

基于图像复杂度的一维 Otsu 改进算法

董忠言 蒋理兴 王俊亚 肖 凯
(解放军信息工程大学 郑州 450000)

摘要 自适应二值化技术广泛应用于图像分割和目标边缘的提取,其阈值的确定是数字图像处理的关键技术。经典 Otsu 算法是穷举式的阈值确定方法,存在较大的计算冗余。在内存和资源都十分有限的条件下,提出了一种基于图像复杂度的一维 Otsu 改进算法,根据图像复杂程度的不同,该算法在满足准确度要求的基础上提高了 Otsu 算法的速度。在 DM3730 实验板上进行了实验,结果表明,该算法的复杂度低于经典算法,计算速度可提升 40% 左右,可以满足嵌入式系统的实时性要求,且分割效果与原始算法基本一致。

关键词 大津法,图像复杂度,平均灰度,自适应分割
中图分类号 TP751 文献标识码 A

Modified One-dimensional Otsu Algorithm Based on Image Complexity

DONG Zhong-yan JIANG Li-xing WANG Jun-ya XIAO Kai
(PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450000, China)

Abstract Self-adaptive binaryzation is widely used in image segmentation and edge detection. Threshold extraction is one of the key technologies of digital image processing. Classic Otsu algorithm is an exhaustivity way and there will be a large computing redundancy. On condition of limited computer RAM and resource, this paper put forward a modified one-dimensional Otsu algorithm based on image complexity. According to different complexity, it improves Otsu algorithm speed on the basis of accuracy requirements. According to the experiments done on DM3730, this algorithm's complexity is better than the classic one and its speed can be improved by about 40%. It can meet embedded system's real-time requirements and the segmentation effect is almost the same with the classic one.

Keywords Otsu algorithm, Image complexity, Average gray value, Self-adaptive segmentation

阈值分割作为图像分割的经典算法,目前已广泛应用于数字图像处理领域^[1-5],其利用图像中不同像素点的灰度差异,将图像分为两个区域,即目标区域和背景区域,然后通过一定的阈值将图像分割为黑白两个部分。

常见的阈值选取算法可分为全局阈值二值化和局部阈值二值化。全局阈值二值化算法包括 Otsu 法^[6]、迭代法^[7]和最大熵^[8]法等。Otsu 法以目标区域与背景区域平均灰度的最大方差为评判依据来确定阈值,迭代法通过一个预设阈值将图像的灰度级分为两类,分别计算两类灰度级的平均灰度,根据二者的差值求取最佳阈值;最大熵法在 $0 \sim L$ (L 为图像最大灰度级) 范围内将图像的灰度分为两类,分别计算二者之间的信息熵,取信息熵最大时的分类灰度值为最佳阈值。局部阈值二值化算法包括 Niblack 算法^[9]和 Bernsen 算法^[10]等^[11-15]。Niblack 算法根据图像区域内的平均灰度和标准差确定分割阈值;Bernsen 算法则利用图像区域内最大灰度与最小灰度的均值与差值来确定阈值。上述算法的时间复杂度见表 1。

表 1 常用二值化算法时间复杂度

算法	时间复杂度 $T(n)$
迭代法	$O(n^2)$
最大熵法	$O(n \log n)$
Niblack 算法	$O(n^2)$
Bernsen 算法	$O(n)$

其中 n 代表参与算法计算的像素个数。可见,局部二值化算法虽然所占内存空间小,但其只针对局部图像进行阈值分割,而难以满足对整幅图像进行阈值分割的要求,且时间复杂度较大,而全局算法的时间复杂度均较大,难以满足实时性要求。

图像复杂度在很多时候常被认为是一个与图像的随机性和模糊性相关联的概念^[16],图像复杂度较大时,算法的时间复杂度较大;而当图像复杂度小时,算法的时间复杂度应相应减小。

