

眉毛外部特征的提取方法

纪 滨,刘 燕

(安徽工业大学 计算机科学与技术学院,安徽 马鞍山 243032)

摘要:为了研究眉毛的外部特征提取方法,将基于伪球的边缘检测算子与Li模型进行结合,通过水平集演化获取纯眉毛图像中的眉毛轮廓,在此基础上,计算眉毛的形状特征、方向特征和纹理特征,构建眉毛外部特征模型。实验结果表明:在相同的迭代次数下,对比Li模型,本文方法得到的眉毛轮廓更准确;针对自建的自然眉毛图像库(100人),眉毛外部特征模型的单眉毛识别率可达86.1%,与HMM和2DPCA结果相当,双眉毛识别率为90.2%,略有提高;针对没有浓淡区别的眉毛库,仅含形状和方向特征模型也能获得良好的效果,其识别率可达88.1%。

关键词:眉毛;外部特征;提取;特征模型;识别

中图分类号:TP 391.4 **文献标志码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1671-7872.2017.03.015

External Feature Extraction of Eyebrows

Ji Bin, Liu Yan

(School of Computer Science and Technology, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China)

Abstract: To study the external feature extraction method of eyebrows, the pseudo-sphere-based edge detector and Li's model are integrated, the eyebrow contour of the pure eyebrow image is obtained by level sets evolution, features of shape, direction and texture of the eyebrow are calculated, and the eyebrow external features model is built. Experimental results show that the eyebrow contour from the proposed method is more accurate than that from Li's model after the same iterations. To a self-built nature eyebrow images library (100 samples) and with external features model, the recognition rate of the single eyebrow can reach 86.1%, similar to those from HMM and 2DPCA, and 90.2% of the double eyebrows. Even to the eyebrows library, in which eyebrows have no difference in heavy-light, the model with only shape and direction features is also valid, and the recognition rate can reach 88.1%.

Key words: eyebrow; external features; extraction; feature model; recognition

生物特征识别技术已经被公认为是安全系数较高的身份验证方法,目前使用较多的生物特征主要有指纹、人脸、虹膜以及掌纹等^[1]。但是,大部分生物特征对图片源及采集设备要求较高。自然眉毛具有易采集和易识别的特点,被认为是一种新的用于身份识别的生物特征^[2-3]。目前,对于眉毛特征的提取方法主要有2DPCA^[4]、HMM^[5]和小波变换^[6]等,这些方法通过线性变换对图像进行降维操作,获取眉毛低维特征。这些特征往往是隐性的、全局性的,在应用中需要依照实际情况调整特征项,即便采用降维处理及中间阈值的选取,仍然缺乏灵活性,故本文提出一种显性的眉毛外部特征模型。

眉毛区域的确定是分析其外部特征的重要前提,而眉毛轮廓是确定眉毛区域的重要环节。水平集方法(LSM)具有拓扑可变性和收敛稳定性,已被广泛应用于轮廓提取^[7-10]。其中,Li等^[9]提出的水平集模型可以克服图像灰度不均匀性。在水平集方法中,初始曲线选取是影响其轮廓提取效果的一个重要因素,常采用人工

收稿日期:2017-02-14

基金项目:安徽高校自然科学研究重点项目(KJ2017A069)

作者简介:纪滨(1970—),男,江苏镇江人,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉。

设定^[8]。同其它水平集方法一样, Li模型常因初始曲线设置不合理, 导致演化时间过长。假设通过边缘检测方法提取出纯眉毛图像中的初始边缘, 以此作为水平集演化的初始曲线, 则仅需较少的迭代次数可以演化到真实的眉毛轮廓。相比传统的边缘检测算子^[11], 伪球算子^[12]在保持平滑性的条件下, 能获得更高的边缘定位精度。因此, 本文针对 Li模型的初始曲线, 引入伪球算子, 实现对初始曲线的合理定位, 以缩短演化时间。

由于眉毛的外部特征显著地体现在形状、方向和纹理方面, 因此, 根据眉毛轮廓确定眉毛区域后, 显性的眉毛外部特征模型可以考虑形状特征、方向特征以及基于灰度共生矩阵(GLCM)^[13]的纹理特征, 并以特征向量表达。

1 眉毛轮廓提取

1.1 Li模型

基于偏移场矫正的水平集模型在演化过程中通过最小化能量函数实现图像分割与偏移场估计, 并利用偏移场估计来抑制灰度不均匀效应^[9]。其能量泛函 F 定义如下

$$F(\varphi, \bar{c}, b) = \varepsilon(\varphi, \bar{c}, b) + vL(\varphi) + \mu R_p(\varphi) \quad (1)$$

