

一种可识别样本中共同抽象特征的神经网络

李 倩, 邓浩江, 王守觉

(中国科学院半导体研究所人工神经网络实验室, 北京 100083)

摘 要: 本文提出了一种用神经网络进行不同样本所具有的某些共同特征的识别和学习算法, 他不同于实现样本维数压缩的数学特征提取, 而是从原始不同样本中识别出他们难以明确表达的某些共同的抽象特征, 具体阐述了其实现原理并且用实验验证了可行性. 本文为研究不同对象所具有的某些共同的抽象特征提供了一种新的方法.

关键词: 特征识别; 模式识别; 神经网络; 优先度排序

中图分类号: TN391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 08-1028-04

A Neural Network That Can Recognize Some Common Abstract Features of Different Samples

LI Qian, DENG Hao-jiang, WANG Shou-jue

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

Abstract: This paper presents a learning algorithm for recognizing the common features of different samples using neural networks. This algorithm is different from the mathematical feature extraction which reduces the dimension of the samples. What this algorithm does is to recognize some common abstract features which the original different samples can not embody definitely. The realization principle is described, and the feasibility is validated by an experiment. This paper provides a new approach for studying some common abstract features of different objects.

Key words: feature recognition; pattern recognition; neural networks; priority ordered

1 引言

自然界中的事物都具有各种特征. 对于不同的事物, 他们的特征有区别也有重叠, 体现了他们的不同和相似之处. 对于一个具体特征来说, 一种事物可具有之, 也可不具有, 或者可有可无. 举一个简单的例子, 猫为圆形脸, 马为长形脸, 而人长形脸圆形脸皆有. 又如, 人说的每句话各有不同的含义, 但说的是北京口音或上海口音就是隐含在各句话中的抽象的共同特征. 一般说来, 模式识别是试图确定一个样本的类别属性, 即把一样本归属于多个类型中的某一个类型^[3]. 但有时我们需要了解的是他的某一或某些特征, 而持有的原始样本却无法明确体现这些特征, 只是蕴含着这些特征的信息. 本文针对这种情况, 提出一种用神经网络进行针对不同样本所具有的某些共同特征的识别和学习算法, 通过训练构造出能反映某些抽象特征的网络, 提供了一种从具体样本识别出某些抽象特征的初步实验方法.

在一般的模式识别系统中, 特征提取是指在原始数据输入与分类器之间, 针对样本的数学特征, 实现高维样本向低维的压缩, 去除无用信息, 以优化分类器的效果. 具体说来, 特征提取是给定的约束条件下的某种变换 T , 实现由模式空间 E_R

到特征空间 E_d 的映射, 即 $T: E_R \Rightarrow E_d$; 特征选择是利用专家知识和经验或在给定的约束条件下, 用数学方法从一个特征集中挑选出最有利于分类的特征子集^[3,5]. 而本文提出的是使用类似模式分类的方法实现对不同样本所具有的某些共同特征的识别, 与一般特征提取/选择有概念上的区别. 除此之外, 还有在 CAD/CAM 一体化研究中的特征识别指的是从产品的实体模型出发识别出其中具有一定工程意义的几何形状, 即特征, 进而生成产品的特征模型, 实现 CAD 建模系统 (提供几何和拓扑信息) 和 CAM 系统 (需要加工区域、加工特征、零件控制信息、粗糙度、参考型面等信息) 的信息集成. 他是 CAD 和 CAPP 之间的智能接口^[6,7].

2 基于神经网络的特征识别学习算法

优先度排序神经网络 (PONN) 是一种更能体现人类大脑中知识表示的一种新型的网络结构, 这种结构同时简化了模式识别用神经网络的学习算法. 优先度排序单层感知器 (POSLP) 是 PONN 的一种, 排序学习前向掩蔽 (SLAM) 模型是用神经网络连接来等效实现优先度排序的一种模型, 他的学习算法与 POSLP 基本相同. 在此基础上, 本文提出了用 POSLP 结构的特征识别用神经网络, 其学习算法是以 SLAM 学习算

法为基础进行了如下发展:

2.1 样本的特征表述方法

对于一个训练样本集,首先分析各样本针对待考察特征的属性(具有/不具有/可有可无).以由六个样本组成样本集且考察四个特征(特征 A、B、C 和 D)为例,用“+1”表示具有该特征,“-1”表示不具有该特征,“0”表示可有可无,假设分析后得如表 1 的一个样本特征表.

表 1

	0号样本	1号样本	2号样本	3号样本	4号样本	5号样本
特征 A	+1	+1	-1	-1	0	0
特征 B	+1	+1	+1	+1	-1	-1
特征 C	0	0	+1	+1	-1	-1
特征 D	-1	-1	0	0	+1	+1

定义:

- 命题 a:样本具有特征 A. 命题 b:样本具有特征 B.
- 命题 c:样本具有特征 C. 命题 d:样本具有特征 D.

