边缘检测滤波尺度自适应选择算法

钟 钒 [1] 周激流 [1,2] 郎方年 [1] 何 坤 [1] 黄 梅 [1]

摘 要 为回避多尺度边缘检测中融合多幅图像涉及的启发性规则, 同时克服 Jeong 算法的局限性, 本文首先基于 Tan 的广义边缘定义设定一个适应度函数, 然后采用自适应遗传算法针对单个像素及其邻域结构的特征搜索最佳滤波尺度得到局部最佳边缘检测尺度, 最后由最佳尺度高斯滤波器得到最终边缘图像. 实验证明能够得到令人满意的结果.

关键词 边缘检测, 多尺度, 高斯滤波, 遗传算法
中图分类号 TP391

Adaptive Scale Filtering for Edge Detection

ZHONG Fan[1] ZHOU Ji-Liu[1,2] LANG Fang-Nian[1]
HE Kun[1] HUANG Mei[1]

Abstract To avoid the heuristic rule in multi-scale edge detection and overcome the shortcomings of Jeong's adaptive algorithm, a fitness function based on Tan's generalized edge cost function is proposed in this paper. Adaptive genetic algorithm incorporated with division selecting strategy has been used to seek a set of optimal scales according to each site of the image. By convolving input image with optimal scale Gaussian filters, the final edge map can be obtained at last. Experiments show that the results of adaptive scale filtering algorithm are satisfying.

Key words Edge detection, multi-scale, Gaussian filter, adaptive genetic algorithm

1 引言

边缘检测作为一种特征提取手段, 其性能直接关系到后续图像处理的质量. 不同图像的边缘表现为不同的尺度范围, 即使一幅图像不同部分的边缘也具有不同的尺度, 而且噪声对不同图像或同一图像不同部分的影响程度也不同, 因此有必要针对图像局部特征引入多尺度边缘检测. 小尺度滤波可以得到准确的边缘定位, 反映更多的细节特征, 但对噪声干扰较敏感; 大尺度滤波则相反.

Marr 与 Hildreth[1] 提出用多个尺度滤波, 再将结果融合为最终边缘图像; Canny[2] 也提出一套预先定义的规则来获取多个尺度的边缘图像从而合成最终边缘. 但它们都涉及到如何有效组合不同尺度检测结果的启发性问题. Jeong 与 Kim[3] 针对单个像素, 通过最小化尺度空间能量函数以选取局部最佳尺度. 该方法既能准确检测阶跃边缘, 去除伪边缘, 较好地抑制随机噪声, 又能回避以上提到的启发性规则. 但实验证明该算法结果有时还不如一些固定 "大" 尺度方法理想. 原因在于其求解最小化能量函数解 σ_{ij} 闭合形式所用的连续超松弛算法 (Successive over relaxation, SOR) 太过依赖人为给定的初始值, 导致无法满意收敛到全局最优解.

本文基于 Tan 的广义边缘定义设定适应度函数, 在针对单个像素的同时考虑其邻域结构特征, 以滤波尺度作为搜索空间, 用遗传算法得到局部最佳滤波尺度, 从而检测得最终边缘图像. 该自适应尺度选择算法既保留了 Jeong 算法精确定位边缘与较好抑制噪声的优点, 又克服了其收敛于局部最优值与仅针对单个像素的缺点. 实验证明, 该算法的结果令人满意.

收稿日期 2006-5-18 收修改稿日期 2006-10-31
Received May 18, 2006; in revised form October 31, 2006
1. 四川大学电子信息学院 成都 610064 2. 四川大学计算机学院 成都 610064
1. Electronic Information Engineering Institute, Sichuan University, Chengdu 610064 2. Computer Science Institute, Sichuan University, Chengdu 610064
DOI: 10.1360/aas-007-0867

2 适应度函数确定

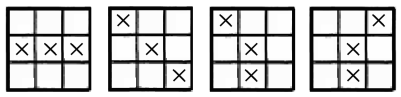
目前, 准确检测目标真实边缘仍是一个难点, 部分原因在于缺乏权威的边缘定义. 过于狭隘的边缘定义往往会限制算法的效果. 比如单纯将边缘定义为理想的阶跃, 则无法很好地检测纹理边缘. 另外, 大多数边缘检测方法仅仅将边缘检测视为单点像素响应的问题, 而忽略该像素周围结构的特性. 由于缺乏对周围结构的考虑, 即使就信噪比和定位精度而言, 算子尺度在单个像素达到最佳, 整幅图像的边缘检测结果可能仍不理想. 因此, Tan[4] 提出一个包含各种边缘类型的广义边缘定义, 并特别考虑边缘像素邻域结构.

