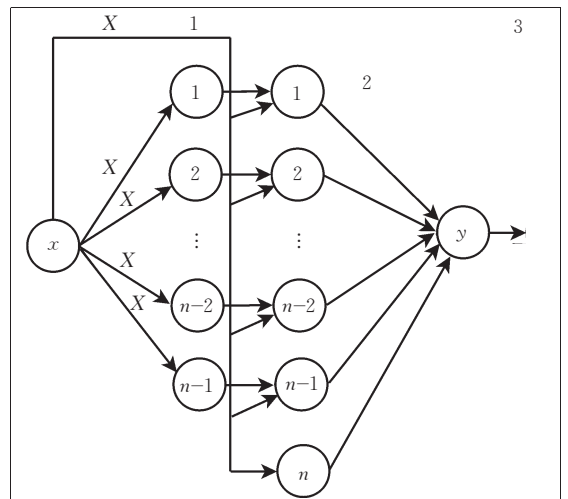


图 3 神经网络结构模型

第一层就是 BP 网络的神经元模型:

$$Y_{1,i} = f_{1,i} \left(\sum_{j=1}^n \omega_{i,j}^1 x_j - \beta_i \right), i \in Z^+, \text{ 且 } i < m \quad (9)$$

其中, $f_{1,i}(t) = \begin{cases} 0, & t < 0 \text{ 或 } t > \|S_{i+1} - S_i\| \\ t, & \text{其它} \end{cases}$, $\omega_{i,j} =$

$$\frac{(S_{i+1,j} - S_{i,j})}{\|S_{i+1} - S_i\|}, \beta_i = \sum_{j=1}^n \frac{(S_{i+1,j} - S_{i,j}) S_{i,j}}{\|S_{i+1} - S_i\|}.$$

第二层是 RBF 神经元模型:

$$Y_{2,i} = f_{2,i} \left(\sum_{j=1}^n (x_j - \omega_{i,j}^2)^2 - Y_{1,i} - \theta \right), i \in Z^+, \text{ 且 } i \leq m \quad (10)$$

其中, $f_{2,i}(t) = \begin{cases} 0, & t > 0 \\ 1, & t \leq 0 \end{cases}$, $\omega_{i,j}^2 = s_{i,j}$, $\theta = k^2$, k 为 n 维超球的半径. 当与 $Y_{2,i}$ 相连的 $Y_{1,i}$ 不存在时, 以 $Y_{1,i} = 0$ 计算.

第三层是输出层, 其数学模型为

$$Y_3 = f_3 \left(\sum_{i=1}^m Y_{2,i} \right) \quad (11)$$

其中, $f_3(t) = \begin{cases} 1, & t > 0 \\ 0, & t \leq 0 \end{cases}$.

此网络实现的就是折线与半径为 k 的 n 超球的拓扑乘积的覆盖. 当样本在覆盖范围内时, 输出为 1, 在范围之外时, 输出为 0. 此网络共需要 $2m$ 个神经元.

5 性能分析

(1) 本文算法是一种构造的方法, 网络参数 ω_i , β_i 都是根据样本计算得到的, 其训练时间就是计算时间, 也不存在收敛性的问题;

(2) 网络中神经元的个数是由样本个数决定的, 避免了传统神经网络选择隐层节点数的难题;

(3) 由于本算法是在充分考虑了噪声的情况下实现的, 所以具有很好的抗噪声能力;

(4) 在实际的网络构造过程中, 为了减少神经元的个数, 用某种预处理方法对样本进行筛选, 选取一些具有代表性的样本进行训练是必要的.

6 实验及结果

双螺旋曲线的识别是一个典型的非线性分类问题^[9], 目前已成为人们验证分类算法的重要标准. 在文献[10]中, 作者试图利用 BP 算法求解双螺旋问题, 但是没有成功; 文献[11]提出“生成-收缩”法, 来

求解双螺旋问题, 但正确率只有 89.6%. 文献[12]提出“级联”神经网络, 使用超过 10 层神经网络来处理同一问题, 但结果也不甚理想. 文献[2]通过构造 RBF 神经网络来解决这一问题, 取得了不错的效果. 但上述算法都是基于已知样本对无限空间进行划分的, 当加入新的样本时, 必须对整个网络重新进行训练. 对未训练的模式类进行识别时, 其结果也是不确定的. 由于每一条螺旋曲线是二维平面上的一维流形曲线, 所以用本文的识别算法完全可以实现.