则 0 号和 1 号样本的特征归纳为: $a \quad b \quad \bar{a}$, 2 号和 3 号样本的特征归纳为: $\bar{a} \quad b \quad c$, 4 号和 5 号样本的特征归纳为: $\bar{b} \quad \bar{c} \quad d$.

2.2 模型与训练算法基础

训练算法是由排序学习前向掩蔽(SLAM)模型算法为基础发展来的.模型结构采用优先度排序单层感知器(Priority Ordered Single Layer Perceptron POSLP)^[1].SLAM 模型中的神经元前向掩蔽连接只是为了用神经元之间的连接来实现神经元按优先度排序的作用,因而对神经元本身具有优先度排序的 POSLP 就不再需要神经元相互之间的连接.文献[2](阐述 SLAM 排序学习算法的文章)中第 3、4 步都是以多分离样本为出发点,第 5 步将该神经元标以所分离样本的类别,第 6 步将被分离样本从样本集中撤去,与之相比,本文提出的进行特征识别的学习算法作了如下的变更:(1)用各样本所具有的特征表(如表 1)取代 SLAM 算法中的样本集.(2)在选择神经元时从所分离样本具有的某一特征行列中含 +1(不能含 -1)或含 -1(不能含 +1)的总数多出发,代替 SLAM 算法中以多分离样本为出发点.(3)将神经元标以该特征名 A(如分离的样本均含此特征 +1)或其相反 \bar{A} (如分离的样本均含此负特征 -1),代替 SLAM 算法中的标以所分离样本的类别.(4)把特征表中的此一特征行列中已分离的 +1(或 -1)更改为 0,代替 SLAM 算法中的把被分离样本从样本集中撤去.(5)特征表中全部为 0 时计算结束.(6)在学习完成的 POSLP 神经网络中每个神经元均有一个优先度序号和一个特征属性(如 A 或 \bar{A} 等, \bar{A} 表示反特征 B).在对某对象进行特征识别时,针对某特征 A,按优先度排序号,若先出现标有 \bar{A} 的神经元激活则该对象具有特征 A,若先出现标有 \bar{A} 的神经元激活则该对象反特征 A.若皆无出现则该对象于此特征无关.同样判别特征 B、C、

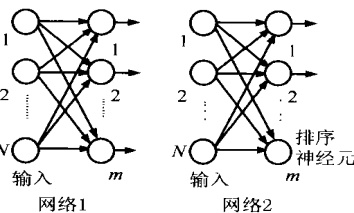


图 1

D...等.

2.3 具体算法

采用构造的方法训练网络,如图 1 所示,从网络 1 中选出合乎要求的神经元来构造实现特征识别的网络 2.网络 1 是具有 m 个运算神经元的单层感知器,神经元的输出激励函数定为线性输出: $f(X) = \sum_{i=1}^N w_i x_i$,向量表达为 $f(X) = WX$;网络 2 采用优先度排序单层感知器 POSLP^[1]的结构,其中排序神经元根据他们加入网络的先后具有从高到低的优先度.

第一步:随机产生数据作为网络 1 中各神经元的输入权值,将训练集中各样本按顺序通过输入节点送往网络 1 进行计算.

第二步:为了描述清晰,先拿表 1 中的样本为训练集说明这一步的具体做法.针对表 1 中的样本,若网络 1 中某一运算神经元 t 对各样本 j 的输出 O_{tj} ($j=0,1,\dots,5$) 由大到小排序为 $O_{t5}, O_{t0}, O_{t4}, O_{t3}, O_{t1}, O_{t2}$,根据表 1 可得到表 2.

表 2

	5号样本	0号样本	4号样本	3号样本	1号样本	2号样本
特征 A	0	+1	0	-1	+1	-1
特征 B	-1	+1	-1	+1	+1	+1
特征 C	-1	0	-1	+1	0	+1
特征 D	+1	-1	+1	0	-1	0

从表 2 阴影部分可知,忽略特征表达为 0 的样本,依据 O_{tj} 的大小,神经元 t 可分出一个特征 A 表达为“+1”的样本(0 号样本),或一个特征 B 表达为“-1”的样本(5 号样本),或两个特征 C 表达为“-1”的样本(4 号和 5 号样本),或一个特征 D 表达为“+1”的样本(5 号样本).以分隔样本数目多为优,定神经元 t 为对表达为“-1”的特征 C(记为 \bar{C})分隔出两个样本(4 和 5 号样本)的神经元.

