

文章编号: 1007-791X (2010) 02-0180-05

基于多维筛分类器的可视化帕金森病诊断

张 涛^{1,2}, 洪文学^{2,*}, 李铭婷³, 赵 勇², 孟 辉²

(1. 燕山大学 信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004;
3. 秦皇岛海港医院, 河北 秦皇岛 066000)

摘 要: 针对目前基于模式识别的语音障碍帕金森病诊断可解释性差、可推广性差的问题, 本文提出基于多维筛分类器的可视化帕金森病诊断。该分类器具有全程可视化的特点, 在保证诊断精度的同时, 可以将特征进行可视化表示。可视化的引入不但使操作者了解不同特征对于诊断的重要性, 而且可以发现最具诊断价值的特征, 有助于简化帕金森病的诊断过程并提高诊断水平。

关键词: 多维筛; 帕金森病; 可视化模式识别; 知识发现

中图分类号: TP391 文献标识码: A

0 引言

帕金森病 (Parkinson's Disease, PD) 是人类常见的神经退行性疾病之一, 其发病率仅次于阿尔茨海默病 (Alzheimer's Disease)。据流行病学调查, 在北美约有 100 万的帕金森病患者^[1], 而在我国, 2001 年约有 200 万患者^[2], 且每年以 10 万人的速度递增。

同许多神经系统疾病一样, 目前对帕金森病的诊断难度极大, 主要依赖于专家的临床经验^[3]。目前, 在我国大约有六成的帕金森病患者误诊或者漏诊。除了对帕金森病认识不够的因素外, 高昂的诊断费用与复杂的诊断过程往往令大部分早期患者望而却步。随着老龄化社会的到来, 急需一种可以应用于基层医疗机构甚至家庭的方便可行、费用低廉的帕金森病初步诊断方法, 这对于提高帕金森病的早期就诊率具有重大意义^[4]。因此, 以应用简便为特色的帕金森病新型诊断方法也成为了研究的热点^[5-6]。

在帕金森病的各种表现中, 语言障碍为早期帕金森病的典型症状之一^[7], 大约 90% 的帕金森病人会出现某种程度的语言障碍。对语言障碍的测量可以利用麦克风进行, 同时利用现有的电话线路即可

进行远距离传输。因此, 与其他诊断方法相比, 基于语言障碍的帕金森病诊断不但测量方便, 费用低廉, 而且易于实现远程诊断, 有利于帕金森病诊断效果的提高。这使得基于语音检测的帕金森病诊断方法得到了极大的关注^[8], 2007 年牛津大学的 Max A. Little 等人对此进行了一系列的研究^[9-10], 并利用模式识别方法对基于语言障碍的帕金森病诊断进行了分析, 奠定了模式识别方法在基于语言障碍的帕金森病机器诊断方法中的理论基础。

传统的模式识别方法中, 特征通过矢量空间的矢量来表示。这种特征矢量表示很容易在数学上计算和泛化, 但往往存在分类结果可解释性差、容易过学习、推广性差等问题^[11]。对于帕金森病诊断而言, 可解释性差则分类结果的可信度差, 同时影响利用模式识别方法对疾病新知识的发现; 为了避免过学习与解决推广性差的问题, 需要使用大量的各种分布的训练样本或加入反馈机制, 这显然提高了设计的复杂度且降低了应用的灵活性。另外, 特征融合过程中的组合爆炸问题、分类结果无法表示疾病发展情况等问题也限制了传统模式识别方法在帕金森病诊断上的应用^[9]。针对此, 本文提出利用多维筛可视化分类器进行可视化的帕金森病语音特征诊断, 具有使用简便、推广性好的优点。

收稿日期: 2009-12-21 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60904100)

作者简介: 张 涛 (1979-), 男, 河北唐山人, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向为图像处理、模式识别; *通信作者: 洪文学 (1953-), 男, 黑龙江依安人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息整合、可视化模式识别和中医工程学, Email: hongwx@ysu.edu.cn。

1 语音信号的采集与特征提取

目前有多种方式对语言障碍进行测试,如持续发音法(sustained phonations)法、连续演讲(running speech)法等等。从理论上,这些方法都可以用于检测帕金森病的语言障碍。其中,持续发音法只要求受试者发出特定的音节,不但可以有效的避免发音不清带来的干扰,而且与测试者语种无关,不受语种与方言等因素的影响,因此得到了广泛的应用。考虑到帕金森病发病地域性广的特点,持续发音法在帕金森病的诊断中起到了重要作用。

