

# 基于稀疏主成分分析和自适应阈值选择的图像分割算法

卢涛 万永静 杨威

(武汉工程大学计算机科学与工程学院 智能机器人湖北省重点实验室 武汉 430073)

**摘要** 图像分割是机器视觉中的基础问题,基于阈值的图像分割算法依赖于参数调整,但参数调整容易受到局部最小值的影响且需要耗费大量时间,从而降低了分割算法的质量和效率。为了实现图像分割过程中的自适应阈值选择,提出了一种基于稀疏主成分分析和自适应阈值选择的图像分割算法。该算法首先利用稀疏主成分分析感知图像的噪声水平以自适应去噪,其次通过二维直方图感知图像的主干区域内容以自适应获得全局分割阈值,然后通过移动平均法的局部阈值分割算法对图像进行分割,最后将全局阈值分割和局部阈值分割图像结合,从而获得最佳的分割图像结果。在伯克利数据集上的仿真实验结果表明:相比传统的阈值分割算法,该算法在分割边缘的准确性和对噪声的鲁棒性上具有一定的优势,在主客观上均具有较好的分割效果,基于稀疏主成分分析的自适应阈值选择方法提高了图像的分割质量。

**关键词** 阈值分割,稀疏主成分分析,全局阈值,局部阈值

**中图分类号** TP37 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.016

## Novel Image Segmentation Algorithm via Sparse Principal Component Analysis and Adaptive Threshold Selection

LU Tao WAN Yong-jing YANG Wei

(Hubei Provincial Key Laboratory of Intelligent Robot, School of Computer Science and Engineering,  
Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430073, China)

**Abstract** Image segmentation is a fundamental problem in machine vision. Image segmentation algorithm based on threshold depends on the parameter adjustment, which is vulnerable to local minimum value and needs a lot of time. It reduces the quality and efficiency of segmentation algorithm. In order to realize the adaptive threshold selection in the process of image segmentation, a novel image segmentation algorithm via adaptive threshold selection and sparse principal component analysis was proposed. According to the content of the image, the algorithm removes the noise with the image noise level obtained by the sparse principal component analysis. The global segmentation threshold is obtained by the main region of the image based on 2D histogram. Then the local segmentation threshold is obtained by local details of image based on moving average method. Finally, the global threshold segmentation and the local threshold segmentation image are combined to obtain the best segmentation results. The simulation and experimental results on Berkeley data set show that the algorithm has an advantage on the accuracy edge of image segmentation and robustness to noise compared to current frontier algorithm. It has better segmentation performance on subjectivity and objectivity, and improves the quality of image segmentation.

**Keywords** Threshold segmentation, Sparse principal component analysis, Global threshold, Local threshold

## 1 引言

图像分割就是将图像分割成各具特定性质的区域并将感兴趣的目标提取出来的过程。图像被分割后是互不重叠的,实现了图像中目标和背景的分隔,有利于后续对图像的特征提取和目标分析<sup>[1]</sup>。图像分割是图像处理 and 计算机视觉的基

础性技术,已广泛应用于生物医学图像、遥感图像以及军事等领域。在图像的各种应用中,对图像的目标提取、测量等都与图像分割密切相关。特别是在机器视觉中,图像分割已经成为目前研究的热点。机器视觉对图像的处理分为底层、中层和高层 3 个层次,图像分割将机器视觉的底层特征处理和高层处理联系在一起,为感兴趣的目标进行跟踪、检测和识别

到稿日期:2015-11-15 返修日期:2016-01-18 本文受 863 计划项目(2013AA12A202),国家自然科学基金项目(61502354),国家留学基金委,湖北省自然科学基金项目(2012FFA099,2012FFA134,2013CF125,2014CFA130,2015CFB451),湖北省青年科技晨光计划:极低质量图像超分辨率重建与识别,湖南省科技计划项目(2014FJ3157),自主系统与网络控制教育部重点实验室开放基金(2013A11),武汉工程大学研究基金项目(K201403)资助。

卢涛(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理与重建、机器视觉,E-mail:lut@wit.edu.cn;万永静(1990—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理、机器视觉。

这些高层次的视觉任务提供图像的区域划分。在基于多种图像视觉应用的场景中,图像分割的质量和效率影响了其后续应用任务的进行,因此,图像分割是计算机视觉领域的基础性问题之一。