根据 Tan 的定义, 边缘应该足够细长、连续、清晰, 并且能达到分割两侧区域异性的效果. 通过考察每个像素及其八邻域结构的开销函数来判定该 3×3 结构 $W(l)$ 是否为最优边缘结构. 有效边缘结构 $W(l)$ 至少符合以下描述的一种:

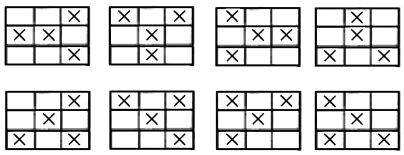
1) l 处像素至多与一个边缘像素邻接;

2) l 处像素与两个边缘像素邻接, 且形成的边缘结构转角不超过 45°, 如图 1(a);

3) l 处像素与三个边缘像素邻接, 且形成结构如图 1(b) 中的一种.



(a) 有效二邻域边缘结构
(a) Valid two-neighbor edge structures



(b) 有效三邻域边缘结构
(b) Valid three-neighbor edge structures

图 1 有效边缘结构
Fig. 1 Valid edge structures

定义整幅边缘图像开销函数为[2]

$$F(S) = \sum_{l \in I} F(s,l) = \sum_{l \in I} \sum_{j} w_j c_j(s,l) \tag{1}$$

其中, $F(s,l) = \sum_j w_j c_j(s,l)$ 为 l 处像素的开销函数. c_j 表示五种开销因子: 异性因子 c_d, 保证边缘分割的两侧区域异性, 为开销函数的核心; 个数因子 c_e, 保证以尽量少点数表现边缘; 曲率因子 c_c, 保证边缘的平滑; 断裂因子 c_f, 保证边缘连续; 粗细因子 c_t, 保证边缘足够细. $w_j (w_j \geq 0)$ 为各个因子的权值, 能控制最终边缘的形状. 各种因子相互促进的同时又相互制约, 体现了广义边缘定义思想, 其优势之一在于没有对边缘两侧区域差异做任何先验假设, 因此可以适应于

各种类型的边缘. 本文基于此广义边缘定义设定适应度函数

$$f(i) = C_{\max} - \sum_{l \in I} F_i(s,l) \tag{2}$$

其中 $C_{\max}$ 为一适当大的常数使 $f(i)$ 为正. 定义式 (2) 中各开销因子如下：

1) 定义区域差异函数 $d(l) = \left|1/|R_1| \sum_{R_1} g(i,j) - 1/|R_2| \sum_{R_2} g(i,j)\right|$, 即两个区域灰度均值之差, 且有 $0 \le d(l) \le 255$. 其中 $|R_1|, |R_2|$ 分别代表区域 R_1, R_2 的像素数. 定义 $f(R_1, R_2) = 1/(1 + d(l))$, 其中 R_1, R_2 确定方法为：

a) 若 $s(l)$ 为二邻接有效边缘结构, 则直接匹配图 2；

b) 若 $s(l)$ 为一邻接或三邻接有效边缘结构, 依次套用图 2中各结构计算 $f(R_1, R_2)$ 且取最大者, 则有

$$c_d(s,l) = \begin{cases} 0 & s(l) \text{ 为边缘象素或无邻接} \\ f(R_1,R_2) & W(l) \text{ 有效且 } s(l) \text{ 为非边缘象素} \\ 1 & W(l) \text{ 为无效结构} \end{cases}$$

2) 定义

$$c_e(s,l) = \begin{cases} 1 & \text{若 } s(l) \text{ 为边缘象素} \\ 0 & \text{若 } s(l) \text{ 为非边缘象素} \end{cases}$$

3) 设 $\Theta(l)$ 为 $W(l)$ 形成的转角, 则有

$$c_c(s,l) = \begin{cases} 0 & \text{当 } \Theta(l) = 0^\circ \\ 0.5 & \text{当 } \Theta(l) = 45^\circ \\ 1.0 & \text{当 } \Theta(l) = 90^\circ \end{cases}$$