1 Otsu 阈值分割算法

Otsu 算法由日本人大津首先提出^[6],这种方法又名大津

董忠言(1989—),男,硕士生,主要研究领域为基于图像处理的测试计量技术与仪器,E-mail:490678708@qq.com;蒋理兴(1963—),男,教授,主要研究领域为多传感器融合技术;王俊亚(1986—),男,讲师,主要研究领域为测量与控制技术;肖凯(1989—),男,硕士生,主要研究领域为基于点云数据处理的测试计量技术与仪器。

法或最大类间方差法,该算法以目标区域与背景区域平均灰度的最大方差为评判依据来确定阈值。该算法的时间复杂度为 $O(n)$, 计算速度明显优于迭代法和最大熵法。

设一幅大小为 $M \times N$ 的图像中,灰度级的个数为 L ,二值化的分割阈值为 t ,则可将图像分为目标 A 区域和背景 B 区域,其灰度范围分别为 $0 \sim t$ 和 $t \sim L-1$,若 A 中有 N_A 个像素, B 中有 N_B 个像素,显然, $N_A + N_B = M \times N$,且有:

$$\omega_A = \frac{N_A}{M \times N} \quad (1)$$

$$\omega_B = \frac{N_B}{M \times N} \quad (2)$$

其中, ω_A, ω_B 分别为 A, B 区域内像素点的个数占整幅图像的比例,另设整幅图的平均灰度为 μ , A, B 区域的平均灰度分别为 μ_A 和 μ_B , 则有:

$$\mu = \mu_A \omega_A + \mu_B \omega_B \quad (3)$$

最大类间方差 g 为:

$$g = \omega_A (\mu - \mu_A)^2 + \omega_B (\mu - \mu_B)^2 \quad (4)$$

将式(3)代入式(4)可得:

$$g = \omega_A \omega_B (\mu_A - \mu_B)^2 \quad (5)$$

按照大津法准则, t 从 0 到 $L-1$ 依次取值, g 最大时刻所对应的 t 值即为分割阈值。

分析可知, t 每取一个值,计算 ω_A, μ_A 分别要进行 N_A 次加减运算和 1 次除法运算,计算 ω_B, μ_B 则分别要进行 N_B 次加减运算和 1 次除法运算,而每计算一次 g 则需要 2 次乘法运算、一次减法运算和一次平方运算。若一幅图像的灰度级为 L ,则求取一个阈值需要进行 $2L(M \times N + 1)$ 次加减运算、 $4L$ 次乘除运算和 L 次平方运算,计算量较大。而当图像较大但并不复杂且目标区域与背景区域区分明显时,使用这种方法难免会造成计算量的大量冗余,影响处理速度,难以满足实时性的要求。

2 图像复杂度

“复杂度”是指执行相应工作所存在的内在困难程度,它可以表征一个对象或者一个系统的复杂程度^[16],是对图像进行相关处理、分析的困难程度的度量。同时,由于复杂度具有整体性和动态性,因此叠加原理的效能会削减。

对于图像复杂度,一般可以从整体、区域和目标 3 个尺度分别进行描述,本文主要是对图像整体复杂度进行描述,以便整体把握整幅图像的数据,为后续图像的阈值分割提供参考。

图像复杂度是基于广义集合理论提出来的,其计算公式为:

$$C = - \sum_{i=1}^L n_i \log(n_i / N) \quad (6)$$

其中, C 代表图像复杂度, t 为划分目标区域和背景区域(即上文提到的 A, B 区域)的分割阈值, n_i 为灰度值为 i 的像素点个数, N 为整幅图像内像素点的个数。

图像复杂度具有如下性质:

(1) 图像复杂度与具体灰度值无关

复杂度度量的是差别程度,而与灰度值的大小无关。由复杂度式(6)可知,图像复杂度仅与目标区域(A 区域)灰度值所对应的像素个数有关,与灰度值本身无关。且每个灰度值也仅代表一个类别,即复杂度仅与图像内有多少不同的灰度值以及每个灰度值有多少个像素有关。

(2) 整体复杂度大于等于各部分之和

对于像素个数分别为 N_A, N_B 的两个区域 A, B ,其复杂度分别为 $N_A \log N_A$ 和 $N_B \log N_B$ 。如果两个区域可以进行和运算,那么:

