

中医舌苔腐腻分析算法的研究

卫保国, 沈兰荪, 蔡轶珩, 张新峰

(北京工业大学信号与信息处理研究室, 北京 100022)

摘要: 舌苔腐腻分析是中医客观化、现代化的重要内容. 本文根据腐腻苔的纹理特点, 提出了一种舌苔腐腻的图像分析算法. 首先将舌苔区分为固定大小的块, 然后对各块进行分类, 最后得到整幅图像的腐腻指数. 舌苔块分类时, 采用改进的子空间法分析纹理结构的疏密, 并结合纹理粗糙度特征来表达颗粒的粗细. 实验表明其分析结果正确率达到 83%, 并且可以反映舌苔腐腻的程度.

关键词: 舌象分析; 子空间法; 纹理粗糙度

中图分类号: TP391. 4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 12A22083-04

Research on Curdy and Greasy Tongue Fur Analysis for Traditional Chinese Medicine

WEI Baoguo, SHEN Lansun, CAI Yiheng, Zhang Xinfeng

(Signal & Information Processing Lab., Beijing University of Technology, Beijing, 100022, China)

Abstract: The analysis of curdy and greasy property of tongue fur is of great significance in Traditional Chinese Medicine characterization and modernization. An image analysis method of curdy and greasy fur based on texture feature is proposed in this paper. First, the tongue fur region is divided into blocks with the same size; then the blocks is classified; finally the greasy index of the whole image is calculated. To classify the blocks, a modified subspace method is used to analysed the denseness of the coating texture, combined with the texture coarseness to indicate the fur grain size. Experimental results show that the correctness rate exceeds 83%, and the variances of greasy degree is also reflected.

Key words: tongue image analysis; subspace method; texture coarseness

1 引言

舌诊, 是通过观察舌象以了解人体生理功能和病理变化的一种中医诊察方法. 长期以来, 舌诊主要依靠医生的目视判断分析, 医生的主观性不可避免地影响了舌诊的可靠性和可重复性, 成为舌诊应用、发展和交流中的制约因素. 为此我们开展了中医舌象分析关键技术研究^[1-3], 在标准的成像环境下采集彩色舌图像, 对舌色、苔色、舌苔的厚度、湿度、裂纹等常用舌象指标进行自动分析, 以期对舌诊临床和科研提供标准化、客观化、量化的依据.

舌苔腐腻是重要的舌象特征之一. 中医认为, 舌苔的腐腻反映了阳气与湿浊的消长^[4]. 腐苔主痰浊、食积, 为阳热有余; 腻苔主痰饮、食积、湿浊等, 为湿浊内蕴, 阳气被遏. / 腐苔0 苔质颗粒疏松, 粗大而厚, 形如豆腐渣堆积舌面, 揩之可去. / 腻苔0 苔质颗粒细腻致密, 揩之不去, 刮之不脱, 上面罩一层油膩状粘液. 中医通常按腐腻的情况, 把舌苔分为 / 腐苔0、/ 腻苔0 或者 / 非腐腻0 等类型, 有时也使用 / 稍腻0、/ 稍腐0 等较为细化的字眼.

对舌苔腐腻的分析研究刚刚起步. 文献[5]通过灰度共生矩阵的能量特征, 检测舌体四个子区腻苔的有无. 文献[6]采用 Gabor 滤波能量结合彩色对比特征, 判断舌象特征块是否为腻苔. 这些方法没有考虑到腻苔在形态和结构上的多样性和随机性, 运算复杂度高, 且不能实现量化分级. 对于腐苔的分析至今未见公开报导.

除了刮揩舌苔, 中医对舌苔腐腻的判别, 主要取决于两方面: 结构的疏密和颗粒的粗细, 均属于图像的纹理特征. 对于纹理结构的分析, 通常先抽取纹理基元^[7], 然后分析基元之间的关系. 这都比较复杂、耗时. 子空间法用模板集来表达不同类别的基本结构信息和最突出的特征, 而且计算较为简单^[8]. 因此本文采用子空间模式识别方法分析舌苔纹理的结构. 舌苔颗粒的粗细可以用纹理粗糙度来表达, Rosenfeld/Tamura 粗糙度计算方法^[9], 符合人类视觉感知心理, 为人们所普遍接受, 本文的粗糙度计算也基于此.