图像的分割方法很多,主要包括基于边缘的分割方法、基于区域的分割方法、基于阈值的分割方法和基于学习的图像分割方法等<sup>[2,3]</sup>。基于边缘的分割方法使用一阶或是二阶微分算子检测图像的边缘点,然后按照一定的策略将点连接起来形成区域轮廓。这种方法能够准确定位边缘,运算速度快,但是检测的边缘常常是不连续的,检测的精确性和抗噪声干扰性之间存在矛盾。基于区域的分割方法主要是通过找到合适的种子或是合适的生长准则来形成区域,从而实现图像分割;这种分割方法能够较好地形成分割区域,但是计算量较大,容易对图像造成过度分割。基于阈值的分割方法通过合理的目标函数得到最佳分割阈值,区分图像的目标和背景,实现图像的分割;这种方法需要调节阈值分割参数,参数的选择影响了分割效率。还有一类基于机器学习的图像分割算法,主要从标定的图像分割样本中学习图像分割的判定关系,建立图像和分割图像之间的映射关系以实现分割,这类分割算法利用了标定样本的先验信息,具有较好的分割质量,但是基于学习的算法依赖于大量的标定样本,制约了基于学习的分割算法的应用范围<sup>[4]</sup>。

图像的阈值分割算法具有计算量低、实时性强的优点,目前已经获得了广泛的应用,针对机器人视觉导航的实时性和应用特殊性,本文重点研究图像阈值分割方法。图像的阈值分割方法包括全局阈值分割和局部阈值分割方法。阈值分割方法中,阈值的选取根据图像的直方图分布自适应调节参数,提高算法的自适应能力。常用的方法有:最大熵阈值分割方法、迭代阈值分割方法和最大类间方差法(OTSU)等。针对自适应阈值分割问题,刘金等人提出了一种噪声图像的快速OTSU阈值分割<sup>[5]</sup>,即将二维的最佳阈值拆分成两个一维最佳阈值,改善了算法的分割效果,但是该方法适合处理高斯噪声图像。马文科等人提出了一种基于指纹图像的阈值分割算法<sup>[6]</sup>,该方法将方差和梯度相结合,获得阈值分割的最佳局部阈值,对噪声比较大的低质量的指纹图像的分割效果较好。龙建武等人提出了一种自适应最小误差阈值分割算法,这种方法将二维直方图方法推广到三维,用鲁棒最小误差法进行全局分割<sup>[7]</sup>;该方法虽然考虑了邻域的关系,但是仅适用于均匀光照图像。以上方法通过选取像素灰度、邻域的中值和均值等来构造直方图,降低噪声对选取最佳分割阈值的干扰,达到自适应选取最佳阈值的目。文献<sup>[8]</sup>提出了一种基于低秩子空间恢复的去噪算法,使用低秩分解将图像转换到具有结构信息的低秩空间和稀疏噪声空间,在低秩子空间中进行图像边缘的分割,对图像噪声具有较好的鲁棒性。

在上述的诸多图像分割方法中,最佳分割阈值受到噪声的影响,导致图像的分割质量下降,影响图像的视觉效果,甚至会掩盖图像的一些特征,直接影响图像的后续处理效果。同时,图像的阈值分割的阈值一般选择直方图的波峰,若是图像中含有噪声,噪声会影响直方图的分布,最佳阈值的选取会

随着直方图的波峰的变化而变化。更进一步,基于图像块的分割方法充分利用了图像的局部信息,在阈值选择过程中容易陷入局部最小问题,所选择的阈值符合局部最优分割,但是并不满足全局最优分割。在实际应用场景下,输入图像常常受到噪声的影响,传统的固定阈值使图像分割效果较差,已不能满足图像分割质量的需求。如何根据图像本身的特点,自适应地选取图像的最佳分割阈值的问题已成为阈值分割的重要研究方向。针对这一问题,本文提出了基于稀疏主成分分析和自适应阈值选择的图像分割算法。该算法能够根据图像内容,感知图像的噪声水平,自适应去噪和选择最优阈值,提高图像的分割质量。该算法不但降低了噪声对图像分割的影响,而且解决了固定的全局阈值对分割质量带来的影响,克服了单阈值选择的局部最小值问题。在伯克利数据集上的仿真实验结果表明:该算法相比传统阈值分割算法,在主客观上均具有较好的分割效果。

## 2 基于稀疏主成分分析的自适应图像阈值分割算法

为了实现对图像分割阈值的自适应选择,基于稀疏主成分分析和自适应阈值选择的图像分割算法包括了两部分:基于稀疏主成分分析的自适应去噪和基于全局阈值和局部阈值的自适应图像阈值分割。基于稀疏主成分分析的自适应去噪主要包括:样本集的选取、稀疏主成分分析的去噪和样本集的重建3个部分。阈值分割部分包括:二维直方图的全局阈值分割、基于移动平均的局部阈值分割、全局阈值分割和局部阈值分割的融合3个部分。本文算法流程如图1所示。对于输入的图像,图像去噪部分对像素点选取样本集,然后使用稀疏主成分表达,获得稀疏主成分表达基和稀疏主成分表达基的系数,再对图像进行重建,从而完成了对图像的去噪处理;图像分割部分的全局阈值分割主要是为了获得图像的主体部分,局部阈值分割是为了获得更加丰富的细节部分,然后将图像的主体部分和细节部分结合在一起,获得完整的图像。