4) 定义当 l 处像素 $s(l)$ 不与其它边缘像素邻接时为孤立点, 若只与一个边缘像素邻接为边缘端点, 则有

$$c_f(s,l) = \begin{cases} 1.0 & \text{若 } s(l) \text{ 为孤立边缘点} \\ 0.5 & \text{若 } s(l) \text{ 为边缘端点} \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

5) 定义 l 处像素 $s(l)$ 与多个边缘像素邻接时, $W(l)$ 为粗边缘, 则有

$$c_t(s,l) = \begin{cases} 1 & \text{若 } W(l) \text{ 为粗边缘} \\ 0 & \text{若 } W(l) \text{ 为细边缘} \end{cases}$$

当 $w_d = 2.00$, $w_e = 1.00$, $w_c = 0.50$, $w_f = 3.00$, 且 $w_t = 2w_f - w_c + w_d - w_e + 0.05$ 时, 满足细边缘条件[5], 即开销函数具体化为

$$\begin{aligned} F(s,l) = {} & 2.00c_d(s,l) + 1.00c_e(s,l) + 0.50c_c(s,l) + \\ & 3.00c_f(s,l) + 6.55c_t(s,l) \end{aligned} \tag{3}$$

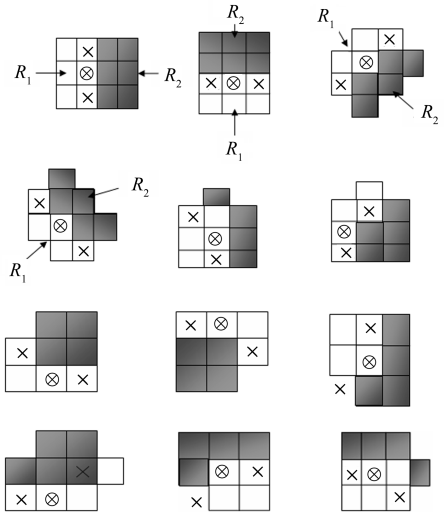


图 2 12 种边缘基本结构集合

Fig. 2 Twelve basic edge structure

3 局部最佳尺度确定

Gaussian 算子 $G(x,y,\sigma) = 1/(2\pi\sigma^2) \cdot \exp(-(x^2+y^2)/(2\sigma^2))$ 因其优良的时频局域化特性被 Marr 和 Hildreth 誉为最佳边缘检测算子[1]. Gaussian 算子尺度即表现为其均方差 σ, 只有当它与图像中边缘尺度吻合时才能准确检测出边缘特性.

本文延续 Jeong 针对图像每点搜索局部最佳尺度的思想, 避免了启发性规则, 并运用基于 Tan 的广义边缘定义设定的适应度函数, 以自适应遗传算法搜索局部最佳尺度, 再由最佳尺度的高斯滤波器得到输入图像的边缘图像, 克服 Jeong 算法依赖初值, 易收敛于局部极值及仅针对单点像素等缺点.

首先利用传统算法检测出后选边缘 (本文以 Hildreth 算法为例), 对二值化边缘图像每个像素 (边框像素例外, 因为边框像素没有有效 3×3 结构) 考察适应度, 再采用遗传算法针对每个像素及其邻域结构搜索最佳局部滤波尺度. 具体步骤描述如下：

1) 使用当前尺度高斯滤波器的二阶导数 $\nabla^2 G(\sigma)$ 卷积输入图像, 取零交叉点为检测得到的后选边缘；

2) 置边缘像素值为 255, 其它像素值为 0, 得到二值化边缘图像 E；

3) 考察 E 的适应度函数, 以 AGA 针对各像素及其邻域结构搜索局部最佳滤波尺度 $\sigma_o(l)$；

4) 对输入图像各处应用局部最佳尺度得到最终边缘图像.

全过程如图 3 所示.

