

# 基于二维自动主动形状模型的椎间盘核磁共振图像分割算法

符晓娟\*, 黄东军

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

(\* 通信作者电子邮箱 yeadai@163.com)

**摘要:**针对椎间盘手动建模主观耗时以及现有分割方法不够准确的问题,提出了一种二维自动主动形状模型(2D-AASM)方法,由基于最小描述长度的椎间盘自动统计形状建模、二维局部梯度建模和分割三部分组成。将25组脊柱核磁共振图像(MRI)的椎间盘专家分割结果作为训练集,采用基于最小描述长度的方法确定点对应关系,建立椎间盘T4-5的统计形状模型和二维局部梯度模型,生成形状模型的方差和目标函数值均小于手工和弧长参数方法。模型建立后,通过3组脊柱MRI数据测试提出的分割方法,与传统主动形状模型(ASM)和加入一维局部梯度模型的ASM方法相比,其分割结果具有更高的戴斯系数,更低的过分割率和欠分割率。实验结果表明,所提方法建立的模型更准确,分割结果更精确。

**关键词:**椎间盘分割;最小描述长度;主动形状模型;多尺度;局部梯度模型

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Segmentation algorithm of intervertebral disc magnetic resonance images based on two-dimensional automatic active shape model

FU Xiaojuan\*, HUANG Dongjun

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

**Abstract:** In response to the issue that the intervertebral disc manual modeling was time-consuming and subjective, and the existing segmentation method was not accurate enough, a new method named two-dimensional Automatic Active Shape Model (2D-AASM) was proposed. It included three parts: automatic statistical shape modeling of intervertebral disk based on minimum description length, 2D local gradient modeling and segmentation. Adopting the manual segmentation results of 25 sets of spinal MR images as the training set, the study used minimum description length method to determine the point correspondence, built statistical shape model and 2D local gradient model for intervertebral disk T4-5. The generated shape model had lower variance and the objective function value than the manual and arc length parameter method. After the model was built, three sets of Magnetic Resonance Image (MRI) images were used to test the proposed method. Compared with the traditional ASM and 1D-ASM, the segmentation result of the proposed method had a higher Dice coefficient and lower over-segmentation and under-segmentation rate. The experiment results indicate that the proposed method generates a better model and more accurate segmentation result.

**Key words:** intervertebral disk segmentation; minimum description length; Active Shape Model (ASM); multi-resolution; local gradient model

## 0 引言

脊柱疾病已经成为影响公共健康的几大顽疾之一<sup>[1]</sup>。椎间盘分割技术对脊柱核磁共振图像(Magnetic Resonance Image, MRI)的处理是非常重要的。准确高效地将椎间盘分割出来,不仅有利于缩短医生诊断脊柱疾病所消耗的时间,同时还可以通过计算椎间盘的参数来辅助脊柱疾病的治疗。人体的椎间盘共有23个,若采用手动分割方式,将会非常耗时,同时操作人员的不同也会导致分割结果具有主观性差异。而将MRI图像进行计算机量化处理,能够提高脊柱诊断的效率并克服主观性差异<sup>[2-3]</sup>。本文致力于研究适用于椎间盘MRI图像分割的计算机方法。

图像分割的目的是将图像中感兴趣的部分剥离出来,为进一步的图像处理做准备。近年来,国内外已经提出了很多

用于图像分割的技术和方法。主动轮廓模型(Active Contour Model, SNAKE)方法<sup>[4]</sup>和基于水平集的方法<sup>[5]</sup>受到了关注。这两种方法在形状变形上非常灵活,能够极大地扩展捕获区域和降低计算复杂性,但其存在固有的局限性,可能收敛到局部极值点甚至发散;同时需要一个非常接近于真实轮廓的初始轮廓。因此,这两种方法并不适用于大量的医学图像分割任务。主动形状模型(Active Shape Models, ASM)<sup>[6]</sup>和主动外观模型(Active Appearance Model, AAM)<sup>[7]</sup>虽然是由主动轮廓模型进化而来,但并不具备上述的局限性,被应用于大量医学图像分割实验中,成为当前的研究热点。ASM通过建立并利用统计形状模型来分割目标,AAM在ASM的基础上添加了统计纹理模型,将统计形状模型和统计纹理模型有效结合起来进行分割。ASM在特征点分割上更快更精确,而AAM在纹理上更为匹配<sup>[8]</sup>。目前有很多研究对ASM方法进行改