在语音采集过程中,语音由经过调试的麦克风进行采集,然后对其进行分析。健康人与帕金森病患者的典型语音样本如图 1 所示。由此可见,帕金森病在语言障碍中表现明显。其中,常用的语音特征及其含义的描述如表 1 所示。

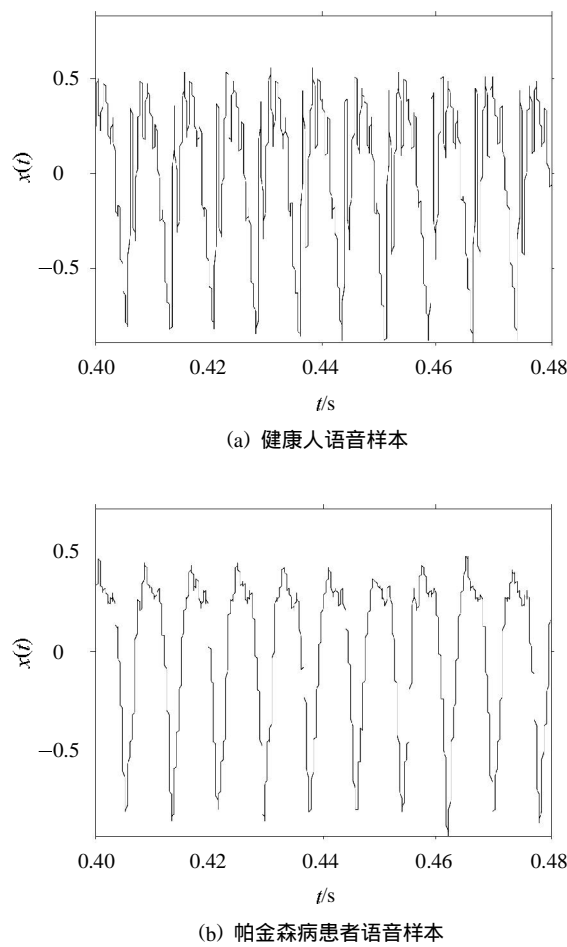


图 1 健康人与帕金森病患者的语音样本对比
Fig. 1 Sample comparison of health and PD

表 1 提取的语音特征及其描述
Tab. 1 Speech features and their description

特征	描述
MDVP: Jitter (%)	Kay Pentax MDVP: 跳动, %
MDVP: Jitter (Abs)	Kay Pentax MDVP: 跳动绝对值, ms
MDVP: RAP	Kay Pentax MDVP: 相对幅度摄动
MDVP: PPQ	Kay Pentax MDVP: 5 点周期摄动商
Jitter: DDP	周期间平均绝对差与平均周期比
MDVP: Shimmer	Kay Pentax MDVP: 局部闪烁
MDVP: Shimmer (dB)	Kay Pentax MDVP: 局部闪烁, dB
Shimmer: APQ3	3 点幅度摄动商
Shimmer: APQ5	5 点幅度摄动商
MDVP: APQ	Kay Pentax MDVP: 11 点幅度摄动
Shimmer: DDA	相邻周期幅度差的平均绝对差
NHR	噪声谐波比
HNR	谐波噪声比
RPDE	循环周期密度熵
DFA	趋势波动分析
D2	相关度
PPE	窗口周期熵

2 基于多维筛分类器可视化帕金森病诊断

2.1 多维筛分类器在帕金森病诊断中的应用

多维筛可视化分类器的基本原理如图 2^[12]。由图 2 可知,该分类器由 3 部分组成:多元图表示,像素图表示和分类器组合。整个分类器的输入数据为经过提取的语音特征,用多维数据矩阵表示。多元图表示负责将多维数据矩阵的列向量(训练样本的同一属性)映射为多元图表示,将抽象的数据转化为直观的图。像素图表示则将多元图转换为像素图并利用扩展算法进行连通区域扩展,利用混合色表示类别的重叠情况。扩展后的图像可以视为当前数据集的一个分类空间或子分类器。分类器组合则是将这些子分类器集成为一个组合分类器,实现最终的分类。由于整个分类过程均可以进行可视化表示,该分类器属于可视化组合分类器。