1) 当 $N_A + N_B$ 个像素的灰度彼此完全不同时,根据前面的计算公式,其复杂度应当是:

$$C_{A,B} = (N_A + N_B) \log(N_A + N_B) \quad (7)$$

由于 $N_A, N_B \geq 1$,显然, $C_{A,B}$ 远大于 $(N_A \log N_A + N_B \log N_B)$,这时图像总体复杂度远大于部分和。

2) 当 $N_A = N_B$ 且两区域(A 与 B)灰度值也都相同时,则合并后区域内的灰度值总数不变,还是 N_A ,但由于合并后像素数增加,使它从 N_A 变成了 $2N_A$ (即 $M \times N$)个,合并后的复杂度就为 $2N_A \log N_A$,即在两个区域完全相同时,合并后的区域的复杂度是原来的复杂度之和,这时其总体复杂度等于两部分复杂度之和。

综合以上两个极端的特例,我们不难得出结论:一幅图像的整体复杂度不小于各部分复杂度之和,即:

$$C_{A,B} \geq C_A + C_B$$

(3) 图像复杂度的值不小于零

由式(6)可知,当 $n_i = 1$ 和 $n_i = N$ 时,分别可以取到最大值 $N \log N$ 和最小值 0,即

$$C \in (0, N \log N)$$

也就是说,目标区域越少,灰度值差异越小,图像复杂度越高,经典 Otsu 算法中 t 的取值范围应该越大;反之,目标区域越多,灰度值差异越大,图像复杂度越低, t 的取值范围也理应越小。

3 算法的改进

上文提到的经典 Otsu 算法是一种在整幅图像内的穷举式的阈值确定方法,尤其是在目标较为单一的图像中存在较大的计算冗余。基于此,本文提出了一种基于图像复杂度的 Otsu 算法改进。从第 2 节我们已经得出结论,一幅图像中我们感兴趣的目标区域所占的比例越大,图像复杂度往往越低;反之,目标区域所占比例越小,复杂度往往越高。而且在日常的数字图象处理过程中也可以得到如下的经验:目标区域所占比例越大的图像,其平均灰度往往越接近最佳阈值,由此,我们可以依据图像的平均灰度和复杂度来缩小第 1 节中 t 的遍历次数,从而缩短运算时间,提高处理效率。

假设一幅图像的平均阈值为 T_m ,以 T_m 为阈值分割的目标区域内有 N_T 个像素,且灰度为 T_m 的点有 n_T 个,则基于该目标区域的图像复杂度 C_T 为:

$$C_T = -N_T \log(n_T / N) \quad (8)$$

t 的遍历范围可以 T_m 为中心左右各拓展 α 个灰度,其中 α 可近似为:

$$\alpha = (1 - \frac{C_T}{N \log N}) \cdot kL \quad (9)$$

其中, L 为图像的灰度级数, k 为比例系数,若 $N_T = (1/2)N$,经计算,当 $n_T = 1\%N_T$ 时, $C = 0.42, \alpha = 0.58$;当 $n_T = 2\%N_T$ 时, $C = 0.37, \alpha = 0.63$ 。所以一般情况下,可以认为 k 的取值应该介于 50 至 150 之间。

这种算法中 t 的遍历范围为 $(T_m - \alpha, T_m + \alpha)$,图像目标

区域越复杂,复杂度越大, α 越大,相应的 t 的遍历范围也就越大,计算时间越长;而对于目标较为单一的图像而言,可以大大缩短计算时间,提高处理的效率。

经分析可知,在算法复杂度方面,改进后算法的时间复杂度 $T(n)$ 为 $O(n)$,但此处 n 较经典 Otsu 算法大大减小,而对于空间复杂度 $S(n)$ 而言, t 的遍历范围减小使得算法局部变量的个数减少,从而节省处理器内存空间。对于一幅灰度级为 256、尺寸为 128×128 像素的规则图像而言,用经典 Otsu 算法需运算 8389120 次加减运算,1024 次乘除运算和 256 次平方运算。而用改进算法,假设 $\alpha=50$,则遍历次数为 101,加减运算为 3309770 次,乘除运算为 404 次,平方运算为 101 次,理论上的处理时间至少低于传统算法的 50%。