收稿日期:2013-03-04;修回日期:2013-05-07。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60873188)。

作者简介:符晓娟(1988-),女,湖南湘西人,硕士,主要研究方向:图像处理、多媒体处理;黄东军(1960-),男,湖南常德人,教授,博士,CCF高级会员,主要研究方向:多媒体处理、图像和视频处理。

进<sup>[9]</sup>,并将其广泛地应用于人脸识别<sup>[10]</sup>,目标对象定位<sup>[11]</sup>和医学图像分割<sup>[12]</sup>。

ASM 和 AAM 方法的一个重要步骤是统计形状建模,即在点分布模型的基础上,利用几何形状信息建模。而统计形状建模的主要难点是在各个形状轮廓之间建立正确的点对应关系。在医学图像领域,通常采用手工方式获得点对应关系,但这种方式非常耗时、主观且难以应用于三维图像。为了克服上述困难,需要寻求一种自动或者半自动的方式来获取点对应关系。目前主要有以下三种解决方法:1)简单弧长参数方法,实现简单,但其忽略了样本间统计信息和样本自身轮廓的几何信息,因此建立的模型无法满足需求;2)在简单弧长参数方法的基础上,将形状特征信息应用于建立点对应关系,这种方法符合人类直观视觉,但当形状轮廓上有噪声或出现较大形变时,选取的特征点稳定性不足,难以建立有效的模型;3)将弧长参数选择问题看作最优化问题,通过建立目标函数表示样本间的点对应程度,最小化目标函数,获得某种意义上的最佳点对应关系,如基于最小描述长度(Minimum Description Length, MDL)的方法<sup>[13-14]</sup>,可以非常好地解决点对应关系的问题。

传统 ASM 方法采用手工建模,具有耗时和主观的缺点,且其对椎间盘 MRI 图像的分割并不精确。因此,针对以上问题,本文提出一种 2D-AASM 方法。该方法包括自动统计形状建模、二维局部梯度建模和分割三部分,是对传统 ASM 方法的改进,采用基于 MDL 的自动建模方法替代传统的手工建模,并将 2D 局部梯度模型与传统的主动轮廓模型结合起来进行分割。具体步骤:第一,采用基于 MDL 的方法自动建立统计形状模型;第二,建立 2D 局部梯度模型;第三,确定椎间盘初始位置,先手动确定两个顶点,然后将模型平均形状按照已有的两个顶点的位置进行平移、旋转和缩放,从而获得非常接近真实轮廓的初始位置;最后,通过 2D-AASM 模型搜索椎间盘位置。

## 1 2D-AASM 方法

### 1.1 自动统计形状模型

假设训练集  $S$  中有  $N$  个形状,每个形状  $S_i (i = 1, 2, \dots, N)$  都可以用一个一维向量来表示,由于每个形状的点数目并不一样,因此选择椎间盘的 8 个点作为主要特征点(包括 2 个边界角点),然后根据预先给定的初始弧长参数集  $\{\psi_i\}$  对训练集中所有形状进行采样,得到数目相同的  $n$  个特征点,将  $N$  个形状表示成  $n * N$  维向量  $\{X_i\}$ 。采用普式对齐方法将采样得到的所有形状进行对齐,以消除因为位移、角度和尺寸造成的差异,通过主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法降低  $\{X_i\}$  的维数,每一个形状  $S_i$  对应的向量  $X_i$  可以用下面的线性模型表示:

$$X_i = \bar{X} + P b_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i + \sum_{s=1}^{n_p} p_s b_{s,i};$$

$$-3\sqrt{\lambda_s} \leq b_s \leq 3\sqrt{\lambda_s} \quad (1)$$

其中:  $\bar{X}$  表示平均形状,  $P = \{P_s\}$  是用于描述形状变换模式的特征向量(对应于特征值  $\{\lambda_s\}$ ),  $b_i = \{b_{s,i}\}$  是用于控制形状变换模式的形状参数。  $n_p$  可以从下面的式子中推导出来:

$$\begin{cases} 0 \leq \alpha \leq 1 \\ \sum_{i=1}^{n_p} \lambda_s / \sum_{j=1}^N \lambda_s > \alpha \\ 1 \leq n_p \leq N \end{cases} \quad (2)$$