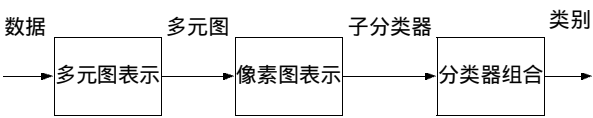


图 2 多维筛分类器框图
Fig. 2 Frame of VCC

在实际使用中,可以根据实际应用情况对多维筛分类器中的多元图表示方法和子分类器的融合方式进行选择。为了便于分析,本文采用多维筛分

类器中最为简单的形式——散点图分类器进行处理。在散点图分类器中,多元图表示方法采用常用的散点图进行表示,以保证表示结果的易于理解,便于利用分类器进行知识发现。同时,子分类器融合方式采用和式加权融合,强调最优特征组合在疾病诊断中所占的地位。

2.2 数据集的选择

对于语音特征的帕金森病诊断,需要建立标准的帕金森病语言障碍数据集。目前该领域研究尚为空白。牛津大学的 Max A. Little 小组通过试验获取了 31 人(23 人患病)195 份语音样本并完成了如表 1 的特征提取。在该数据集中,共提取 23 个语音特征^[10]。因此,每个样本形成 23 维的特

征空间。以多维数据矩阵 $X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}$ 表示,

矩阵中的元素为 x_{ij} , 表示第 i 个样本(病例)中第 j 个特征 $[x_{1i}, x_{2i}, x_{3i}, \cdots, x_{ni}]^T$ 表示所有对象第 i 个属性的集合。根据模式识别的 Cover 定理,需要将其向高维空间映射。在多维筛分类器中,该过程通过多元图映射完成。

2.3 数据的预处理

受到实验条件的影响,直接采集到的帕金森病语音特征矩阵 X 在不同特征下具有不同的尺度特性。为了能在相同尺度下进行数据观察,需要对数据进行归一化表示。在归一化过程中,本文采用列向量(即不同数据对象的同一属性)对数据进行分析从而获得相应的分类依据更为符合数据本身的特点。由于采用列向量作为分类依据,因此归一化如下:

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} x_{ij}}{R_j}, \quad (1)$$

其中, $R_j = \max_{1 \leq i \leq n} x_{ij} - \min_{1 \leq i \leq n} x_{ij}$ 。归一化后的数据分布范围是 $[0, 1]$, 有益于数据的分类。

在预处理过程,为了改善样本在空间中的分布特性,还可以进行非线性优化。其优化规则与分析参见文献[13]。由于分类器的设计与优化并非本文的重点内容,在此仅利用较为简单的多项式方法

进行优化,优化后

$$x_{ij}^* = \text{Opt}((\text{Norm})x_{ij}) = (\text{Norm}(x_{ij}))^2. \quad (2)$$

2.4 可视化特征选择

在该数据集中,共有 23 个特征量,利用散点图映射,映射原理如下:

$$\begin{cases} x = x_{ij} \\ y = x_{ik} \end{cases}. \quad (3)$$

经过散点图映射,将原始数据映射至 253 维的高维空间。散点图具有表示简单、易于理解的特性。图 3 给出了 MDVP: Jitter (%) 与 MDVP: Jitter (Abs) 对应的散点图表示。图中,红色点表示恶性肿瘤,绿色点表示良性。由此过程可知,对数据进行图表示,可以方便的进行知识学习。

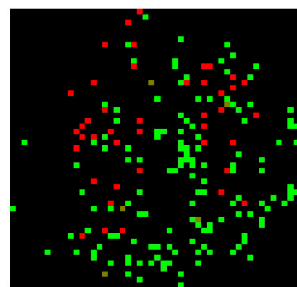


图 3 散点图表示

Fig. 3 Scatter plot

散点图映射过程的实质是将原始的低维数据映射到高维空间中。在高维空间中,可以对原始信息进行充分的利用,将线性不可分映射为线性可分或线性易分。但传统的散点图映射只能反映数据在空间的点关系,无法反映空间中的区域关系。为了将点关系映射为域关系,以简化分类诊断的计算复杂度,达到乳腺癌诊断的实时性要求,需要对散点图进行区域生长^[14],获得数据间的区域关系。

对图 3 的区域生长结果如图 4 所示,完成将数据映射为区域的过程,方便后期诊断阶段的应用,且便于学习和交互。在该图中,除了表示性质的红色与绿色,还引入了二者的混合色,用来表示无法确定区域。