概括起来,这一步的工作是:对网络 1 中的每个运算神经元,将他对各输入样本的计算结果 WX (也即神经元的输出 O_{tj}) 从大到小排队,根据样本的特征表,从排队结果中找出他对每个特征由大到小可分隔的同样特征表达的样本个数(特征表达为 0 的样本忽略不计;其可分隔的定义是分隔两侧不同样本计算结果的最近距离大于某定值 D ,所设定 D 值的大小将影响需用神经元总数和网络泛化能力),找出他最多可分隔的样本数目和对应的特征及表达.

第三步:从网络 1 的 m 个神经元中找到可分隔样本数量最多的神经元 a ,用他去构造网络 2.将神经元 a 的输入权值作为网络 2 中已排序神经元外紧接排序的神经元(或开始排序的神经元) b 的输入权值.根据进入网络 2 的先后, b 具有一个序号(先入序号小,优先度大;后入序号大,优先度小).记录神经元 a 分离出样本的编号和分隔处的 O_{tj} 值,并将神经元 b 标记为神经元 a 所分隔样本的特征及特征表达(若第二部的例子在此步找到的即为神经元 t ,则分隔出样本的编号为 4 和 5,分隔处的 O_{tj} 值为 O_{t4} , b 标记为 \bar{C}).将神经元 b 的激励函数定为硬限幅台阶函数:

$$f(X) = \begin{cases} 1, & \text{当 } X \geq \\ 0, & \text{当 } X < \end{cases}$$

神经元阈值 设定为记下的分隔处的 O_{tj} 值.

第四步:将已分离出样本的被分离特征表达更为零,修改样本特征表.针对第二步的例子,如果在第三步找到的神经元即为神经元 t ,则修改表 1 为表 3.

表 3

	0号样本	1号样本	2号样本	3号样本	4号样本	5号样本
特征 A	+1	+1	-1	-1	0	0
特征 B	+1	+1	+1	+1	-1	-1
特征 C	0	0	+1	+1	0	0
特征 D	-1	-1	0	0	+1	+1

第五步:重复步骤 1~4,直至样本特征表中特征表达全部更为零.在这个过程中,当表中某一特征的表达除了零只剩 +1(或 -1)时,取一神经元,以他对所剩样本计算的 O_{ij} 中最小值减去分离距离 D 作为一神经元的分隔值,标以此特征及表达,放入网络 2 中排序神经元序列中.

至此,训练完成并且构造出 POSLP 网络 2,按照模型与算法基础部分第(6)条介绍的方法,实现对于输入样本各特征属性的识别.

3 实验结果

应用 CASSANDRA-I 小型神经计算机^[4]具体实现了此算法.

实验选取了如图 2 所示的六种形状的物体,由摄像机摄取图像经预处理后得到样本.并且考察以下五个特征:A:细而高、B:矮而胖、C:上粗下细、D:下粗上细、E:上下均匀.

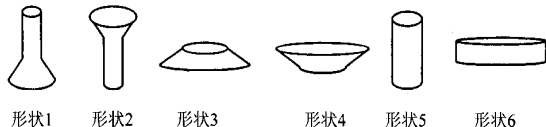


图 2

分析可得这六种形状的物体的特征表达如表 4.

表 4

	形状 1	形状 2	形状 3	形状 4	形状 5	形状 6
特征 A	+1	+1	-1	-1	+1	-1
特征 B	-1	-1	+1	+1	-1	+1
特征 C	-1	+1	-1	+1	-1	-1
特征 D	+1	-1	+1	-1	-1	-1
特征 E	-1	-1	-1	-1	+1	+1

我们对每类物体分别采集 14 个不同的样本,10 个用来训练,4 个用来检验.这样就有 60 个训练样本和 24 个检测样本.

训练得到的一个网络对 24 个检测样本的 5 个特征的具体识别结果如表 5.

表 5 (阴影部分为误识的特征)

		特征 A	特征 B	特征 C	特征 D	特征 E
形状 1	样本 0	+1	-1	-1	+1	-1
	样本 1	+1	-1	-1	+1	-1
	样本 2	+1	-1	-1	+1	-1
	样本 3	+1	-1	-1	+1	-1
形状 2	样本 4	+1	-1	+1	-1	-1
	样本 5	+1	-1	+1	-1	-1
	样本 6	+1	-1	+1	-1	-1
	样本 7	+1	-1	+1	-1	-1

		特征 A	特征 B	特征 C	特征 D	特征 E
形状 3	样本 8	-1	+1	+1	+1	-1
	样本 9	-1	+1	-1	+1	-1
	样本 10	-1	+1	-1	+1	-1
	样本 11	-1	+1	-1	+1	-1
形状 4	样本 12	-1	+1	+1	-1	-1
	样本 13	-1	+1	+1	-1	-1
	样本 14	-1	+1	+1	-1	-1
	样本 15	-1	+1	-1	-1	-1
形状 5	样本 16	+1	-1	-1	-1	+1
	样本 17	+1	-1	-1	-1	+1
	样本 18	+1	-1	-1	-1	+1
	样本 19	+1	-1	-1	-1	+1
形状 6	样本 20	-1	+1	-1	-1	+1
	样本 21	-1	+1	-1	-1	-1
	样本 22	-1	+1	-1	-1	-1
	样本 23	-1	+1	-1	-1	+1

分别训练出 20 个网络,各个网络对每个特征的误识率统计如表 6.