$\alpha$  的取值通常大于 0.90,本实验中采用 0.98,通过多次实验证明该取值能够保证更多种主成分且能够有效降低  $\{X_i\}$  维数。

为了从训练集  $\{S_i\}$  获得有效的统计形状模型,遵循 Occam's Razor 原则即“简单的描述就是最好的”原则,制定一个选择弧长参数集  $\{\psi_i\}$  的标准,通过 MDL 作为量化方法来描述模型的简单度。最终的目标函数<sup>[13]</sup>如下所示:

$$F_{MDL} = \sum_{i=1}^{n_b} (1 + \ln \sigma_i^2) + \sum_{j=1}^{n_l} \left( \ln \sigma_{\max}^2 + \left( \frac{\sigma_j}{\sigma_{\max}} \right)^2 \right);$$

$$n_b + n_l = n_p \quad (3)$$

其中:  $n_b$  表示特征值/方差较大的特征方向的数目,  $n_l$  表示特征值/方差较小的特征方向的数目,  $\sigma$  表示在方向  $P_m$  上的  $b_{m,i}$  的方差。

式(3)的计算非常复杂, Thodberg<sup>[14]</sup> 提出了一种简化方法,将目标函数简化成

$$F_{MDL} = \sum_{m=1}^{n_p} \psi_m \quad (4)$$

其中:

$$\psi_m = \begin{cases} 1 + \ln \beta, & \beta \geq 1 \\ \beta, & \beta < 1 \end{cases}$$

$$\beta = \lambda_m / \lambda_{cut}$$

为了获得最佳统计形状模型,通过式(4)选择弧长参数集  $\{\psi_i\}$ 。基于 MDL 的全自动统计形状建模的过程如下:

- 1) 从训练集中提取椎间盘形状得到形状集  $\{S_i\}$ 。
- 2) 初始化形状参数,根据初始弧长参数集  $\{\psi_i\}$  采样形状集  $\{S_i\}$  得到形状特征点向量集  $\{X_i\}$ 。
- 3) 通过普式分析(更新姿态参数  $p(s, \theta, t)$ ,  $s$  表示尺寸,  $\theta$  表示角度,  $t$  表示位移)对齐所有形状。
- 4) 采用 PCA 方法降维。
- 5) 计算目标函数  $F_{MDL}$  的值;如果收敛,跳到步骤 6);否则,更新特征点分布并重复 3) ~ 5)。
- 6) 获得最终的统计形状模型表达式。

### 1.2 2D 局部梯度模型

为了使模型边界更加贴近真实轮廓,最简单方法是沿着轮廓分割最强边界。然而,模型点并不总是在最强边界上,它们可能在第二强边界或者其他位置。这个问题的解决可以通过从训练集中学习知识来实现。从训练集中学习知识构建局部梯度模型,在 ASM 中加入局部统计梯度模型,能够提高 ASM 方法的性能。

为了提高图像分割的鲁棒性和效率,在多尺度框架下建立局部梯度模型。为每一幅训练集灰度图像建立一个高斯图像金字塔。基图像(Level 0)就是原图像(最底层图像),获得高斯图像金字塔其他层次图像的方法为:平滑处理高分辨率图像,并从每一维中子采样一半像素,获得低分辨率图像。1D 局部梯度模型具有局限性,只采样法线上的像素,得到的局部梯度模型不够健壮,因此采用 2D 局部梯度模型,它能够提高模型的健壮性。

在每一层高斯金字塔图像上,对每一个特征点都沿着轮廓采样一个矩形区域像素,该矩形区域如图1所示(法线方向取 $2h+1$ 个像素,两点连线方向取 $2f+1$ 个像素),每个特征点的矩形区域像素都可以用矩阵 $g_i((2h+1)*(2f+1))$ 表示。为了降低灰度变化的影响,记录相邻像素点的灰度差值(沿法线方向),将样本归一化为 $\{g_i\}$ :

$$g_i(k) \rightarrow \frac{g_i(j+1,k) - g_i(j,k)}{\sum_{j=1}^{2h} |g_i(j+1,k) - g_i(j,k)|} \quad (5)$$