4 实验与结果

实验 1 采用两幅大小均为 512×512 像素的圆形标志点灰度图,两幅图像为一次曝光后截取的不同圆,但目标圆所占图像大小不一,如图 1 所示。

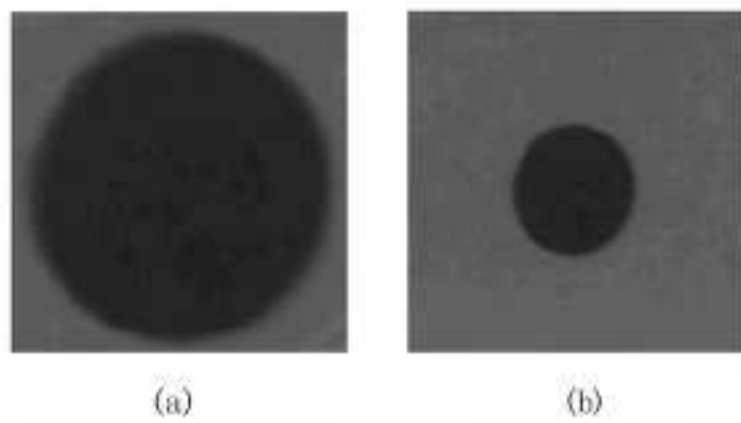


图 1 圆形标志图像

在 Windows 系统 Intel Core2 P8600 2.4GHz 主频 CPU 上分别运行传统 Otsu 算法和改进算法进行阈值计算,得到结果如表 2 所列。

表 2 实验 1 计算结果

图像	平均灰度	复杂度	α	Otsu 算法 时间 /s	改进算法 时间 /s
(a)	52	0.051	0.949	0.2182	0.1438
(b)	86	0.185	0.815	0.0497	0.0237

对得到的数据分析得出,图 1(a)与图 1(b)都是相对均匀的图像,且后者的复杂度高于前者,则 t 的遍历范围 α 应是后者小于前者,根据式(9), k 取 50 较为合适,经计算,两种算法对两幅图像求得的阈值相同,均为 65。二值化后的图像如图 2 所示。