本文在文献[2]舌色、苔色分类的基础上, 将舌苔区分为固定大小的块, 对各块进行分类, 在分类结果的基础上给出整幅舌图像的腐腻指数和描述. 舌苔块分类时, 采用改进的子空

间法,以投影长度比作为分类判别特征,来分析纹理结构的疏密.当可信度不够高时,再结合表达颗粒粗细的纹理粗糙度特征.实验表明,本文方法能够获得与医生判别相当一致的结果.

2 子空间法及其改进

子空间法是模式表达和分类的一种方法,广泛用于模式识别和信号检测中.一个子空间对应于原始线性空间中的一个类,由该类的基矢量级数展开所张成.子空间法处理多类模式识别时有以下特点^[8]:(1)特征集能够反映模式的基本结构信息,从这个意义上说,子空间法和结构模式识别具有共性;(2)对不同的类可以采取不同的变换,以便抽取每一类中最显著的特征;(3)将特征提取和模式分类合并在一歩内完成,所以能处理高维数据;(4)分类时只要进行少量的矢量内积运算,计算速度快,但仍能够形成复杂的分类曲面.由于纹理是图像的区域特征,维数一般较高,因此子空间法适合于纹理结构的表达和分类.

子空间法在分类时常用样本在子空间的投影长度为判决准则.对于类别未知的矢量 $x \in R^n$,若

$$x^T P^{(i)} x > x^T P^{(j)} x, \quad \text{对所有 } j \in X \setminus i$$

则将 x 分至 $X^{(i)}$ 类 (1)

式中 $P^{(i)}$ 为 $X^{(i)}$ 类的投影矩阵,与子空间完全等效,可以通过奇异值分解求得.判决准则(1)是把 x 分到它具有最长投影的那个子空间,即样本 x 最接近的子空间.

但是,对于多类分类问题,如果待分类样本的两个最长投影非常接近,即 $x^T P^{(i)} x / x^T P^{(j)} x \approx 1$,按照式(1)分类,在实际中很容易发生误判,当样本含有噪声时更是如此.为此我们引入可信度 θ 来表达分类结果的可靠程度.当可信度足够高时,完全接受分类结果,否则该样本可能属于多个投影长度较为接近的类别.称

$$r_i = \min\{x^T P^{(i)} x / x^T P^{(j)} x, j = 1, 2, \dots, k, j \in X \setminus i\} \quad (2)$$

为将 x 分至 $X^{(i)}$ 类的可信度.

相应地,判决准则改变为:

$$\text{若 } x^T P^{(i)} x > \theta x^T P^{(j)} x, \text{ 对所有 } j \in X \setminus i, \text{ 并且 } r_i > H$$

则将 x 分至 $X^{(i)}$ 类.

$$\text{否则给出 } x \text{ 可能归属的多个类别} \quad (3)$$

式中 H 为一预先设定的值.这样,可使分类结果更符合实际.

3 纹理粗糙度

粗糙度是最基本、最重要的纹理特征^[7].由 Rosenfeld 和 Tamura 等提出的粗糙度计算方法,符合人类视觉感知心理,是粗糙度的有效数学描述. Rosenfeld/Tamura 纹理粗糙度的算法本质是从不同的邻域尺寸中根据邻域均值差值最大准则确定最佳尺寸,然后根据所确定的最佳尺寸来计算图像的纹理粗糙度^[9].

其计算步骤为:

(1)对每一个像素,计算多尺度邻域均值.邻域尺寸为 $(2k+1) \times (2k+1)$,其中 $k \geq 1$.像素 (x, y) 的邻域均值为

$$A_k(x, y) = \frac{1}{(2k+1)^2} \sum_{i=x-k}^{x+k} \sum_{j=y-k}^{y+k} f(x, y) \quad (4)$$

其中 $f(x, y)$ 为像素 (x, y) 的灰度值.这里我们将原有方法指数量化的邻域尺寸 $(2^k \times 2^k)$ 改进为线性量化 $((2k+1) \times (2k+1))$,以增强粗糙度的分辨能力.