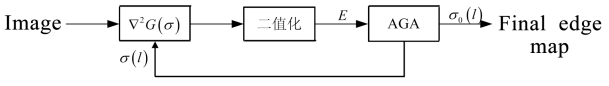


图 3 局部最佳尺度确定流程

Fig. 3 Determination of local optimal scale

4 AGA 求取局部最佳滤波尺度

遗传算法是模拟自然界生物遗传进化过程而形成的一种

全局优化概率搜索算法. 它以决策变量的编码作为运算对像, 直接以目标函数值作为搜索信息而无需其导数等额外信息, 以概率搜索技术同时使用多个搜索点的搜索信息, 具有隐含并行性, 因此在各领域得到广泛运用. 为防止算法过早收敛于局部极值, 引入自适应机制.

本文采用 16 位二进制编码表示尺度大小, 其中整数部分和小数部分各占 8 位, 融入分裂选择等操作, 在加快收敛速度的同时避免收敛于局部极值. 具体步骤如下：

1) 初始群体的选择对搜索空间与收敛速度有重要影响, 本文采用限制尺度上下限以确定初始群体. 因为常规边缘检测算子最小尺寸为 2, 根据算子尺寸与相应滤波尺寸的关系 $L = 8\sigma$[6], 确定尺度下限 $\sigma_{\min}$ 为 0.25；边缘空间会随反复滤波采样而逐渐减小直至消失[7], 因此以 $\sigma = 1$ 的高斯滤波器对图像多次做平滑采样处理直至灰度变化小于 1 时, 可确定尺度上限 $\sigma_{\max}$. 设该次数为 K, 则尺度上限为 2^{K-1}. 当尺度步长 $\Delta\sigma < 0.5$ 时, 相邻尺度检测结果的边缘移位小于一个像素. 由此可构成集合 $\{\sigma^m | m = 0, 1, \cdots, M-1\}$, 其中 $M = [(\sigma_{\max} - \sigma_{\min})/\Delta\sigma]$, [ ] 表示向上取整. 令 $\{\sigma^m\}$ 为规模为 M 的初代染色体, 既缩小了搜索空间以加速收敛, 又保证了染色体多样性.

2) 将各染色体按适应度递减排序, 以赌盘方式选择一对染色体交叉. 每个染色体随机选取两处交叉点, 以 p_c 执行交叉操作[7]

$$p_c = \begin{cases} 0.9 - \dfrac{0.3(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f' \geq f_{\text{avg}} \\ 0.9 & f' \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \tag{4}$$

其中, f' 为两交叉个体中适应度较大者, f_{avg} 为本代平均适应度.

3) 采用基本位变异方式, 依次以 p_m 指定个体每个基因座为变异点, 对变异点做取反运算

$$p_m = \begin{cases} 0.1 - \dfrac{0.099(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f \geq f_{\text{avg}} \\ 0.1 & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \tag{5}$$

其中 f 为变异个体适应度, $f_{\max}$ 为群体最大适应度.

4) 采用分裂选择思想, 让本代适应度最高与最低的两个个体以 100%的概率进入下一代, 从而既加快收敛速度又保证群体多样性. 剩下的个体则以适应度比例选择方式取 $M - 2$ 个进入下一代.

5) 判断终止条件, 若连续 10 代没有新个体出现, 或进化代数达到终止代数 $T = 200$, 则停止, 否则重复执行 2)∼4).

5　实验结果

通过上述方法对多幅图像确定局部最佳滤波尺度, 再以最佳尺度的 Hildreth 算法得到最终边缘图像. 用上述方法对多幅噪声图象进行边缘检测, 程序采用 VC++ 6.0 实现, 部分结果如图 4 和图 5 所示.

图 4(a) 为加有均值为 0, 方差为 0.005 的高斯噪声的原始图. 图 4(b)∼(d) 分别为以 Log 算子, Canny 算子, Jeong 算法进行边缘检测后的结果. 图 4(e) 为本文方法的边缘检测结果.