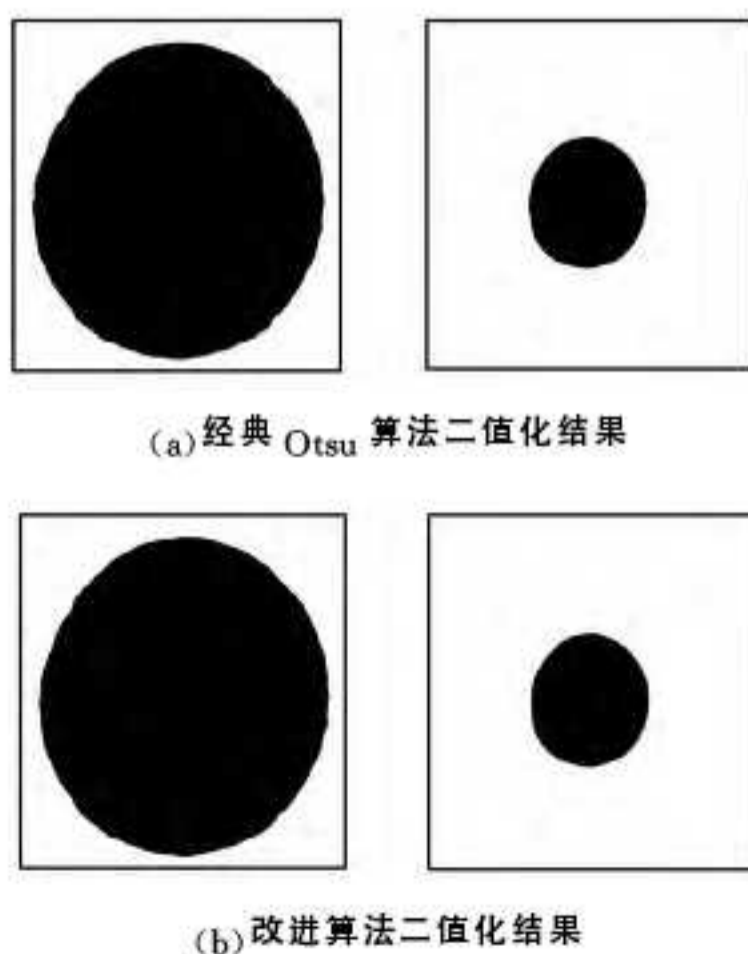


图 2 二值化后的圆形标志

可见,两种算法的处理效果完全相同,而在计算时间上,对图 1(a),改进算法是传统算法的 65.9%,而对于图 1(b),改进算法是传统算法的 47.7%,可见,改进算法明显提高了传统 Otsu 算法的效率。

实验 2 采用一幅 256×256 的 Lena 图(见图 3)分别在 Windows 系统 Intel Core2 P8600 2.4GHz 主频 CPU 以及 Linux 系统 TI DM3730 700MHz 主频 CPU 上进行计算测试,测试结果如表 3 所列。



图 3 实验 2 图片

表 3 实验 2 计算结果

运行平台	Otsu 算法 阈值	改进算法 阈值	Otsu 算法 时间 /s	改进算法 时间 /s
Intel P8600 (2.4GHz)	107	107	0.0831	0.0184
TI DM3730 (700MHz)	107	107	0.9177	0.3726



图 4 实验 2 结果图像

实验 2 中, k 的值为 100,分析计算结果可以看出,在计算精度上,两种算法得到的阈值相等,二值化的效果相同。而在计算时间上,改进的算法在 P8600(2.4GHz)平台和 DM3730(700MHz)平台分别比经典算法提高了 22.1%和 40.6%。