其中: φ 为水平集函数; \bar{c} 为常值向量; b 为偏移场; v 和 μ 均为大于0的常数; $L(\varphi) = \int |\nabla H(\varphi)| dx$ 为曲线长度项, 保证零水平集的光滑; $R_p(\varphi) = \int p(|\nabla \varphi|) dx$ 为距离正则项^[10], 其中 p 为势函数, $R_p(\varphi)$ 用以避免水平集重新初始化的符号距离函数(SDF); ε 为面积约束项, 定义为

$$\varepsilon(\varphi, \bar{c}, b) = \int \sum_{i=1}^N e_i(x) M_i(\varphi(x)) dx \quad (2)$$

其中: M 为 φ 的从属函数^[9], 对于两类问题, $M_1(\varphi) = H(\varphi)$, $M_2(\varphi) = 1 - H(\varphi)$; 对于多类问题, M 的定义可参见文献[9], 其中的 H 为 Heaviside 函数, 定义为

$$H(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式(2)中的 $e_i(x)$ 表达式为

$$e_i(x) = \int K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dy \quad (4)$$

其中: K 为非负的窗口函数, 也称为核函数; I 表示观测图像。

利用梯度下降法和变分法^[14], 对能量泛函(1)进行求解, 得偏微分方程

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = -\delta(\varphi)(e_1 - e_2) + v\delta(\varphi)\operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) + \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \varphi|)\nabla \varphi) \quad (5)$$

其中: δ 为 Dirac 函数; ∇ 为梯度算子; $\operatorname{div}(\cdot)$ 为散度算子; d_p 为 p 的导数。

针对水平集函数 φ , 其初始函数 φ_0 会影响水平集演化的迭代时间, 通常取初始闭合曲线生成的 SDF 为其初始条件^[15], 因此初始闭合曲线的设定直接对 φ_0 产生影响,

$$\varphi_0(x, y) = 2c_0(0.5 - N) \quad (6)$$

其中: c_0 为非负常值, 为了保证 φ_0 为 SDF, 其值一般取1; N 是值为0和1的二维图像矩阵。

1.2 初始轮廓的获取

初始轮廓曲线的设定是水平集演化的重要环节和条件, 它与 φ_0 关联, 影响演化的时间和收敛速度。目前基于水平集模型均未对初始轮廓曲线作统一的定义和约束, 通常是将一些基本的几何图形(如矩形、圆、三角形)作为它的初始曲线, 导致将非目标区域计算在内, 增加计算的复杂度。

对于纯眉毛图像, 感兴趣区域是眉毛轮廓曲线, 若初始轮廓接近真实的眉毛轮廓线, 则水平集演化过程大为缩短。文献[11]通过实验比较常见的边缘检测算子的性能, 结果表明大多数情况下 Canny 算子有较好性能, 但伪球算子相对于 Canny 算子来说能获得更好的边缘定位精度。图1展示了几种典型的边缘检测算子针对同一幅纯眉毛图的检测结果, 可以看出: 图1(d)~(f)的眉毛边缘线条断裂较多, 连续性差, 锯齿明显; 图1(c)中的眉毛边缘线条断裂较小, 只在眉尾部分断裂较大; 图1(b)中使用伪球算子检测眉毛边缘, 整体连续性较

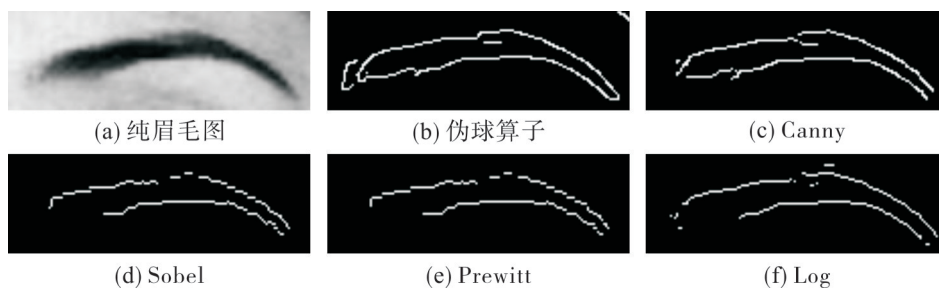


图1 采用不同算子对纯眉毛图边缘检测结果

Fig. 1 Results from different edge detection methods of a pure eyebrow image

好。故本文采用伪球算子进行眉毛轮廓初定位。

眉毛轮廓及区域提取的具体实现过程如下:

- 1) 对于一幅纯眉毛图像 A , 如图 2(a) 所示, 采用伪球算子检测后得到二值化的眉毛边缘图 Q , 如图 2(b);
- 2) 为了确保 Q 中边缘线的封闭性, 通过形态学进行闭运算及填充操作, 得到封闭的眉毛二值图 P , 如图 2(c);
- 3) P 中形成的轮廓曲线作为眉毛的初始轮廓, 叠加到原始纯眉毛图像上, 结果如图 2(d); 再将 P 形成的二维图像矩阵代入到式(6)中, 由此确定 φ_0 , 最后使用式(5)迭代更新 φ , 水平集演化的最终图为 A' , 如图 2(e);
- 4) 在 A' 上提取眉毛轮廓曲线图 C , 如图 2(f);
- 5) 在 C 的基础上, 标记轮廓区域内像素值为 1, 轮廓外像素值为 0, 可得到二值眉毛图 B , 如图 2(g);
- 6) 将 A 与 B 图像矩阵进行点乘运算后, 得眉毛区域图 A'' , 如图 2(h)。

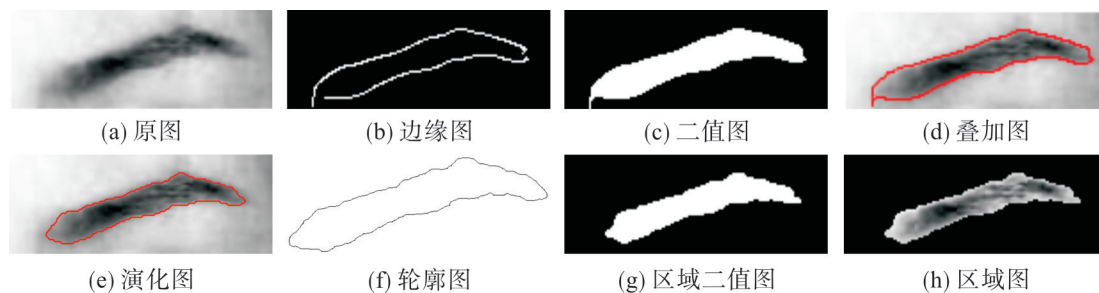


图2 眉毛初始轮廓及区域的获取过程

Fig. 2 Acquisition process of eyebrow's initial contour and area

2 眉毛外部特征提取

2.1 形状特征

在图 B 上分别计算眉毛区域的周长 L 、面积 S 、宽度 W 、高度 H 和离心率 E (与眉毛区域二阶中心矩的椭圆的离心率) 等 5 个形状特征参数, 以特征向量为

$$R_1 = (L, S, W, H, E) \quad (7)$$

2.2 方向特征

眉毛的轮廓曲线可以直观反映眉毛的方向和弯曲程度, 但因受到噪声的影响, 轮廓会产生小的锯齿, 引起局部方向失真, 因此采用最小二乘法求得轮廓 C 的拟合曲线 l_f , 如图 3 所示。

图 3 中, 拟合曲线 l_f 上线段左右端点处分别记为 h_1 和 h_5 , 依照横坐标均匀分布, 再在 h_1 与 h_5 之间分别取 h_2, h_3, h_4 , 其对应的切线方向倾斜角分别为 θ_1 、

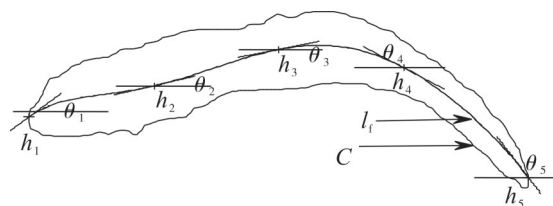


图3 眉毛轮廓及方向特征参数示意图

Fig. 3 Sketch map of the eyebrow contour and directional parameters

$\theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$, 作为眉毛外部特征中的方向特征参数, 表示为

$$\mathbf{R}_2 = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5) \quad (8)$$

2.3 纹理特征

GLCM是被广泛用于提取图像纹理特征的算法之一。Ulaby等^[16]研究灰度共生矩阵特征参数间的相关性, 发现角二阶矩 M_1 、对比度 M_2 、相关性 M_3 、熵 M_4 为最重要的纹理特征参数。眉毛外部特征中的纹理特征参数可在眉毛区域图 A^* 的基础上求出, 其特征向量为

$$\mathbf{R}_3 = (M_1, M_2, M_3, M_4) \quad (9)$$

综上, 单眉毛的外部特征向量可联列表示为

$$\mathbf{R} = (\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \mathbf{R}_3) \quad (10)$$

