

自动掌纹诊病的神经网络方法^{*}

Neural Network Approach for Automatic Palmprint Diagnosis

王宽全 徐 宁

张大鹏

(哈尔滨工业大学计算机系 哈尔滨150001) (香港理工大学计算学系)

Abstract After analyzing the characteristics of palmprint diagnosis, the neural network model was adopted and an automatic palmprint diagnosis system was constructed.

Keywords Neural network, Palmprint diagnosis, Biometrics

1. 引言

近年来生物特征识别技术(Biometrics)的研究在身份鉴别这一应用领域取得了丰硕的成果,许多实用系统相继面市^[1],但生物特征识别技术应用于诊断人类疾病则是一个完全崭新的应用领域,它将使生物特征技术具有更为广阔的应用前景。掌纹是人体生物特征之一,不但可用于身份鉴别,而且医学界还证明:掌纹的变化反映了人体各器官的盛衰,因此还可用来诊断人类疾病^[5,6]。

作为首次进行自动掌纹诊病的尝试,我们的研究主要集中在两个方面:一是利用图像处理与模式识别技术对掌纹图像进行分析和特征提取,即系统的低层处理部分;二是根据掌纹诊病的领域专家知识和所获得的掌纹病理特征,建立诊病的智能专家系统,即系统的知识处理部分。本文涉及的内容为后者,即对系统的知识处理部分进行的一些有益的探索。

本文首先介绍使用传统知识处理方法处理掌纹诊病知识时遇到的一些主要困难以及解决办法;然后给出利用神经网络构建自动掌纹诊病系统的基本思想和方法;最后给出系统实现及结论。

2. 为什么选用神经网络方法

许多成功的医学专家系统大都建立在西医医学理论的基础之上,通常采用严格的符号知识处理方法。这种传统方法的成功之处在于西医有比较严格的理论,比较适合医学知识的形式化表示。而涉及到处理掌纹诊病的知识时,我们发现这种传统的符号知识处理方法就不再适用了。

掌纹诊病的专家知识实际上是一种经验和规律的

总结,它所依据的理论是模糊的、不完全的,背景信息是不清楚的,而且任何一名掌纹诊病医师的知识都是不完备的,因此很难提炼出正确的规则,也很难解释清楚哪条纹线与什么样的疾病有直接的关系。如果采用符号知识处理方法,将容易造成专家知识中信息的丢失,从而大大降低系统的准确性。

基于上述分析,我们使用神经网络的知识处理方法来改善符号知识处理中所遇到的问题。从神经元网络的非线性结构来看,它反映了人脑功能的许多基本特性,是对脑神经系统做了某种简化、抽象和模拟^[2~4],因此可以利用神经网络代替人脑来完成知识的自动获取。利用它的学习功能和记忆功能,从病例样本中学习专家知识,完成掌纹诊病专家知识的自动获取和自动学习,以便克服符号处理中所遇到的而又难以解决的“知识获取瓶颈”,“组合爆炸”,“推理复杂性”及“无穷递归”等困难,实现并行联想搜索空间和完成自适应推理,提高智能系统的智能水平、实时处理能力 & 强壮性。

神经网络的推理机制与基于符号操作的推理机制不同,其推理过程实际上是计算的过程,也就是按照一定的算法,通过神经网络中所存储的知识之间的关系,不断在问题的求解空间上进行并行“搜索”,直到收敛为止。正因为神经网络推理的并行数学过程取代了传统 AI 符号处理中的匹配搜索、回溯等过程,因而具有更高的推理效率。

神经网络方法可以部分克服符号知识处理中的缺点,神经网络可以取代传统专家系统的知识库和推理机部分。知识工程师只需了解哪些病理特征是具有临床意义的,而将学习过程交给神经网络完成。把病例样本中的这些病理特征组织成数据,作为神经网络训练

^{*} 本文受863计划资助(课题代号:863-306-ZD13-03-4)。王宽全 教授,研究方向为人体生物特征识别技术、人工智能、计算机网络技术。徐 宁 硕士生,研究方向为人工智能、人体生物特征识别技术。张大鹏 教授,博导,研究方向为人体生物特征识别技术、人工智能、VLSI 技术。

的输入模式,将该病例患有某种疾病的统计概率作为训练的输模式。如果同一类病例确实存在某些共性,而且高质量的样本又足够多的话,这种神经网络的训练方法甚至比人类专家具有更高的效率和准确性。因此,神经网络的这种特征对于我们构建自动掌纹诊病系统是非常有吸引力的。