(2)计算每一个像素在水平、垂直方向的邻域均值差值,计算公式为:

$$E_{k,h}(x, y) = |A_k(x+k, y) - A_k(x-k, y)| \quad (5)$$

$$E_{k,v}(x, y) = |A_k(x, y+k) - A_k(x, y-k)| \quad (6)$$

(3)确定图像有效区域内每一个有效像素的最佳尺寸: $S_{best}(x, y) = 2k+1$,其中 k 使得在某一个方向 E_k 最大.即:

$$E_k = E_{\max} = \max\{E_1, E_2, \dots, E_L\} \quad (7)$$

其中 E 为邻域均值差值, L 为邻域尺寸个数.

(4)计算图像有效区域内所有像素的最佳尺寸的平均值,作为图像的粗糙度:

$$F_{\text{rms}} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_{best}(i, j) \quad (8)$$

4 舌苔腐腻分析算法

通过仔细观察和分析典型的腐腻舌图像我们发现:(1)医生一般给出一幅舌图像腐腻程度的总体印象,而不同子区域的腐腻程度可以有所不同;(2)在舌图像中,由于腐腻苔颗粒大小不一,纹理基元的形态各异,加上裂纹、点刺等的干扰,因而纹理结构的疏密比颗粒的粗细更能体现腐腻程度的差别.

本文中舌苔腐腻分析算法分为两个阶段:训练阶段和识别阶段.训练过程离线进行,仅考虑腐、腻、稍腻三类.由标准腐腻区域形成样本矢量,用奇异值分解得到各类的基矢量,并计算各类平均粗糙度和其它必要参数.识别过程在线进行.识别时首先将舌苔区域分成大小相同的块,先采用改进的子空间法分类,如果由于投影长度太短或者可信度太低,不能确定唯一的所属类别,此时再结合粗糙度特征分类.如果待识别块不是腐、腻、稍腻三种之一,则为非腐腻块.在舌苔块分类的基础上,以腐腻指数表达整幅舌图像腐腻分析的定量化结果,并给出符合医生习惯的定性描述.

舌苔腐腻分析算法具体步骤如下:

4.1 训练阶段

(1)由医生指定舌图像的腐、腻、稍腻区域.

(2)分别将腐、腻、稍腻区域划分为大小为 $m \times n$ 的块,计算每个块的像素灰度值,并按顺序排成一列,形成样本矢量.所有样本矢量构成 3 类训练样本集.

(3)对每一类样本矢量集的协方差矩阵进行奇异值分解,得到投影矩阵 $P^{(k)}$, $k = 1, 2, 3$.

(4)计算各类的平均粗糙度 C_k ,并根据训练样本和问题性质,设置投影长阈值 t_0 和可信度阈值 H 及其他参数.

4.2 识别阶段

如图 1 所示:

(1)对每一幅舌图像,按照文献[2]的方法,进行舌体区域分割和舌色、苔色识别.苔色像素点集中的区域称为舌苔区.

(2)将舌苔区分为大小为 $m \times n$ 的块,每个块的像素灰度值按顺序排成一列,形成待识别样本矢量 x .

(3)分别计算 x 在 k 个特征子空间的投影长度模的平方

$x^T P^{(k)} x$, x 的模方归一化投影的最大值记为 $t = \max \{x^T P^{(i)} x / x^T x, j = 1, 2, \dots, k\}$, 记 $i_0 = \operatorname{argmax}(x^T P^{(k)} x)$.

(4) 若 $t < t_0$, 则 x 为非腐腻苔, 转 7; 否则计算可信度 $r = \min \{x^T P^{(i_0)} x / x^T P^{(i)} x, j = 1, 2, \dots, k, j \neq i_0\}$, 若 $r \setminus H$, 则将 x 划分至 i_0 类, 转 7; 否则令 $J = \{j | x^T P^{(i_0)} x / x^T P^{(j)} x < t_r, j = 1, 2, \dots, k\}$, 即 J 中包含所有 x 可能归属的类别, 转 5.