其中 $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \mathbf{R}_3$ 分别表示眉毛的形状特征、方向特征和纹理特征。

由于每个人的2个眉毛之间具有一定的不对称性, 且不同人其眉毛不对称性的程度和类型也不同^[2], 故对于特定的人, 需同时考虑2个眉毛, 其外部特征向量为

$$\mathbf{R}_d = (\mathbf{R}_{11}, \mathbf{R}_{12}, \mathbf{R}_{13}, \mathbf{R}_{21}, \mathbf{R}_{22}, \mathbf{R}_{23}) \quad (11)$$

式中前3个特征项表示左眉毛的外部特征, 后3项为右眉毛的外部特征, \mathbf{R}_d 表征眉毛整体外部特征模型。

3 实验结果与分析

仿真实验硬件环境为 Intel(R) Pentium(R) 2.13 GHz, 2 GB RAM, 软件为 Matlab2012b。采集设备由图像采集卡 CG300, CP240 松下摄像机和 75 mm 高精度镜头组成。在室内自然光照下采集正面人脸图像, 每人4幅纯眉毛图, 采用手动方法^[17]获取其左右纯眉毛图, 并采用双线性插值算法归一化为 50 像素×150 像素。剔除人眼难以辨识的样本, 得到 100 人的纯眉毛样本构建实验数据库。

3.1 轮廓提取实验

为了客观评价本文方法效果, 随机选取 10 幅不同人的纯眉毛图, 在相同迭代次数下, 分别用 Li 模型和本文方法进行眉毛轮廓提取。实验中: 高斯核尺度参数 $\sigma = 4.0$; 长度能量泛函中, $v = 0.001 \times 255^2$, 系数 $\mu = 1.0$; 时间步长 $\Delta t = 0.1$ 。采用 Jaccard Similarity(JS) 指标^[18]来判断提取精度。JS 指标定义为

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \times 100\% \quad (12)$$

其中: S_1, S_2 分别表示算法所确定的眉毛区域面积与手工获取的眉毛区域面积; $J(S_1, S_2)$ 表示 S_1 与 S_2 的重合程度。该指标越高, 意味着纯眉毛中轮廓提取的精确度越高。10 幅典型纯眉毛轮廓提取精度结果如表 1 所示。从表 1 可以看出: 本文方法的提取精度明显高于 Li 方法, 由此验证了在相同的迭代次数下本文方法轮廓提取的精度更高。

3.2 眉毛识别

为了比较本文特征模型与文献[5-6]模型的识别率, 分3组进行实验, 分别如下。

第1组: 选取几何特征显著的 50 人共 200 幅单眉毛图, 其中每人取任意 3 幅单眉毛图共 150 幅作为训练样本, 其余 50 幅作为测试样本, 采用式(11)中的 $(\mathbf{R}_{11}, \mathbf{R}_{12})$ 作为眉毛外部特征模型。

第2组: 选取纹理特征显著的 30 人共 120 幅单眉毛图, 其中每人取任意 3 幅单眉毛图共 90 幅作为训练样本, 其余 30 幅作为测试样本, 采用式(11)中的 (\mathbf{R}_{13}) 作为眉毛外部特征模型。

表 1 不同方法提取精度

Tab. 1 Extraction accuracy of different methods

纯眉毛编号	Li 方法/%	本文方法/%
1	67.52	85.90
2	80.19	87.49
3	79.55	81.46
4	86.49	86.85
5	79.16	82.61
6	77.40	81.42
7	67.85	75.90
8	80.28	83.66
9	78.30	80.48
10	81.66	85.35

第3组:全部100人共400幅单眉毛图,取每人任意3幅眉毛图共300幅作为训练样本,其余100幅作为测试样本,取式(11)中的 (R_{r1}, R_{r2}, R_{r3}) 作为眉毛外部特征模型。

以上3组实验采用最近邻法进行识别^[4],其识别结果及运行时间如表2所示。

由表2可以看出:在识别率方面,第1组与第3组中本文模型与HMM和2DPCA相当,说明眉毛外部特征模型中的形状和方向特征对表述眉毛有主导作用,第2组中本文模型识别率仅为53.7%,是由于仅考虑了纹理特征项,说明该项可作为特征模型中的辅助特征,但不能作为唯一特征;在运行时间方面,3组实验中本文模型均优于HMM和2DPCA,是因为HMM和2DPCA特征维数较高,本文模型中的特征项少。此外,取100人的双眉毛图像,每人任意3幅作为训练样本,剩下1幅作为测试样本,取 R_d 作为特征模型,采用最近邻法进行识别,其识别率

