

# 基于同源的同类事物连通本性的 模式分类神经网络模型

杨国为<sup>1,3</sup>,王守觉<sup>2</sup>,卫成兵<sup>3</sup>,曹文谊<sup>1</sup>

(1.南昌航空大学江西省图像处理与模式识别重点实验室,江西南昌 330063;

2.中国科学院半导体研究所神经网络研究室,北京 100083;3.青岛大学自动化工程学院,山东青岛 266071)

**摘 要:** 根据同源的同类事物连通的本质特性,本文提出保同类事物正确连通通路模式分类神经网络模型.该模型包括同源的同类事物样本连通网排序技术、改进的前向掩蔽神经网络模型拓扑结构的连接权值排序学习算法和改进的增量学习算法.本模型解决了原来排序学习前向掩蔽神经网络模型和许多传统的模式识别方法存在的共同隐患——把同源的同类事物的个别局部连通通路割断,提高了分类能力.而且,该模型还能对新增样本进行快速增量学习,从而能够在较短的时间内提高该网络模型分类推广能力,能够在大规模模式识别场合发挥其优势.实验结果表明基于同类事物连通本性的模式识别模型的正确识别率高.本文最大意义在于,用本文思想方法可以改进一些传统的模式识别方法.

**关键词:** 模式识别; 模式分类; 神经网络; 模型; 算法

**中图分类号:** TP18      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2013)01-0052-04

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.01.010

## Pattern Classification Neural Network Model Based on Homologue Connectedness

YANG Guo-wei<sup>1,3</sup>, WANG Shou-jue<sup>2</sup>, WEI Cheng-bing<sup>3</sup>, CAO Wen-yi<sup>1</sup>

(1. Nanchang Hangkong University, Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang, Jiangxi 330063, China;

2. Laboratory of Artificial Neural Network, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China;

3. College of Automation Engineering, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071, China)

**Abstract:** Based on the connected character of homologue, A pattern classification neural network model that can guarantee the correct connecting path of homologue is presented. This model includes the connecting and sequential technology of homologue samples and the sequential learning and incremental learning algorithms of topology structure of improved forward masking neural network model for establishment of connecting weight. The common potential problems of original sequential learning forward masking neural network model and many traditional pattern recognition methods that individual local connecting path of homologue are cut off can be overcome by this model which therefore enhance the categorizing ability. Moreover, this model can carry out rapid incremental learning for new added samples and hence is able to improve the categorizing and expanding ability of this model in a short time, which shows its advantage for large scale pattern recognition. Experiments also indicates that the pattern recognition model based on connectedness of homologue gives rise to a high correct recognition rate. This paper is of great significance to improving many traditional pattern recognition methods.

**Key words:** pattern recognition; pattern classification; neural networks; model; algorithm

## 1 引言

模式识别的研究已有数十年的历史,取得了许多成果<sup>[1]</sup>.例如, Fisher 提出利用已知的两类样本的概率密度分布函数来设计如何将两类样本分开的决策规则;

Vapnik 提出类“最优分类超平面”的概念,并在此基础上发展了支撑向量机(SVM)的方法<sup>[2]</sup>.这些理论和方法都是建立在统计理论的基础上来寻找能够将两类样本划分开来的决策规则.在这些理论中,模式识别实际上就是模式分类.