3. 掌纹诊病系统构建的基本思想

从信息论角度讲,人体是一个最完善、最高级的自控系统,各个组成部分相互联系、相互制约^[2]。在正常情况下,由许多调节系统自行调节、自我平衡来维持人体的正常生理活动,保持着信息的识别和处理机制。一旦人体某些调节系统出现故障或病理变化,人体就必然在其相应部位发出异常信息。手掌则是人体信息相对集中的部位,各种正常和异常的信息,都可以从手掌上显示出来。掌纹的变化同人体与宇宙的物质交换有关,不适量的交换,导致体内环境失调,进而在手上留下痕迹。这也是掌纹医学研究的根本出发点。根据掌纹诊病的研究成果,人体内脏器官的病变可以在手掌的某些区域内以特定的异常特征显现。这些异常的特征可以主要归结为掌纹和掌色两个方面。异常的掌纹包括米字纹、十字纹、三角纹、岛纹、井字纹、矩形纹、星型纹、链状纹等特征;异常的掌色可以是手掌某区域出现白斑、红斑、掌色发黄等特征。图1给出了具有临床意义的异常掌纹示意。

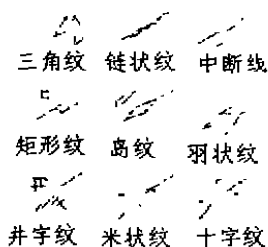


图1 异常的掌纹纹线

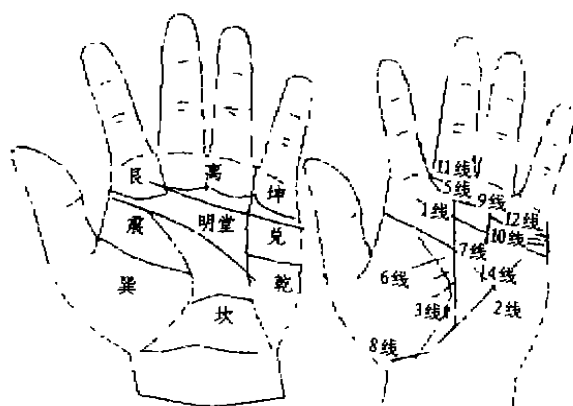


图2 手掌分区和纹线编号

为了更好地区分这些特征,可以将这些特征进行定位,也就是将手掌划分成不同的区域,对于出现不同特征的纹线进行编号,唯一地确定不同的特征。图2给出了对手掌的分区和纹线的编号情况。

根据掌纹病理特征进行掌纹诊病的过程可以简单地抽象为下面的式子,

$$f(R \times C) \rightarrow P(x_1) / P(x_2) \times \dots \times P(x_n)$$

其中 R 表示手掌分区以及纹线编号的集合, C 表示所有异常的病理特征的集合, f 是一个特征的估价函数, $0 \leq f(r) \leq 1$ 表示病理特征 r 出现的强弱程度, x_1, \dots, x_n 表示 n 种选定诊断的疾病, $0 \leq P(x_i) \leq 1$ 对应第 i 种疾病发生的统计概率。

为了更适应神经网络的处理,将上面的式子表示为输入和输出之间的对应关系, $f(r)$ 作为神经网络输入层的病症神经元 r 对应的活性值,对应一组掌纹病理特征的不同疾病发生的统计概率 $P(x_1), P(x_2), \dots, P(x_n)$ 作为神经网络输出层各诊断神经元的活性值。

4. 系统实现

按照上面介绍的利用神经网络构建掌纹诊病系统的方法,我们给出如图3所示的3层前向神经网络结构,其中输入层有113个病症神经元,对应不同掌纹病理特征发生的强弱程度;隐层有41个隐层神经元;输出层有8个诊断神经元,对8种常见疾病作病情分析,给出不同疾病发生的统计概率。利用神经网络的非线性结构和样本学习找出病症输入和病情输出之间的对应规律,以神经元之间连接权值的形式存储掌纹诊病的专家知识。由于神经网络的计算能力和学习能力是非常强大的,如果使用足够多的高质量样本对神经网络进行训练,神经网络从样本中获取的诊病知识在准确性和可靠性以及获取效率方面有望超过专家在临床中获取的经验知识。

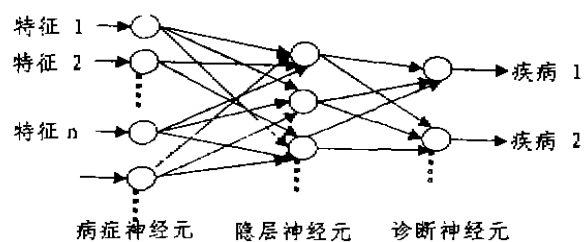


图3 专家系统的神经网络部分

我们选定神经网络中的反向误差传播学习算法,并针对该学习算法收敛速度慢等缺点,使用了学习率因子自调整的改进算法。下面是改进的反向误差传播算法实现的主要步骤:

- 1) 对神经网络作必要的初始化,给定误差 $\epsilon > 0$,

初始化权值向量 W 及学习率因子 η_0 。

2) 计算神经网络的实际输出和期望输出之间的误差,若误差小于 ε 则结束,否则执行下一步。

3) 求每个部件的误差梯度 $\nabla f(w_k)$ 及下降方向 $d_k = -\nabla f(w_k)$

4) 调整学习率因子,对每个部件取定搜索方向,对学习率因子变量 η 求解

$$F_\eta = \min f(w_k + \eta d_k) - f(w_k) \quad (\eta \geq 0)$$

将求得的解 η 代入权值调整公式 $w_{k+1} = w_k + \eta d_k$, 转步骤2重复执行。其中 $f(w) = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - d_j)^2$ 为神经网络的误差函数 (y_j, d_j 分别为神经网络第 j 个输出神经元的实际输出值和期望输出值)。

结论 通过在几百种单一病例和混合病例的样本集上的学习训练,系统可以对75%以上的新的掌纹病例正确地给出8种疾病的患病情况,并能正确地对其进行分类,基本达到了预期的目的。但还存在着对一些较复杂的混合病例的区分度不足等缺陷,目前考虑的解

决办法是对一些单一病例和较常见的混合病例使用神经网络的方法处理,对一些特殊的不规则的混合病例使用规则知识处理方法。

参考文献

- 1 Zhang D D. Automated Biometrics Technologies and Systems. Kluwer Academic Publishers, 2000. 111~134
- 2 Fu LiMin. Neural Networks In Computer Intelligence McGraw-Hill International Editions, 1994. 323~325
- 3 Fausseff L. Fundamentals of Neural Networks. Prentice Hall, 1994. 289~332
- 4 胡守仁. 神经网络应用技术. 国防大学出版社, 1993. 388~406
- 5 王晨霞. 现代掌纹诊病. 甘肃民族出版社, 1992. 68~85
- 6 江滨. 掌纹诊病使用大全. 北京大众文艺出版社, 1999
- 7 Winston P H. Artificial Intelligence. Addison Wesley Publishing Company, 1984. 159~200
- 8 张冰, 张基宏. 基于神经网络的专家系统规则推理系统. 模式识别与人工智能, 1998. 365~369

(上接第103页)

不能单独检测出各种对称性,而且大多数方法对噪音敏感,计算复杂,在检测效率和精确性等方面都存在不足,适用范围也较小。基于这些问题,本文提出基于隐含多项式曲线的对称性检测研究思路,它将物体的对称性检测问题转化为对隐含多项式函数的研究,而这有丰富的数学工具可以利用,我们将对此作更深入研究以期望较完美解决平面物体图像的对称性检测问题。

参考文献

- 1 Wen W, Yuan B Z. Pose estimation based on symmetry of 3-D object. In: Proc of VII European signal processing conf. Scotland, 1994
- 2 Fukushima S. Division-based analysis of symmetry and its application. IEEE Trans. On PAMI, 1997, 19(2). 144~147
- 3 Kanade T. Recovery of the 3-dimensional shape of an object from a single views. Artificial Intelligence, 1981, 17: 409~460
- 4 Zhao X, Sun J. Reconstruction of a symmetrical object from its perspective image. Computer & Graphics, 1994, 18(4): 463~467
- 5 Atallah M J. On symmetry detection. IEEE Trans. Com-
- puter, 1985, C-34(7): 663~666
- 6 Marola G. On the detection of the axes of symmetry of symmetric and almost symmetric planar images. IEEE Trans. On PAMI, 1989, 11(1): 104~108
- 7 Gilat G. Chiral coefficient-A measure of the mount of chirality. J. Phys A; Math Gen. , 1989, 22: 545~550
- 8 Zabrodsky H, Pelega S, Avnir D. Hierarchical symmetry. In: Proc. 1APR'92, III: 9~11
- 9 卢春雨, 张长水, 闻芳, 阎平凡. 基于主元分析的对称性检测. 电子学报, 1999, 27(5): 25~28
- 10 Shen D, Horace H S. IP. Symmetry detection by generalized complex (GC) moments. A close-form solution. IEEE Trans. On PAMI, 1999, 21(5): 466~475
- 11 温巍, 袁保宗. 闭合曲线的斜对称轴线的检测. 通讯学报, 1996, 17(2): 33~37
- 12 Saint-Marc P, Rom H. B-spline contour representation and symmetry detection. IEEE Trans. On PAMI, 1993, 15(11): 1191~1197
- 13 Keren D, Cooper D. Describing complicated objects by implicit polynomials. IEEE Trans. PAMI, 1994, 16(1): 38~53
- 14 Sun C, Sherrah J. 3D symmetry detection using the extended Gaussian image. IEEE Trans. PAMI, 1997, 19(2): 164~165