实验 3 分别采用 3 幅 400×300 像素的汽车牌照图像进行二值分割,如图 5 所示。

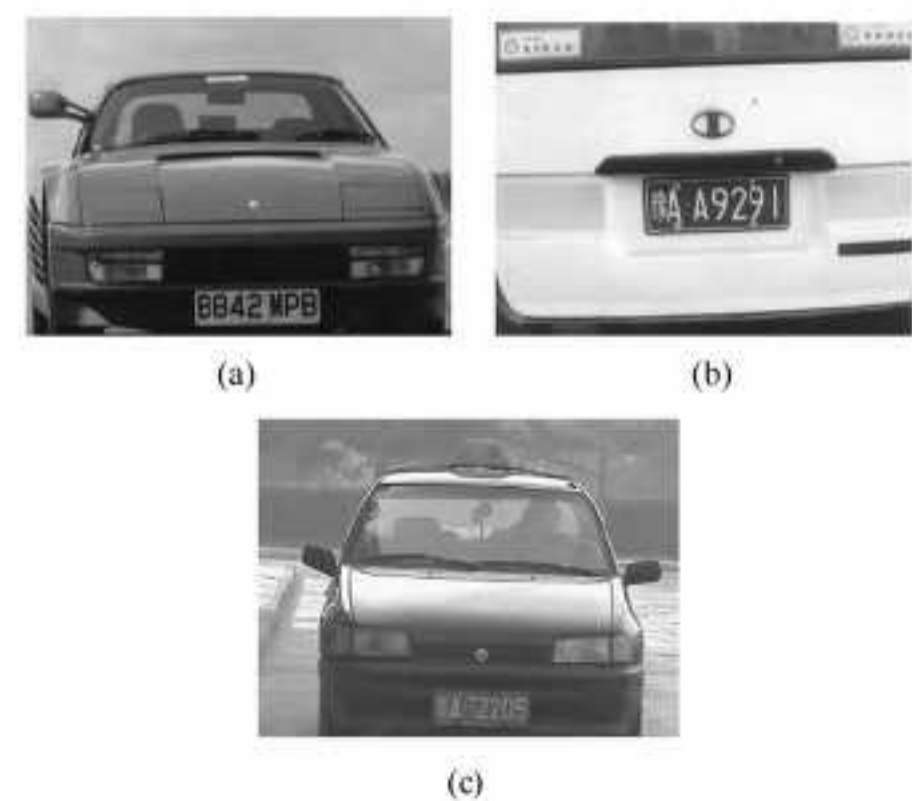


图 5 实验 3 图像

用经过改进后的算法进行计算,图 5 中 3 幅图的二值化结果如表 4 所列。

表 4 实验 3 计算结果

图像	复杂度	分割阈值	改进算法时间 /s
(a)	0.720	135	0.0163
(b)	0.242	154	0.0377
(c)	0.692	107	0.0240

经过二值分割以后的图像如图 6 所示。

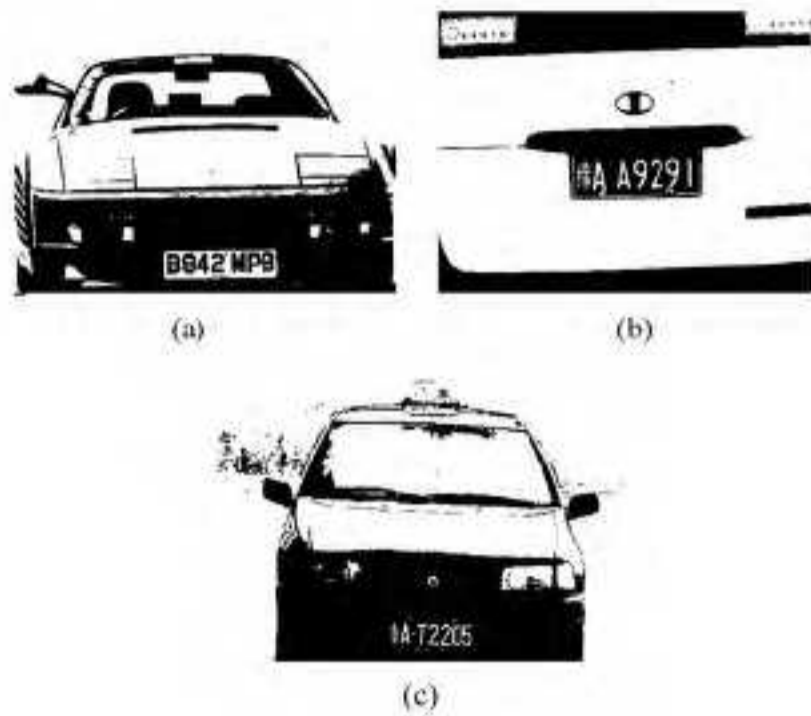


图 6 实验 3 结果图像

实验 3 结果表明,用改进算法计算的二值化阈值是准确的。车牌号码显示清晰,图像分割效果良好,可以达到识别要求。

结束语 本文针对经典 Otsu 算法穷举所有灰度级进行运算会存在较大的计算冗余的不足,提出了一种基于图像复杂度的一维 Otsu 算法改进,实验结果表明,该算法在保证计算的准确度的基础上,能够有效减小运算时间,提高运算的效率。

参考文献

[1] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image processing: Analysis and Machine Vision[D]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2003

[2] Sahoo P K. A survey of threshold techniques[J]. Computer Vision Graphic, Image Process, 1988, 41(2): 233-260

[3] 高永英. 一种基于灰度期望值的图像二值化算法[J]. 中国图形图像学报(A 版), 1999, 4(6): 524-528

(上接第 170 页)

由表 1 可以看出,多岛遗传神经网络人脸识别系统无论是在识别率方面还是训练时间方面都要远远优于基于 BP 神经网络的人脸识别系统。

结束语 随着人脸识别技术的不断更新发展,以及计算机科学技术的日新月异,在当今的技术发展的前提下,并行人脸识别系统必将成为一个主流的发展方向。提出了一个全新的适用于多核计算机系统的多岛遗传神经网络算法。这样做可以使计算机系统资源被充分利用,大幅提高了人脸识别系统的效率。