众所周知,随着模式识别的发展很多模式分类的正确识别率越来越高,然而这些正确识别率似乎有一个极限,很难突破<sup>[3~8]</sup>.而造成这种结果的原因是因为这些传统方法没有充分利用同源的同类事物局部直接连通本性这个先验知识.大千世界万事万物都是由同类事物渐变发展而来,因此同源的同类事物的特征集有局部直接连通性(局部直接连通性:足够靠近的两个同源的同类事物样本特征的联线段上所有点也是同类事物).在现实世界中,如果两个同类样本不完全相同,则这两个同类样本差别一定是可以渐变的(非同源的情况除外,例如简体字和繁体字就不属于同源的),即我们一定可以找到一个渐变的序列,这个序列从这两个同源样本中的一个变到另外一个,并且这个序列中的所有模式都属于同一类.这个关于同源的样本间的连续性的规律,我们称之为同源连通原理.数学描述如下: $CH_a$  是事物  $a$  的特征集合(或称为特征空间), $T_a$  是  $a$  的样本集合, $T_a \subseteq CH_a$ ,对于两点  $X_1, X_2 \in T_a$ ,若  $\{X | X = \beta X_1 + (1 - \beta) X_2, 0 \leq \beta \leq 1\} \subseteq CH_a$ ,称样本  $X_1, X_2$  在  $CH_a$  中直接连通, $\{X | X = \beta X_1 + (1 - \beta) X_2, 0 \leq \beta \leq 1\}$  是直接连通  $X_1, X_2$  的路径.  $\{\text{同类事物局部连通性}\} + \{\text{训练集}\} = \{\text{新的训练集}\} = \{\text{原训练集}\} \cup \{\text{连通路}\}$ ,也即新的训练集要比原训练集要大得多,包含的信息要丰富得多.如图 1 是方点和圆点两类样本点的分布图,按分布情况看图中两方黑点在方点空间中本应直接连通(即两个靠得很近的同类事物特征点的连线上的所有点都是相应类的模式,在一个分类方法下,它们要分到同一类才是正确分类),但是按 SLAM 模型算法<sup>[4]</sup>会出现如图情况,直接连通路被切断,导致分类器分类错误.完全类似,交叉覆盖算法也会出现类似情况<sup>[5]</sup>.支撑向量机方法肯定能保持同类事物特征空间整体连通(即同类事物样本特征点在分类方法下能分到同一类),而且划分有比较好的泛化能力<sup>[6]</sup>,但是并不能一定保证如图两方黑点在方点空间中本应直接连通(即同类事物特征点集的局部直接连通路上的特征点,在分类方法下不能保证一定能分到同一类).实际上,支撑向量机方法中的变换十分复杂,人们还没有办法

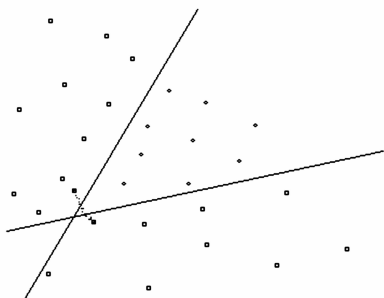


图 1 同源的同类事物的直接连通路被切断图示

知道它在什么范围能保同类事物特征空间直接连通<sup>[2]</sup>.

实际上,一些传统模式识别中假定“可用的信息都包含在训练集中”,研究人员抽象地研究模式特征空间(数字空间)的分类方法,抽象地研究分类模型的泛化能力,恰恰忽略了同源样本间存在连续性这一重要规律.没有考虑同类事物特征空间在什么地方是应该局部连通的,分类时哪些特征点(注:不一定是训练样本特征点)应该保证分到同一类中的问题.

既学习新的知识,又不忘记以前学习过的知识,即对新知识的理解掌握是建立在原有知识体系上的,是对原有知识体系的进一步丰富和深化,这种学习模式被称为增量学习.

本文基于对“同源的同类事物局部直接连通本性”认知,拟提出同源的同类事物样本采样连通排序技术、改进的前向掩蔽神经网络模型、改进的连接权值确定的排序学习算法和改进的增量学习算法.从而获得保同源的同类事物正确连通路模式分类神经网络模型,以便改进提高排序学习前向掩蔽神经网络模型和相应的增量学习模式识别算法的分类能力.

## 2 同源的同类事物样本连通连网排序技术

同源的同类事物样本连通连网排序技术是作者提出的旨在利用“先验知识”的训练样本预处理技术<sup>[8]</sup>.

## 3 通用前馈网络拓扑结构

我们在文献<sup>[4]</sup>中提出了高效模式识别模型——排序学习前向掩蔽模型(SLAM).模型的神经网络拓扑结构是通用前馈网络,模型的确定算法是一种排序学习<sup>[4]</sup>.

为了进一步提高模式识别效率,本文基于对“同源的同类事物局部直接连通本性”认知,提出改进的排序学习前向掩蔽模型.

## 4 保同源的同类事物局部直接连通的模式分类神经网络模型

本文通过改进文献<sup>[4]</sup>中的排序学习方法和文献<sup>[7]</sup>中的增量学习方法,并把该排序学习方法和增量学习方法相结合获得了保同源的同类事物局部直接连通的模式分类神经网络模型.模式分类神经网络的拓扑结构采用通用前馈网络(GFFN)形式.保同源的同类事物局部直接连通的模式分类神经网络模型确定(包括拓扑结构、连接权值和域值确定)包括两部分工作,第一部分是改进的排序学习前向掩蔽模型确定,也即改进的排序学习通用前馈网络(GFFN)模型确定,第二部分是改进的增量学习前向掩蔽模型确定,即改进的增