(5) 计算该块的粗糙度. 粗糙度的计算步骤见式 (4)~(8). 其中在第三、第四步仅考虑块内像素.

(6) 将该块划分至 J 中平均粗糙度最接近的类. 即: 若 $i = \operatorname{argmin}\{|F_{crs} - C_j|, j \in J\}$, 则该块的类别为 i .

(7) 在所有块分类完毕之后, 计算舌图像的腐腻指数 $\operatorname{Ind}_{\text{greasy}}$:

$$\operatorname{Ind}_{\text{greasy}} = \begin{cases} k \frac{E w_i}{E i}, & \text{if } \frac{E i}{A} \setminus t_{\text{ind}} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式中 A 为舌苔总面积, i 为划分为腐腻苔的块, w_i 是各腐腻类的权系数, k 是归一化系数. 当腐腻块的总数与舌苔块总数之比小于 t_{ind} 时, 其腐腻指数指定为 0.

(8) 根据腐腻指数, 将整幅舌图像描述为 / 腐 0 / 腻 0 / 稍腻 0 / 非腐腻 0 四种之一.

5 实验与结论

实验采用在北京市中医院拍摄的 340 多幅图像, 其腐腻特征在拍摄的同时确定. 我们对舌苔块和整幅图像分别计算正确率. 从其中 17 幅舌图像中, 将医生指定的典型区域划分为 218 块舌苔块, 作为训练样本块. 图像大小为 $380 * 300$, 舌苔块的大小经实验确定为 $16 * 16$. 这样可以保证块内的腐腻程度基本均匀, 同时又不至于太小而不能反映真实的纹理结构特征. 从 340 幅中随机抽取的 67 幅图像, 划分为 2485 块作为测试样本块. 表 1 给出了舌苔块的训练及识别结果. 舌苔块的识别结果与医生判断的总体符合率达到 82%, 其中腻苔的正确率较低, 原因在于腻苔和稍腻苔的区别不是十分明显.

通过上述的 17 幅图像加上 6 幅典型的非腐腻舌图像共 23 幅图像 (即表 2 中的 / 训练图像 0) 来确定式 (9) 中的参数 w_i 和 t_{ind} 以及腐腻分级标准. 表 2 为对整幅舌图像的训练及分类结果. 整幅舌图像的识别结果正确率为 83%, 稍高于舌苔块的识别率, 这是因为整幅图像的腐腻分析是按照各类舌苔块统计指数得来.

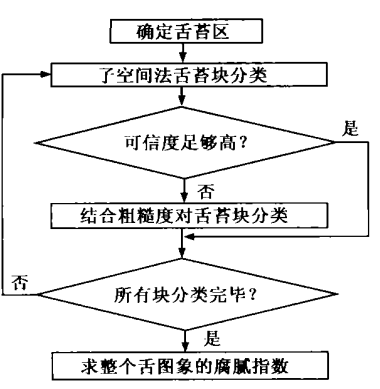


图 1 舌苔腐腻分析算法识别阶段框图

表 1 舌苔块的训练及识别结果

	训练样本数	基矢量个数	测试样本数	正确识别样本个数	正确率
腐苔	71	23	275	254	0.92
腻苔	103	25	1168	932	0.81
稍腻苔	44	23	389	318	0.92
非腐腻	0	0	653	543	0.84
合计	218	71	2485	2047	0.82

表 2 舌图像的训练及识别结果

	训练图像个数	测试图像个数	正确识别图像个数	正确率
腐苔	3	4	3	0.75
腻苔	9	67	57	0.85
稍腻苔	5	89	75	0.84
非腐腻	6	161	133	0.83
合计	23	321	268	0.83

图 2 给出了部分实验结果, 包括腐腻指数和定性描述. 图中白色、红色、绿色方框分别为腐苔、腻苔和稍腻苔块. 在图 2(b) 中, 有部分舌质块被误识为腐苔, 在图 2(h) 中, 剥脱的舌苔块被误认为腐苔, 但整幅图像的总体结果仍然符合医生的判断.