同时本系统在 ORL 数据库上的测试结果,充分证明了多岛遗传神经网络比较标准的 BP 神经网络算法不仅在识别率上有了显著的提升,而且极大地加快了人脸识别系统的识别速度,并且解决了传统的 BP 神经网络不适用于多核计算机的难题。

参考文献

[1] 孙顺利. 基于小波变换的 PCA 人脸识别方法[D]. 大连: 大连理工大学, 2007

[2] 刘艳艳. 子空间特征提取方法及其在人脸识别中的应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2008

[4] Blayvas I, Bruckstein A, Kimmel R. Efficient Computation of Adaptive Threshold Surfaces for Image Binarization[C] // Proceedings of 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, 1: 737-742

[5] 王积分, 张新荣. 计算机图像识别[M]. 北京: 中国铁道出版社, 1998: 75-77

[6] Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetic, 1979, 9(1): 62-66

[7] Ridler T W, Calvard S. Picture thresholding using an iterative selection method[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetic, 1978, 8: 630-632

[8] Pun T. Entropic Thresholding: A New Approach[J]. Computer Vision Graphics Image Process, 1981, 16(3): 210-239

[9] Niblack W. An Introduction to Digital Image Processing[M]. Prentice Hall, 1986: 115-116

[10] Bernsen J. Dynamic thresholding of gray-level images [C] // Eighth International Conference on Pattern Recognition. France: IEEE Computer Society Press, 1986: 1251-1255

[11] Peters II Richard Alan, Strickland Robin N. Image complexity metrics for automatic target recognizers [C] // Proceedings of Automatic Target Recognition System and Technology Conference, Naval Surface Warfare Center. Silver Spring, MD, USA, 1990: 1217

[12] 钟雪君. 一种改进的 Otsu 双阈值二值化图像分割方法[J]. 电子世界, 2013, 4(2): 104-105

[13] 龙钧宇, 金连文. 一种基于全局均值和局部方差的图像二值化方法[J]. 计算机工程, 2004, 30(2): 70-72

[14] 王勇智. 数字图像的二值化处理技术探究[J]. 湖南理工学院学报, 自然科学版, 2005, 18(1): 31-33

[15] 朱齐丹, 荆丽秋, 毕荣生, 等. 最小误差阈值分割法的改进算法[J]. 光电工程, 2010, 37(7): 107-113

[16] 高振宇, 杨晓梅, 龚剑明, 等. 图像复杂度描述方法研究[J]. 中国图像图形学报, 2010, 15(1): 129-135

[3] 黄璞, 陈才扣. 基于二维图像矩阵的 ICA 人脸识别[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(24): 5686-5691

[4] 方旭. 基于 BP 神经网络人脸识别方法的研究与改进[J]. 电脑知识与技术, 2011, 2: 862-863

[5] 李婷, 钱志余, 李颀韬, 等. 基于并行 BP 神经网络的近红外光断层图像重建方法基础研究[J]. 量子电子学报, 2009, 26(3): 272-277

[6] Singh R, Vatsa M, Ross A, et al. A Mosaicing Scheme for Pose-Invariant Face Recognition[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2007, 37(5): 1212-1225

[7] Christian T, José Lqncacio G, Javier S, et al. Improving face recognition by combination of natural and gabor faces[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(11): 1453-1460

[8] Sellaheva H, Jassim S A. Image-Quality-Based Adaptive Face Recognition [J]. IEEE Transaction On Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 805-813

[9] Assadi A, Behrad A. A new method for human face recognition using texture and depth information[C] // 2010 10th Symposium on. Tehran Neural Network Applications in Electrical Engineering (NEUREL). 2010: 201-205

[10] Eftekhari A, Forouzanfar M, Moghaddam H A, et al. Block-wise 2D kernel PCA/LDA for face recognition[J]. Information Processing Letters, 2010: 761-766