量学习通用前馈网络(GFFN)模型确定。

改进的排序学习通用前馈网络(GFFN)模型确定算法:文献[4]中的排序学习算法第1步至第10步中插入以下第7步。

**第7步** 检查被分隔开的样本是否有直接连通样本在没有被分隔出来的样本集中,将该神经元分隔开的且没有直接连通样本在没有被分隔出来的样本集中的样本从原样本集中撤掉,剩下的样本集作为新的训练样本集(注:这样做能保证分类时,新的训练样本集比旧的训练样本集至少少一个样本,从而整个算法在有限步完成,且同源的同类样本局部直接连通路径分到同一个类,即保同源的同类事物局部直接连通)。

**定理1** 在训练样本集  $\bigcup_a T_a = \{Z_i = Z_{i,j,\dots,l} \mid i = 1, 2, \dots, h, j < \dots < l\}$  中,任何同源的同类事物局部直接连通两点  $Z_i = Z_{i,\dots,j,\dots}$  和  $Z_j = Z_{j,\dots,i,\dots}$  的连线上任何点在以上基于同源的同类事物连通本性的模式分类神经网络(SLAM)模型下一定分到同一类中。

**证明** 设  $Z_i = Z_{i,\dots,j,\dots}$  和  $Z_j = Z_{j,\dots,i,\dots}$  是同类  $X_k$  事物,且直接连通。要证明  $Z_i = Z_{i,\dots,j,\dots}$  和  $Z_j = Z_{j,\dots,i,\dots}$  的连线  $\{Z \mid Z = (1 - \alpha)Z_{i,\dots,j,\dots} + \alpha Z_{j,\dots,i,\dots}, 0 < \alpha < 1\}$  上任一点  $Z$  在以上基于同源的同类事物连通本性的模式分类 SLAM 模型下一定分到  $X_k$  类中。

由以上第1步至第7步知,可能有时候,  $\{Z \mid Z = (1 - \alpha)Z_{i,\dots,j,\dots} + \alpha Z_{j,\dots,i,\dots}, 0 < \alpha < 1\}$  的一段被某一超平面分隔为  $Z_i = Z_{i,\dots,j,\dots}$  或  $Z_j = Z_{j,\dots,i,\dots}$  的同一类,即  $X_k$  类。但  $\{Z \mid Z = (1 - \alpha)Z_{i,\dots,j,\dots} + \alpha Z_{j,\dots,i,\dots}, 0 < \alpha < 1\}$  上任一点都不可能模型中的任何超平面分隔为非  $X_k$  类。由于  $Z_i = Z_{i,\dots,j,\dots}$  和  $Z_j = Z_{j,\dots,i,\dots}$  是相互直接连通,因此由第8步和第9步知一定有某一超平面把  $\{Z \mid Z = (1 - \alpha)Z_{i,\dots,j,\dots} + \alpha Z_{j,\dots,i,\dots}, 0 < \alpha < 1\}$  整条连线都分隔为同一  $X_k$  类。

由于本文增加了“同源的同类事物样本连通网排序技术”,在文献[4]的算法基础上添加了关键的“第7步”,得到定理1,改进了我们自己的工作<sup>[4]</sup>,获得“改进的排序学习通用前馈网络(GFFN)模型”,克服了原来排序学习前向掩蔽神经网络模型和许多传统的模式识别方法的共同隐患——把同源的同类事物的个别局部连通通路切断,提高了分类能力。

文献[7]提出基于排序学习前向掩蔽模型的快速增量学习算法。本文改进了文献[7]提出的算法,给出改进的增量学习通用前馈网络(GFFN)模型确定算法:第1步至第8步,参见作者的工作<sup>[8]</sup>。

与文献[7]对比表明,此算法与文献[7]差别较大,改进了文献[7]的工作,主要表现在:(1)基本模型不同,一个是我们的新成果“改进的排序学习通用前馈网络

(GFFN)模型”,另一个是我们的旧成果“排序学习通用前馈网络(GFFN)模型”(参见文献[4][7]);(2)第6步(i)、第7步的“连通排序”、第8步的“按照“改进的排序学习通用前馈网络(GFFN)模型”的做法再继续向后添加神经元来进行训练”与文献[7]中相应算法完全不同。

## 5 实验与分析

**实验1** 平面上双螺旋线的识别(如图2所示)

双螺旋线识别一直是模式识别领域公认的一个相当有难度的问题,该问题因其难度而经常被用作检验模式识别算法性能的试金石。本文用保同源的同类事物局部直接连通的模式分类神经网络模型算法对多圈双螺旋线进行了识别(分类)实验,实验结果表明识别率为100%,学习和识别速度极快。