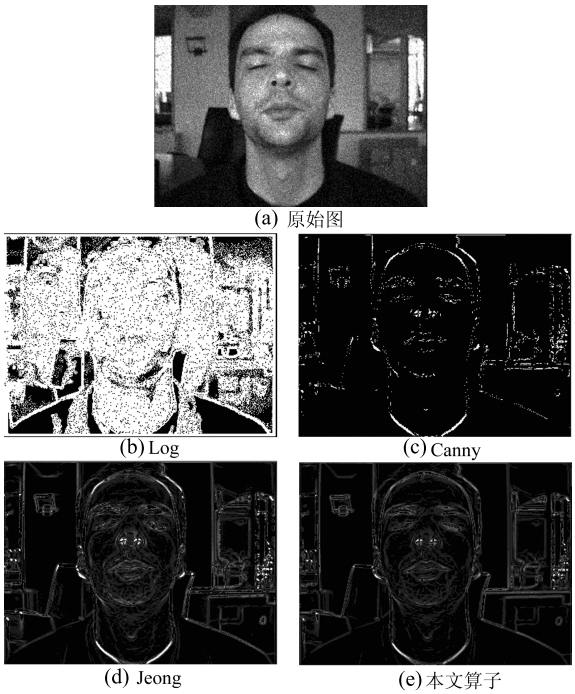


图 4　小噪声效果 ((a) 加入均值 0, 方差 0.005 的高斯噪声; (b) Log 结果; (c) Canny 结果; (d) Jeong 结果; (e) 本文方法结果)

Fig. 4a　Small noise result ((a) Input image with additive Gaussian noise, zero mean; (b) The result of Log operator; (c) The result of Canny′s approach; (d) The result of Jeong′s approach; (e) The result of adaptive scale filtering)

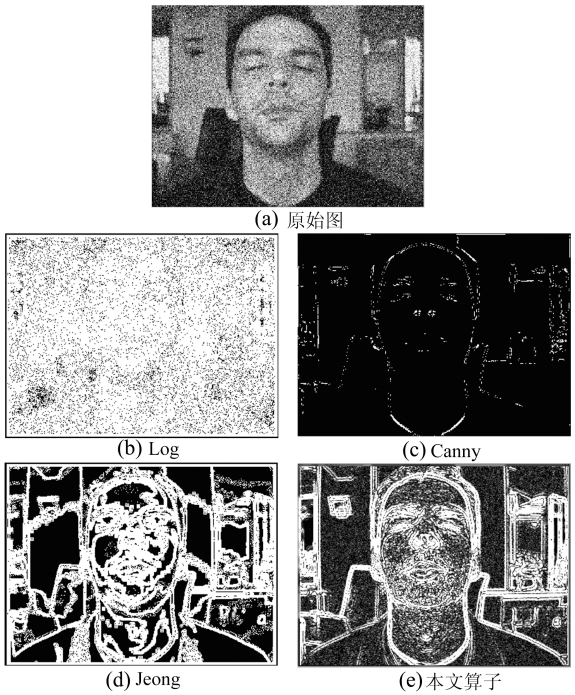


图 5　大噪声效果 ((a) 加入均值 0, 方差 0.05 的高斯噪声; (b) Log 结果; (c) Canny 结果; (d) Jeong 结果; (e) 本文方法结果)

Fig. 5　Strong noise result ((a) Input image with additive Gaussian noise, zero mean; (b) The result of Log operator; (c) The result of Canny′s approach; (d) The result of Jeong′s approach; (e) The result of adaptive scale filtering)

由实验结果可见, 普通 Log 算子在噪声的影响下丢失了大量信息; Canny 算子虽能检测出大概轮廓, 但质量较差, 有很多细节信息损失, 且存在残断边缘; Jeong 算法和本文方法都能较准确地检测出边缘信息.

图 5(a) 为另一幅高斯噪声原始图, 均值为 0, 方差为 0.05, 与图 4(a) 相比噪声强度明显加大. 图 5(b)∼(e) 分别为其对应 Log 算子, Canny 算子, Jeong 算法, 以及本文方法的检测结果.

其中图 5(c) 为了使结果明显, 阈值取得较大, 检测得到的边缘信息很少. 实验结果表明: 和小噪声的情况相比, 大噪声情况下 Jeong 算法检测出了多处伪边缘, 如人脸的额头以及图像中间偏右的墙壁. 观察原始图可以发现, 这是由光照引起的. 而本文方法虽然也因为噪声强度的加大导致检测质量有所下降, 比如人的面部, 颈部和胡子区分不够明显, 但检测结果基本保留了重要边缘信息. 因此, 即使在较强噪声的情况下, 本文方法仍能够较准确地检测出边缘图像.