2.5 分类与诊断

利用已有的训练数据,可以将不同特征组合下

的帕金森病数据对应情况用若干个图进行表示。对于待诊断病例,依训练样本参数进行预处理与散点图坐标计算,并与对应的子分类空间进行比较,获得该样本属于 c 类的概率 $p(c|x_i)$,最后通过判决规则对各子分类器的判决结果进行分析,获得最终判决结果,如图5。在本文实验中,组合规则采用的是和式规则:

$$p(c|x_1x_2\cdots x_m)=\sum_{i=1}^m\alpha_i p(c|x_i), \quad (4)$$

其中 α_i 表示第 i 个子分类器的加权系数, $\alpha_i\in[0,1]$,

可由操作者根据显示的分类图分类效果进行指定,也可以令计算机自动计算获得。

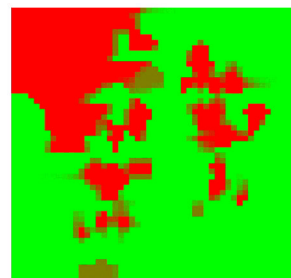


图4 图3的生长结果

Fig. 4 Expansion of fig. 3

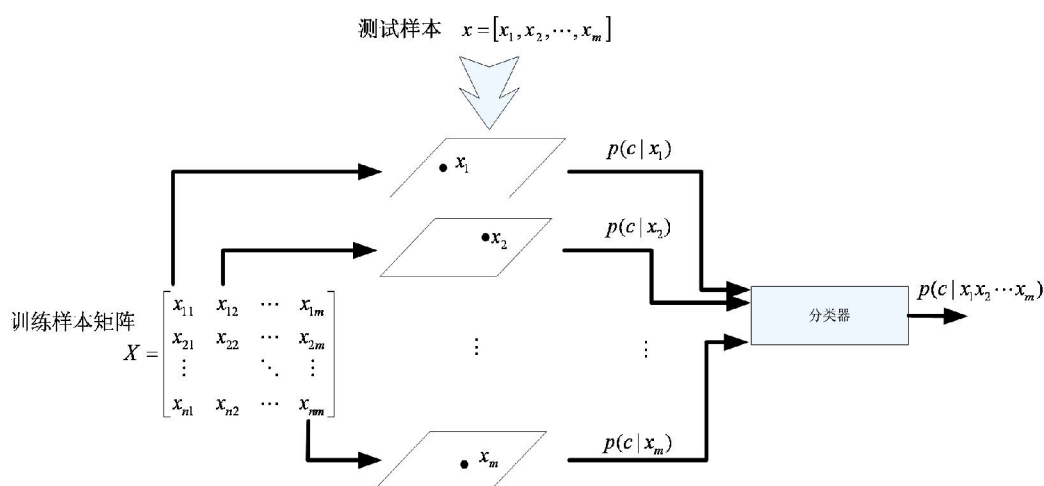


图5 散点图分类器分类过程

Fig. 5 Process of scatter classifier

3 实验结果

针对多维筛分类器在帕金森病诊断中的应用,本文设计了两组实验,分别从非线性参数的选择和散点图数目的选择分析多维筛分类器在不同条件下的作用。在实验方法上,为了确保分类性能公平比较,并避免训练集和测试集的依赖,分类器精度的估计引入留一法交叉验证 (leave one out cross validation, LOOCV)。留一法是指数据集共有 M 个样本,使用 $(M-1)$ 个样本设计分类器,并估计剩余的一个样本,数据集需要重复 M 次。这种估计虽然计算量大,但是无偏的。该方法被认为是精度测评的基本方法之一,且比交叉验证更可靠,被广泛采用。为保证实验的可重复性,多维筛分类器的加权稀疏采取自动加权方式。

对于非线性参数的测试条件为改变式(2)中的 α 值大小以获得不同的非线性分布。为了具有可

比较的实验结果,该组实验中的散点图数据均采用完全加权的方式计算,实验结果如表2所示。该实验证明,非线性参数对于数据在类空间中的分布有重要影响,将直接影响到最终分类结果的精度。

表2 不同非线性参数下的分类精度

Tab. 2 Precisions in different nonlinear parameters

参数值	精度
0.3	87.18
0.5	87.18
0.8	88.72
1	86.67
2	84.62

在分类过程中,对于散点图数目的选择实质是对特征组合的选择。为了具有可比较的实验结果,该组实验中的非线性参数均为1,实验结果如表3所示。由表3可见,不同的散点图数目将直接影响到诊断精度。