其中: $g_i(k)$ 表示 $g_i$ 的第 $k$ 列值, $g_i(j,k)$ 表示向量 $g_i$ 的第 $j$ 行第 $k$ 列的值。假设它们遵循一个多元高斯分布,2D局部梯度模型可以由下式得出:

$$f(g_n) = \left( g_n - \sum_{i=1}^{n_s} g_i \right)^T \text{cov}(\{g_i\})^{-1} \left( g_n - \sum_{i=1}^{n_s} g_i \right) \quad (6)$$

其中 $g_n$ 是新样本的匹配值。

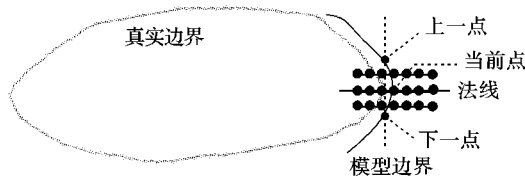


图1 局部梯度模型采样原理图

### 1.3 分割

2D-AASM方法的分割包括两部分,定位初始轮廓以及2D-AASM模型搜索并得到最终轮廓。初始轮廓的位置会严重影响到最终的分割结果,因此应使其尽可能与目标轮廓相吻合。定位初始轮廓的方法:在测试图像中手动选择两个角点,将模型平均形状自动与之对齐,对齐后的平均形状作为初始轮廓。该方法考虑了椎间盘的几何特性,能够得到非常贴近于目标轮廓的初始轮廓。在2D-AASM模型中采用多尺度搜索方法,从低分辨率层开始搜索直到原始图像。2D多尺度搜索算法步骤如下:

1) For  $PL = PL_{\max} \rightarrow 0$  ( $PL_{\max}$ 是最大金字塔层数)。

a) 计算 $PL$ 层的初始边界点位置。

b) 在图像上采样每个特征点的矩形区域 $m(m = (2(k-h)+1)*(2f+1))$ , $k$ 为沿法线方向上的采样像素数)个像素。

c) 更新姿态参数 $p(s, \theta, t)$ 和形状参数 $b$ ,使模型调整到新的点。

d) 重复a)和b),直到超过 $n_{\text{close}}$ 的点非常接近目标位置,或者本层 $N_{\max}$ 次迭代已经完成( $n_{\text{close}}$ 是收敛点数目百分比,实验中采用98%, $N_{\max}$ 是每层允许的迭代次数,实验中采用40)。

e)  $PL \rightarrow PL - 1$ 。

2) 在level 0上收敛后,根据参数得到最终结果。

## 2 实验结果与分析

在Windows XP, Matlab2012a环境下,将25组脊柱MRI图像作为训练集,通过最小化MDL目标函数的方法在每个轮廓上选择64个特征点。设 $\lambda_{\text{cut}} = 0.003$ , MDL迭代次数为40。椎间盘统计形状模型的前三个变换模式如图2所示。圆点表示特征点,短线表示特征点下一步的移动方向,第二行中三种不同的形状实体通过改变 $\{b_s\} (\pm 2\sqrt{\lambda_s})$ 的值获得。不同建模方法建立的形状模型的量化比较如表1所示。 $V_T$ 表示总方差, $F_{\text{MDL}}$ 表示目标函数的值。

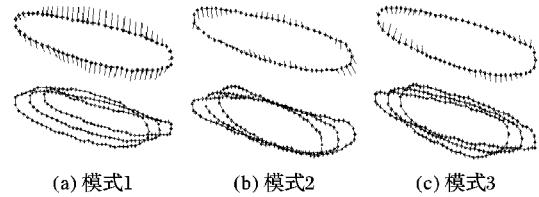


图2 椎间盘ASM模型的前三个模式所反映的形状变量

表1 手工、弧长参数、自动建模方法的量化比较

模式	手工	弧长参数	自动
1	0.0042	0.0043	0.0041
2	0.0012	0.00013	0.0011
3	0.0004	0.00040	0.0003
$V_T$	0.0059	0.00630	0.0053
$F_{\text{MDL}}$	63.8924	79.37390	62.3546