为90.2%,较之单眉毛略有提高,运行时间为6.23 s。故本文方法可根据眉毛图像库具体的形状、方向或纹理特性,灵活地组合特征项,比如第1组眉毛图像库中没有什么浓淡眉毛图像,就可直接采用 (R_{r1}, R_{r2}) 特征模型,减少计算量。

4 结 论

提出基于眉毛外部特征的特征量构建方法,通过引入伪球算子和形态学操作获取边缘定位较为准确的眉毛初始轮廓曲线,减少了Li模型的水平集演化时间,在眉毛轮廓曲线基础上计算眉毛的形状特征、方向特征和纹理特征,获得眉毛外部特征模型。实验结果表明:

- 1) 在相同的迭代次数下,改进的水平集方法眉毛轮廓提取精度有所提高;
- 2) 针对自建的100人的自然眉毛图像库,外部特征模型运用在单眉毛上,识别率为86.1%,与HMM和2DPCA相当,若采用双眉毛进行识别,则识别率可达90.2%;
- 3) 针对没有浓淡区别的眉毛库,仅靠形状和方向特征模型,其识别率能达到88.1%。

参考文献:

- [1] UNAR J A, SENG W C, ABBASI A. A review of biometric technology along with trends and prospects[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(8):2673-2688.
- [2] LE T H N, PRABHU U, SAVVIDES M. A novel eyebrow segmentation and eyebrow shape-based identification [J]. International Joint Conference on Biometrics (IJCB), 2014:1-8.
- [3] LI Y, LI H, CAI Z. Human eyebrow recognition in the matching-recognizing framework[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(2):170-181.
- [4] 李玉鑑,谢欢曦,周艺华. 基于2DPCA的眉毛识别方法研究[J]. 武汉大学学报(理学版), 2011, 57(6):517-522.
- [5] 李玉鑑, 李星立. 基于离散HMM的眉毛识别方法研究[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(8):1465-1469.
- [6] CAO J B, YANG H, DING L. Eyebrows identity authentication based on wavelet transform and support vector machines[J]. Physics Procedia, 2012, 25:1337-1341.
- [7] YANG X, GAO X, TAO D, et al. An efficient MRF embedded level set method for image segmentation[J]. IEEE Transactions and Image Processing, 2015, 24(1):9-21.
- [8] ALIPOUR S, SHANBEHZADEH J. Fast automatic medical image segmentation based on spatial kernel fuzzy c-means on level set method[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25(6):1469-1488.
- [9] LI C M, HUANG R, DING Z, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI[J]. IEEE Transactions and Image Processing, 2011, 20(7):2007-2016.

- [10] LI C M, XU C, GUI C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions and Image Processing, 2010, 19(12):3243–3254.
- [11] 葛小凤,陈亚军. 经典边缘检测算子及其抗噪性能研究[J]. 数字技术与应用, 2015(2):107–109.
- [12] 王志衡,吴福朝. 伪球滤波和边缘检测[J]. 软件学报, 2008, 19(4):803–816.
- [13] 李颜瑞,杨毅. 基于灰度共生矩阵的眉毛识别方法[J]. 太原师范学院学报(自然科学版), 2013, 12(4):83–86.
- [14] AUBERT G, KORNPROBST P. Mathematical problems in image processing: partial differential equations and calculus of variations[J]. Applied Intelligence, 2002, 40(2):291–304.
- [15] ZANATY E A. Determining the number of clusters for kernelized fuzzy C-means algorithms for automatic medical image segmentation[J]. Egyptian Information Journal, 2012, 13(1):39–58.
- [16] ULABY F T, KOUYATE F, BRISCO B, et al. Textural information in SAR images[J]. IEEE Journals & Magazines GE-24(2), 1986:235–245.
- [17] YANG X, XU X, LIU C. Eyebrow recognition based on sparsity preserving projections[C]//IEEE Conference Anthology. 2013:1–4.
- [18] SORKINE O. Differential representations for mesh processing[J]. Computer Graphics Forum, 2006, 25(4):789–807.
- [19] CHEN H, BHANU B. Human ear recognition in 3D[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(4):718–737.
- [20] 刘波. ROC曲线在制定地沟油中钠离子鉴别指标最佳临界值的应用[J]. 中国油脂, 2013, 38(6):46–48.
- [21] 张晨光. 基于半监督学习和支持向量机的眉毛识别方法研究[D]. 北京:北京工业大学, 2009.

责任编辑:丁吉海