表 3 不同散点图数目下的分类精度

Tab. 3 Precisions in different numbers of scatter

散点图数目	精度
10	85.13
50	84.10
100	87.18
150	88.21
200	86.67

4 结束语

本文提出利用多维筛分类器的帕金森病诊断方法,在保证高诊断精度的前提下,具有全程可视化特色,便于使用者进行知识学习与知识发现,同时有利于经验丰富的医生根据已有知识与分类器进行交互,从而进一步提高诊断精度,为帕金森病诊断过程的简化与诊断精度的提高做出贡献。

参考文献

- [1] Lang A E, Lozano A M. Parkinson's disease - First of two parts [J]. New England Journal of Medicine, 1998,339 (15): 1044-1053.
- [2] Zhang Z, Roman G C, Hong Z, et al.. Parkinson's disease in China: prevalence in Beijing, Xi'an, and Shanghai [J]. Lancet 2005,365 (9459): 595-597.
- [3] 张振馨. 神经系统疾病流行病学调查方法和问题 [J]. 中华神经科杂志, 2005,38 (2): 65-66.
- [4] 韩艳, 张晓红, 陈彤, 等. 帕金森病诊治现状调查 [J]. 中华保健医学杂志, 2008,10 (1): 18-20.
- [5] Cho Chien-Wen, Chao Wen-Hung, Lin Sheng-Huang, et al.. A vision-based analysis system for gait recognition in patients with Parkinson's disease [J]. Expert Systems with Applications, 2009,36 (3): 7033-7039.
- [6] Guehl D, Burbaud P, Lorenzi C, et al.. Auditory temporal processing in Parkinson's disease [J]. Neuropsychologia, 2008,46 (9): 2326-2335.
- [7] Duffy J R. Motor speech disorders: substrates, differential diagnosis, and management [M]. 2nd edition. St Louis, Mo: Elsevier Mosby, 2005.
- [8] Sapir S, Spielman J L, Ramig L O, et al.. Effects of intensive voice treatment (the Lee Silverman voice treatment [LSVT]) on vowel articulation in dysarthric individuals with idiopathic Parkinson disease: acoustic and perceptual findings [J]. Journal of Speech, Language, and Hearing Research, 2007,50 (4): 899-912.
- [9] Little M A, McSharry P E, Hunter E J, et al.. Suitability of dysphonia measurements for telemonitoring of Parkinson's disease [J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2009,56 (4): 1015-1022.
- [10] Little M A, Mcsharry P E, Roberts S J, et al.. Exploiting Nonlinear Recurrence and Fractal Scaling Properties for Voice Disorder Detection [J]. Biomedical Engineering Online, 2007,6: 23.
- [11] Diamandis E P. Mass spectrometry as a cancer biomarker discovery tool: opportunities and potential limitations [J]. Molecular & Cellular Proteomics, 2004,3: 367-378.
- [12] 洪文学, 张涛, 宋佳霖, 等. 基于多维数据列向量 2D 图表示的多维筛可视化组合分类器 [J]. 燕山大学学报, 2008,32 (5): 435-439.
- [13] 张涛, 洪文学, 宋佳霖, 等. 基于非线性变换的图表示优化 [J]. 燕山大学学报, 2008,32 (5): 416-420.
- [14] Zhang Tao, Hong Wenxue. A novel visual combining classifier based on a two-dimensional graphical representation of the attribute data [C] //Sixth international conference on fuzzy systems and knowledge discovery, Tianjin, 2009: 71-75.

Visual Parkinson's Disease diagnose based on VCC

ZHANG Tao^{1,2}, HONG Wen-xue², LI Ming-ting³, ZHAO Yong², MENG Hui²

(1. College of Information Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China; 2. College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China; 3. Haigang Hospital of Qinhuangdao, Qinhuangdao, Hebei 066000, China)

Abstract: The Parkinson's Disease (PD) based on speech features in classical pattern recognition is intrinsically deficient in explainable and generation. In this paper, the visual combining classifier (VCC) is introduced to the diagnose of PD. The VCC is characteristic of visualization throughout the procedure. As a result of that, the features are visualized as the necessary precision is guaranteed. Introducing the visualization make users understand each features' contribution in diagnosis and emerge the most value features. It is promising to refine the diagnosis procedure and improve the diagnosis precision.

Key words: VCC; Parkinson's disease; visual pattern recognition; knowledge discovery