在2D-AASM模型中进行多尺度搜索,椎间盘T4-5分割结果如图3所示,每一行表示不同的测试图像,每一列表示采用不同分割方法得到的结果。表2给出了分割结果的定量比较,ASM表示传统ASM方法的分割结果,1D表示1D-ASM方法的分割结果,2D表示2D-AASM方法的分割结果。

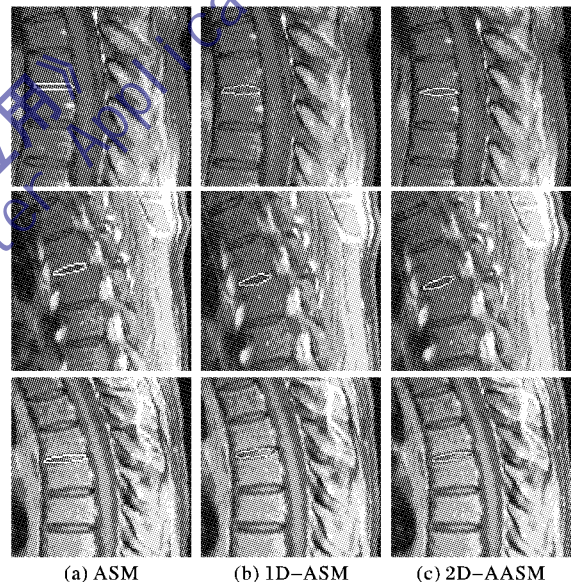


图3 椎间盘分割结果

$$\left\{ \begin{aligned} Dice &= \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \\ TPF &= \frac{|A \cap B|}{|A|} \\ FNF &= \frac{|A - B|}{|A|} \\ FPF &= \frac{|B - A|}{|I - A|} \\ TNF &= \frac{|I - A - B|}{|I - A|} \end{aligned} \right. \quad (16)$$

其中: $B$ 是所采用的方法分割的结果的像素集, $A$ 是专家分割结果的像素集, $I$ 是整幅图片的像素集, $Dice$ 表示两个集中相同的像素占两个集中所有像素的比例, $TPF$ 表示目标像素数占目标区域所有正确像素数的比例, $FNF$ 表示欠分割目标像素数占目标区域所有正确像素数的比例, $FPF$ 表示将背景像素错误地分割为目标像素的数目占背景正确像素数的比例,



$TNF$  表示分割出来的背景像素数占正确背景像素数的比例<sup>[15]</sup>。

表2 传统 ASM、1D 局部梯度和 2D 局部梯度搜索分割结果的比较

数据集	方法	Dice/%	TPF/%	FNF/%	FPF/%	TNF/%
Data 1	ASM	87.26	76.79	23.16	0.07	99.81
	1D	92.13	93.38	6.59	0.22	99.78
	2D	97.87	99.13	0.84	0.04	99.76
Data 2	ASM	85.58	18.29	22.55	0.33	99.80
	1D	92.63	88.50	11.45	0.22	99.73
	2D	95.69	97.99	1.97	0.20	99.74
Data 3	ASM	87.97	80.52	19.48	0.03	99.81
	1D	94.98	97.49	2.50	0.15	99.79
	2D	98.01	98.31	1.67	0.02	99.83

表1中形状建模的定量分析表明提出的自动建模方法比手工方法和弧长参数方法更好,具有更小的模式方差和目标函数值,在缩短建模的时间的同时减少了由于长时间工作而导致的错误,从而建立简单有效的模型。图3的分割结果和表2中三种方法所得结果的过分割率、欠分割率和 Dice coefficient 等数据表明提出的方法比传统 ASM 方法和 1D-ASM 方法更好,性能更稳定,分割结果更精确。

### 3 结语

本文提出了一种 2D-AASM 方法,有效地解决了手工方法主观耗时的问题,并提高了椎间盘分割的精确度。采用基于 MDL 的方法解决了手工建模耗时且存在主观误差的问题,获得准确的点对应关系;采用 2D 局部梯度模型代替 1D 局部梯度模型提高了局部梯度模型的健壮性,获得了更多的信息;通过手动选取两个角点的方式获得了与目标轮廓非常贴近的初始轮廓,降低了初始轮廓对最终结果的不利影响。虽然提出的方法获得了较好的结果,但是目前无法适用于大量的医学分割任务,因此,为了能够在临床诊断中获得更好的应用,进一步的研究方向是:1)从半自动分割到全自动分割;2)从一块椎间盘分割扩展到全部椎间盘统一分割。