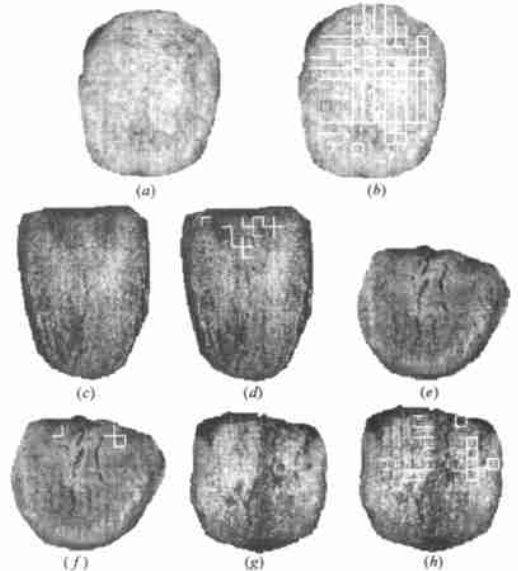


图 2 舌苔腐腻的分析结果: (a) 100000200003300016 原图, (b) (a) 的分类结果, 腐腻指数: 0.91, 腐; (c) 100000200206270004 原图, (d) (c) 的分类结果, 腐腻指数: 0.61, 腻; (e) 100000200003270013 原图, (f) (e) 的分类结果, 腐腻指数: 0.09, 稍腻; (g): 100000200206270005 原图, (h): (g) 的分类结果, 腐腻指数: 0.67, 腻.

6 结束语

子空间法可以表达纹理结构的疏密, 粗糙度反映舌苔颗粒的粗细. 本文将二者结合, 用于舌象腐腻的分析中, 取得了与医生目视判断相一致的实验结果. 我们将在此基础上进一

步进行舌象特征的客观化、量化研究.

感谢北京市中医管理局、北京市中医研究所等单位在舌图像采集和特征判读方面所提供的帮助.

参考文献:

- [1] ZHAO Zhongxu, WANG Aimin, SHEN Lan2sun, et al. An automatic tongue analyzer of Chinese medicine based on color image processing [A]. ICEMI. 99[C]. Harbin, China: ICEMI, 1999. 830- 834.
- [2] SHEN Lan2sun, WEI Bao2guo, et al. Image Analysis for tongue characterization[J]. Chinese Journal of Electronics, 2003, 12(3): 317- 323.
- [3] Aimin WANG, Lan2sun SHEN, Zhongxu ZHAO. Color tongue image segmentation using fuzzy kohonen networks and genetic algorithm[A]. Proceedings of SPIE[C]. San Jose, USA: SPIE, 2000. 182- 190.
- [4] 庄泽澄. 中医诊断学[M]. 北京: 科学出版社, 1999. 85- 98.
- [5] C C CHIU. A novel approach based on computerized image analysis for traditional Chinese medical diagnosis of the tongue[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2000, 61(2): 77- 89.
- [6] 朱洁华, 阮邦志, 等. 舌诊客观化研究的一种图像处理方法[J]. 中国生物医学工程学报, 2001, 20(2): 132- 137.
- [7] Reed T R, DuBof J M H. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques[J]. Image Understanding, 1993, 57: 359- 372.

- [8] Oja E. Subspace Method of Pattern Recognition[D]. Lethchworth, UK: Research Studies Press, 1983.
- [9] Tamura H, Mori S, Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception[J]. IEEE Trans, 1978, SMC28(6): 460- 473.

作者简介:



卫保国 男, 1970 年生于陕西乾县, 1993 年毕业于同济大学, 1999 年获西安交通大学硕士学位, 现为北京工业大学信号与信息处理研究室博士研究生, 主要研究方向为图像处理和分析、模式识别等, Tel: 67391587, 13691269887, E-mail: wbg@bjpu.edu.cn

沈兰荪 男, 1938 年 6 月生于江苏苏州, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能化信息处理, 已发表论文 200 余篇, 出版《图像编码与异步传输》、《视频编码与低速率传输》等专著 11 本.

蔡轶珩 女, 1974 年 6 月生于山东济宁, 北京工业大学信号与信息处理研究室博士研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别、科学仪器等.