另一方面, 因为广义边缘定义不但针对单个像素, 还要考虑像素的邻域信息; 同时, 最佳局部尺度的搜索空间会随着尺度步长 $\Delta\sigma$ 的减小迅速增大, 导致本文算法复杂度较大. 实验中采用 Pentium4 2.0G 处理器搭配 512M 内存, 平均检测时间为 25 秒左右. 希望以后能从编码方式和初始搜索空间定义的角度简化处理过程.

6 结论

本文提出的滤波尺度自适应方法首先基于 Tan 的广义边缘定义构造适应度函数, 然后采用遗传算法搜索局部最佳滤波尺度, 得到最终边缘图像. 由于算法的构造是基于广义边缘定义, 因此算法适用于各种类型边缘. 实验结果表明, 在小噪声环境下, 较之于传统的 Log 和 Canny 算子, 该方法能够保证边缘的准确定位与质量. 同时由于自适应遗传算法优秀的全局搜索能力, 该方法可以克服 Jeong 算法过度依赖初始值或收敛于局部极值的缺点. 在大噪声环境下, 虽然由于噪声影响使边缘检测结果质量有所下降, 但该方法仍能较准确的找到边缘. 但由于广义边缘定义不但针对单个像素, 还要考虑像素的邻域信息, 再加上最佳局部尺度的搜索空间会随着尺度步长 $\Delta\sigma$ 的减小迅速增大, 导致算法杂度较高等问题, 需要进一步改进.

References

1 Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 1980, **207**(1167): 187∼217

2 Tan H L, Gelfand S B. A cost minimization approach to edge detection using simulated annealing. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(1): 3∼18

3 Jeong H, Kim C I. Adaptive determination of filter scales for edge detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(5): 579∼585

4 Tan H L. Edge Detection by Cost Minimization [Ph. D. dissertation], Purdue University, 1989

5 Hildreth E C. Detection of intensity changes by computer and biological vision systems. *Computer Vision Graphics and Image Process*, 1983, **22**(1): 1∼27

6 Bergholm F. Edge focusing. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, **9**(6): 726∼741

7 Zhou Ming, Sun Shu-Dong. *Genetic Algorithms: Theory and Applications*. Beijing: National Defence Industry Press, 2002. 18∼64
(周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用. 北京: 国防工业出版社, 2002, 18∼64)

8 Lindeberg T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. In: Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1996. 465∼470

9 Olson C F. Variable-scale smoothing and edge detection guided by stereoscope. In: Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 1998. 80∼85

10 Wang J R, Lee G K. A fuzzy reasoning-based canny edge detection algorithm. In: Proceedings of the 13th International Conference on Computer and Their Applications. IEEE, 1998. 318∼321

11 Rafael C G, Richard E W [writer], Ruan Qiu-Qi, Ruan Yu-Zhi [translator]. *Digital Image Processing (2nd Edition)*. Beijing: Electronic industry, 2003. 420∼454
(Rafael C G, Richard E W [著], 阮秋琦, 阮宇智 [译]. 数字图像处理 (第二版). 北京: 电子工业出版社, 2003. 420∼454)

钟 钒 四川大学电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为智能算法和图象处理. E-mail: langrisservzhong@hotmail.com
(**ZHONG Fan** Maser student at Electronic Information Engineering Institute, Sichuan University. His research interest covers intelligent algorithm and image processing.)

周激流 四川大学计算机学院教授. 主要研究方向为智能算法, 图象处理和数字水印. 本文通信作者. E-mail: zhoujl@scu.edu.cn
(**ZHOU Ji-Liu** Professor at Computer Science Institute, Sichuan University. His research interest covers intelligent algorithm, image processing, and water marking. Corresponding author of this paper.)

朗方年 四川大学电子信息学院博士研究生. 主要研究方向为人脸识别. E-mail: fnlang@163.com
(**LANG Fang-Nian** Ph. D. candidate at Electronic Information Engineering Institute, Sichuan University. His research interest is face recognition.)

何 坤 四川大学电子信息学院博士研究生. 主要研究方向为人脸识别. E-mail: hekun@126.com
(**HE Kun** Ph. D. candidate at Electronic Information Engineering Institute, Sichuan University. His research interest is face recognition.)

黄 梅 四川大学电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为分数阶微分. E-mail: hattie-huang@163.com
(**HUANG Mei** Master student at Electronic Information Engineering Institute, Sichuan University. Her research interest is fractional calculus.)