双螺旋曲线是由极坐标方程 $r = \theta$ 和 $r = -\theta$ ($\pi/2 \leq \theta \leq 6\pi$) 两条曲线相互缠绕而成. 分别取 34 个点, 其 θ 值为 $\theta = \pi/2 + i\pi/6$, $i = 0, 1, 2, \dots, 33$, 作为训练样本集. 见图 4 中“○”和“●”所在位置. 在双螺旋曲线上随机各取 10000 个点, 共 20000 个点, 作为已知类测试样本集. 为了更好地验证本文算法的性能, 选取第三条螺旋曲线 $r = \theta - \pi/2$, $\pi/2 \leq \theta \leq 6\pi$, 见图 4 中标有“+”的曲线. 在此曲线上随即取 10000 个点, 作为未知类测试样本集.

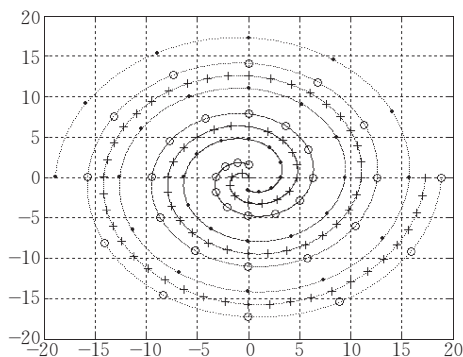


图 4 样本集组成示意图

(1) 首先对训练样本集两类, 每类 34 个样本, 共 68 个样本, 以统一的距离参数 k 分别建立网络. 神经元个数为训练样本数的 2 倍.

(2) 把训练样本集、已知类测试样本集共 20068 个样本作为正确识别率的测试样本, 神经网络输出结果都为 1, 正确识别率为 100%, 全部被正确识别.

(3) 把未知类测试样本集共 10000 个样本作为拒绝识别的测试样本, 神经网络输出结果都为 0, 正确识别率为 100%, 全部被拒识, 无一错识.

7 讨论与结论

由以上实验结果说明:

(1) 根据先验知识, 基于仿生模式识别理论, 能用较少的样本构造出性能良好的识别网络, 该网络

是对样本一类类分别训练认识的,对新增加样本的训练不会影响原有识别知识,对其他相似类的未训练样本也不会误识.

(2) 该网络使用了两种不同结构的神经元来构造网络,突破了传统使用单一结构神经元模型构造神经网络的局限性,为神经网络的构造提供了更广阔的方法和途径.

(3) 从高维空间几何角度来考虑神经元和神经网络问题,物理意义更加明确,是实现模式识别等人工智能领域的崭新发展方向.

(4) 该实验实例是低维空间中的一维流形实例,易于神经网络的覆盖算法的实现,如在高维空间中对多维流形进行覆盖,将会比较复杂.

(5) 距离 k , 即网络的判别阈值,是在综合考虑了同类样本之间的距离关系与不同模式类样本之间的距离关系后,由实验得到的数据参数,这里取 $\pi/4$. 若 k 过大,将增加网络的误识率,过小,将增加网络的拒识率.

(6) 综上所述,基于仿生模式识别理论,使用两种不同结构的神经元,能构造出性能良好的神经网络,实验证明了本文算法的有效性.

参 考 文 献

- [1] Wang Yong-Qing. The Theory and Method in Artificial Intelligence. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1998 (in Chinese)
(王永庆. 人工智能原理与方法. 西安: 西安交通大学出版社, 1998)
- [2] Huang Guo-Hong, Xiong Zhi-Hua, Shao Hui-He. A new classification algorithm based on constructive neural networks. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(9): 1519-1523 (in Chinese)
(黄国宏, 熊志化, 邵惠鹤. 一种新的基于构造型神经网络分类算法. 计算机学报, 2005, 28(9): 1519-1523)
- [3] Wang Shou-Jue. Bionic(topological) pattern recognition—A new model of pattern recognition theory and its applications.