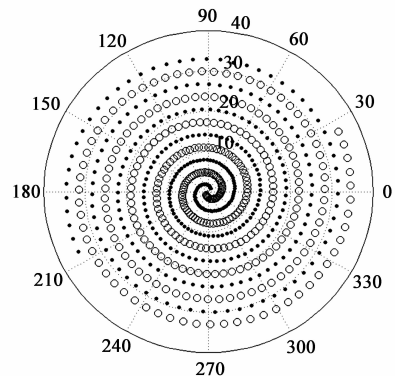


图2 双螺旋线示意图

表1 双螺旋线实验结果

双螺旋线圈数	训练样本个数	学习到神经元个数	测试样本个数	测试样本识别准确率	学习时间	识别时间
1圈( $\pi/2 < \theta < 2\pi$ )	96	10	100	100%	< 1ms	< 1ms
2圈( $\pi/2 < \theta < 4\pi$ )	140	20	140	100%	16ms	2ms
3圈( $\pi/2 < \theta < 6\pi$ )	264	56	260	100%	62ms	15ms
4圈( $\pi/2 < \theta < 8\pi$ )	342	78	340	100%	90ms	25ms
5圈( $\pi/2 < \theta < 10\pi$ )	420	96	415	100%	120ms	40ms

本文还进行了实验2:实物模型识别对比实验。实验结果表明,本文模型模式识别正确率远远高于RBF核支撑向量机的正确识别率,而且本文改进模型模式识别正确率要比改进之前的正确识别率进一步提高。

## 6 结束语

本文首先分析了同源的同类事物的特征集有连通性的本质,提出同源的同类事物连通(连续)路径、方向的确定方法,即同源的同类事物样本采样连通排序技术。然后给出改进的排序学习前向掩蔽模型确定算法,

也即改进的排序学习通用前馈网络(GFFN)模型确定算法,以及改进的增量学习前向掩蔽模型确定算法,即改进的增量学习通用前馈网络(GFFN)模型确定算法.最后获得了保同源的同类事物局部直接连通的模式分类神经网络模型.应用实验表明,基于同源的同类事物连通本性的模式分类神经网络模型可行、有效.比 RBF 核支撑向量机的模式识别效果好.

用本文思想方法可以改进一些传统的模式识别方法,这里不赘述.

#### 参考文献

- [1] Nasution B B, Khan A I. A hierarchical graph neuron scheme for real-time pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(2) : 212 - 229.
- [2] V N Vapnik. Statistical Learning Theory [M]. Publishing House of Electronics Industry, 2004.
- [3] Seiichi Ozawa, Asim Roy. A multitask learning model for on-line pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(3) : 430 - 445.
- [4] 王守觉,陈向东,曾玉娟,王向东,王成靖.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,1998,8(8):1-5.  
WANG Shou-jue, CHEN Xiang-dong, et al. General feed-forward network and sequential learning ahead masking model for pattern classification [J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 8(8) : 1 - 5. (in Chinese)
- [5] 张铃,张钺,殷海风.多层前向网络的交叉覆盖设计算法[J].软件学报,1999,10(7):737-743.

- ZHANG Ling, ZHANG Bo, YIN Hai-feng. An alternative covering design algorithm of multi-layer neural networks [J]. Journal of Software, 1999, 10(7) : 737 - 743. (in Chinese)
- [6] 萧嵘,王继成,孙正兴等.一种 SVM 增量学习算法  $\alpha$ -ISVM [J].软件学报,2001,12(12):1818-1824.  
XIAO Rong, WANG Ji-cheng, SUN Zheng-xing, et al. An incremental SVM learning algorithm  $\alpha$ -ISVM [J]. Journal of Software, 2001, 12(12) : 1818 - 1824. (in Chinese)
- [7] 曾安,郑启伦,潘丹,彭宏.基于排序学习前向掩蔽模型的快速增量学习算法[J].电子学报,2004,32(12):2051-2055.  
ZENG An, ZHENG Qi-lun, PAN Dan, PENG Hong. Fast incremental learning algorithm based on sequential learning ahead masking model [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12) : 2051 - 2055. (in Chinese)
- [8] 杨国为.人工脑信息处理模型及其应用[M].科学出版社,2011.

#### 作者简介



杨国为 男,1964年生.教授,博士生导师,研究方向为人工神经网络、模式识别、人工智能、人工生命.

E-mail: ygw\_ustb@163.com

王守觉 男,1925年生.研究员,中国科学院院士,研究方向为半导体超高速电路、人工神经网络、仿生模式识别.