#### 参考文献:

- [1] CARRAGEE E J. Persistent low back pain [J]. *New England Journal of Medicine*, 2005, 352(18): 1891–1898.
- [2] LAW M W K, TAY K Y, LEUNG A, *et al.* Intervertebral disc segmentation in MR images using anisotropic oriented flux [J]. *Medical*

*Image Analysis*, 2013, 17(1): 43–61.

- [3] BENJELLOUN M, MAHMOUDI S, LECRON F. A framework of vertebra segmentation using the active shape model-based approach [J]. *Journal of Biomedical Imaging*, 2011, 2011: 621905.
- [4] XU C Y, PRINCE J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 359–369.
- [5] SETHIAN J A. *Level set methods and fast marching methods: evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1999.
- [6] COOTES T F, TAYLOR C J, LANITIS A. Multi-resolution search with active shape models [C]// *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Conference A: Computer Vision & Image Processing*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1994, 1: 610–612.
- [7] COOTES T F, EDWARDS G J, TAYLOR C J. Active appearance models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(6): 681–685.
- [8] COOTES T F, EDWARDS G, TAYLOR C J. Comparing active shape models with active appearance models [C]// *Proceedings of British Machine Vision Conference*. [S. l.]: BMVA Press, 1999, 1: 173–183.
- [9] 韩玉峰, 王小林. 基于主动形状模型算法的局部灰度模型的加权改进方法 [J]. *计算机应用*, 2011, 31(12): 3392–3394.
- [10] 杜立强, 贾鹏, 周宗潭, 等. 基于主动形状模型的人脸型自动分类算法 [J]. *计算机应用*, 2009, 29(10): 2710–2712.
- [11] 邵黄芳, 毛剑飞, 田青. 一种二维信息匹配的 ASM 定位算法 [J]. *系统仿真学报*, 2012, 24(7): 1450–1454.
- [12] 冯筠, 叶豪盛, 郭竟. 基于多分辨率统计模型和曲面恢复的腹部图像分割算法 [J]. *中国图象图形学报*, 2010, 15(3): 481–489.
- [13] DAVIES R H, TWINING C J, COOTES T F, *et al.* A minimum description length approach to statistical shape modeling [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, 21(5): 525–537.
- [14] THODBERG H H. Minimum description length shape and appearance models [C]// *Information Processing in Medical Imaging, LNCS 2732*. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 51–62.
- [15] 张石, 董建成, 余黎煌. 医学图像分割算法的评价方法 [J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(9): 1872–1880.

(上接第 2670 页)

- [6] ZENG X, LUO S. A supervised subspace learning algorithm: supervised neighborhood preserving embedding [C]// *Proceedings of the Third International Conference on Advanced Data Mining and Applications*. Berlin: Springer, 2007: 81–88.
- [7] HAN P Y, JIN A T B, ABAS F S. Neighborhood preserving discriminant embedding in face recognition [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2009, 20(8): 532–542.
- [8] ISLAM M M, ISLAM M N, ASARI V K. A new manifold learning technique for face recognition [C]// *Proceedings of the 6th International Conference on Information Processing*. Berlin: Springer, 2012: 282–286.
- [9] KOKIOPOULOU E, SAAD Y. Orthogonal neighborhood preserving projections [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*

*Intelligence*, 2007, 29(12): 2143–2156.

- [10] 王国强, 石念峰, 郭玉珂. 基于正交判别邻域保持投影的人脸识别 [J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(8): 1734–1738.
- [11] YANG J, YANG J Y. Why can LDA be performed in PCA transformed space [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(2): 563–566.
- [12] LIANG Y N, LI C R, GONG W G, *et al.* Uncorrelated linear discriminant analysis based on weighted pairwise Fisher criterion [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(12): 3606–3615.
- [13] YAN S, XU D, ZHANG B, *et al.* Graph embedding and extensions: a general framework for dimensionality reduction [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(1): 40–51.