Acta Electronica Sinica, 2002, 30(10): 1417-1420 (in Chinese)

(王守觉. 仿生模式识别(拓扑模式识别)——一种模式识别新模型的理论与应用. 电子学报, 2002, 30(10): 1417-1420)

- [4] Wang Shou-Jue, Xu Jian, Wang Xian-Bao, Qing Hong. Multi camera human face personal identification system based on the biomimetic pattern recognition. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(1): 1-5 (in Chinese)

(王守觉, 徐建, 王宪保, 覃鸿. 基于仿生模式识别的多镜头人脸身份确认系统研究. 电子学报, 2003, 31(1): 1-5)

- [5] Wang Shou-Jue, Qu Yan-Feng, Li Wei-Jun, Qing Hong. Face recognition: Biomimetic pattern recognition vs. traditional pattern recognition. Acta Electronica Sinica, 2004, 33(7): 1057-1061 (in Chinese)

(王守觉, 曲延锋, 李卫军, 覃鸿. 基于仿生模式识别与传统模式识别的人脸识别效果比较研究. 电子学报, 2004, 33(7): 1057-1061)

- [6] Wang Shou-Jue, Li Zhao-Zhou, Chen Xiang-Dong, Wang Bai-Nan. Discussion on the basic mathematical models of neurons in general purpose neurocomputer. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(5): 577-580 (in Chinese)

(王守觉, 李兆洲, 陈向东, 王柏南. 通用神经网络硬件中神经元基本数学模型的讨论. 电子学报, 2001, 29(5): 577-580)

- [7] Wang Shou-Jue, Wang Bai-Nan. Analysis and theory of high dimension space geometry for artificial neural networks. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(1): 1-4 (in Chinese)

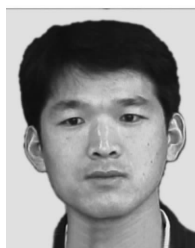
(王守觉, 王柏南. 人工神经网络的多维空间几何分析及其理论. 电子学报, 2002, 30(1): 1-4)

- [8] Wang Xian-Bao, Cao Wen-Ming, Feng Hao, Wang Shou-Jue. A neural network constructing method based on many kinds of neurons model. Journal of Communication and Computer, 2005, 2(1): 31-33

- [9] Singh S. 2D spiral pattern recognition with possibilistic measures. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(2): 141-147

- [10] Baum E B, Lang K J. Constructing hidden units using examples and queries//Lippman R P et al eds. Neural Information Processing. San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers, 1991: 904-910

- [11] Chen Q C et al. Generating-shrinking algorithm for learning arbitrary classification. Neural Networks, 1994, 5(7): 1477-1489



WANG Xian-Bao, born in 1977, M. S., assistant. His current research interests include pattern recognition, neural networks, image processing and high dimensional space information geometry.

ZHOU De-Long, born in 1966, Ph. D., associate professor. His current research interests include image processing, pattern recognition and intelligent system.

WANG Shou-Jue, born in 1925, member of Chinese Academy of Sciences. His current research interests include ANN's arithmetic, model, hardware and applications.

Background

As an important research field of artificial intelligence, pattern recognition has made a rapid development in recent decades. Its various theories and methods were applied widely in other science and technology fields. Since being proposed, biomimetic pattern recognition has been applied in practicality object recognition, human face personal identification and human face recognition and the results have showed it precede traditional pattern recognition. Based on biomimetic pattern recognition, analyzing the geometry meaning of different structures of neuron in high dimensional

space, a new type of NN was built, which used two structure neurons. It broke through the limitation that built neural networks only using single structure of neuron.

The topic of this paper is a part of "High Dimensional Descriptive Geometry Biomimetic Informatics". The theory was developed by professor Wang Shou-Jue.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China under grand No.60572077, which title is "Human Face Recognition Research Based on Image Fusion".