表 6

	特征 A	特征 B	特征 C	特征 D	特征 E
网络 1	0	0	8.33 %	0	8.33 %
网络 2	0	0	4.17 %	8.33 %	0
网络 3	0	0	8.33 %	4.17 %	8.33 %
网络 4	0	0	4.17 %	0	4.17 %
网络 5	0	0	4.17 %	8.33 %	4.17 %
网络 6	0	0	4.17 %	4.17	0
网络 7	0	0	8.33 %	0	0
网络 8	0	0	4.17 %	8.33 %	8.33 %
网络 9	0	0	0	8.33 %	4.17 %
网络 10	0	0	0	0	4.17 %
网络 11	0	0	8.33 %	0	8.33 %
网络 12	0	0	8.33 %	0	4.17 %
网络 13	0	0	0	4.17 %	4.17 %
网络 14	0	0	4.17 %	8.33 %	8.33 %
网络 15	0	0	0	4.17 %	0
网络 16	0	0	8.33 %	4.17 %	0
网络 17	0	0	4.17 %	4.17 %	0
网络 18	0	0	8.33 %	0	0
网络 19	0	0	8.33 %	4.17 %	0
网络 20	0	0	0	4.17 %	0

从表 6 看出,对在样本中得到均等分布的特征 A 和 B 的识别效果最好.这可能是由于对特征 C(对 D、E 可同样分析)而言,训练样本集中 C 表达为 -1 的样本是表达为 +1 的样本的两倍,影响了网络的学习效果,导致误识.

4 讨论

用模式分类方法进行不同样本所具有的某些共同的抽象特征的识别是可行的.实验结果显示了基于 POSLP 和 SLAM 模型的算法具有很好的效果,为研究这一问题提供了一种新方法.比如在方言识别的研究中,人们是不需要听懂语义就能意识到方言的种类,也就是人们能分辨出不同的话中具有

相同方言特征,而从原始语音信号中提取出这些特征是非常困难的工作.本文这种从原始样本中识别出他们没有明确表达的某些共同的抽象特征的思想在这方面的应用就很值得探讨.

参考文献:

- [1] WANG Shoujue. Priority ordered neural networks with better similarity to human knowledge representation [J]. Chinese Journal of Electronics, 1999, 8(1) :1 - 4.
- [2] 王守觉,等.通用前馈网络及排序学习前向掩蔽模型在模式识别中的应用 [J].电子学报,1998,26(8) :1 - 6.
- [3] 李金宗.模式识别导论 [M].高等教育出版社,1994.
- [4] 王守觉,等.神经网络硬件化途径与神经计算机研究 [J].深圳大学学报(理工版),1997,14(1) :8 - 13.
- [5] Boaz Lerner, et al. A comparative study of neural network based feature extraction paradigms [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20: 7 - 14.
- [6] 高曙明.自动特征识别综述 [J].计算机学报,1998,21(3) :281 - 288.
- [7] 胡小平,等.基于神经网络识别的特征自组织技术 [J].计算机辅助设计与图形学学报,1999,11(4) :335 - 339.

作者简介:



李 倩 女,1975年3月出生于山东省济宁市,1996年毕业于北京理工大学电子工程系,获学士学位.现为中国科学院半导体研究所硕博连读研究生,研究方向为神经网络模型算法.



邓浩江 男,1971年8月29日生于甘肃省兰州市,1993年毕业于武汉大学无线电与信息工程系,1998年在兰州物理研究所获得硕士学位,1998年9月至今在中科院半导体所攻读博士,研究方向是神经网络、语音信号处理等.

王守觉 中国科学院半导体研究所研究员,中科院院士.1925年6月生于上海市,早年就读于西南联大和同济大学,毕业后在北平研究院镭学研究所从事氧化亚铜研究,解放后改为中国科学院应用物理所结晶学室.1960年成立半导体所后历任器件室主任、副所长、所长等职务.1980年当选为学部委员(院士).现为中国电子学会副理事长,电子学报主编.他是中国半导体学科奠基人之一,现从事半导体超高速电路与神经网络算法、模型、硬件和应用的研究.