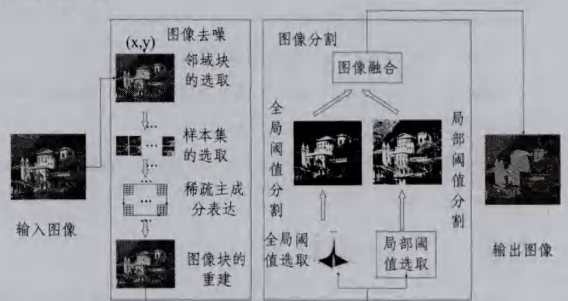


图1 本文算法流程图

### 2.1 基于稀疏主成分分析的自适应去噪

传统的主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)去噪利用了主成分的截断法:选取图像的主要成分所对应的能量部分作为重建图像,认为图像的主成分大的部分包含图像的主要内容,而特征值小于截断阈值的部分是噪声。这种方法使特征值较小的图像信息全部截断,丢失了部分对分割有益的细节信息,使得分割效果不理想。然而稀疏主成分分析(Sparse Principal Component Analysis, SPCA)利用稀疏性

将图像内容的噪声和图像的内容自适应分离,提取图像的有用信息部分,实现自适应去噪<sup>[9]</sup>。SPCA 在分离噪声和图像内容的过程中,通过调节罚函数的平衡系数,达到图像表达的准确性和表达系数稀疏性的统一,根据图像内容自适应选择主成份的表达基。SPCA 自适应去噪算法过程如下。

### 2.1.1 样本集的选取

对于一幅图像,大小为  $M \times N$ ,其中  $M$  和  $N$  分别表示图像的长度和宽度。由于图像的特征由其每个像素点的位置和像素值决定,对图像的每个像素点  $(i, j)$  (其中,  $i$  表示图像的第  $i$  行,  $j$  表示图像的第  $j$  列,  $0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1$ ), 选取其  $3 \times 3$  大小的邻域块作为图像块,选取图像块的每个像素的灰度  $f(i, j), f(i, j) \in \mathbb{R}^9$ 。用 Z 字形方法将矩阵转换为列向量表示,用  $y(i, j)$  表示。若图像块的列向量的方差小于某一个特定的值,就选取图像块作为样本块。本文使用图像灰度值的欧氏距离作为图像块的相似性度量,从输入的图像块  $y(i, j)$  中依次选取最相似的  $n$  ( $0 \leq n \leq (M-1)(N-1)$ ) 个样本块作为训练样本集  $X(i, j), X(i, j) \in \mathbb{R}^{9 \times n}$ ,  $9$  表示图像块的大小,  $n$  表示所选择的与输入图像块最相似的块的个数。每个像素点  $(i, j)$  的训练样本矩阵可以用  $X(i, j)$  表示,为了后面表示方便,用  $y$  表示图像块,用  $X$  表示样本集  $X(i, j)$ 。

### 2.1.2 稀疏主成分表达

利用图像的稀疏主成分分析,可以将图像的噪声和图像本身的内容分离,并且获得了图像的表达方法,实现了图像数据的降维。当样本集  $X$  的特征向量的稀疏性达到最优时,表示图像的主成分选择在图像重建和参与表达的主成分基之间达到了最优,实现了图像主成分的自适应选择过程。对样本集  $X$  进行中心化,用  $\bar{X}$  表示。则  $\bar{X}$  可由式(1)表示。

$$\bar{X} = X - \mu \quad (1)$$

其中,  $\mu$  表示训练样本图像块的均值。

对于中心化矩阵  $\bar{X}$ , 求其样本协方差矩阵,对样本协方差矩阵进行 SVD 分解,可以将协方差矩阵用特征值和特征向量表示,假设其主成份基为  $B$ 。

对输入的图像块进行 SPCA 表达,如式(2)所示。

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} (\|y - B\alpha\|_2 + \lambda \|\alpha\|_0) \quad (2)$$

其中,  $y$  表示输入的像素所在的图像块( $y$  表示图像块矩阵减去均值  $\mu$ ),  $B$  表示主成分表达基,  $\alpha$  是主成分表达基的系数,  $\lambda$  表示信号的重建残差和表达系数之间的平衡因子。

代价函数即式(2)分为两个部分,第一部分表示输入图像块的重建误差,使用  $l_2$  范式保证重建图像块与输入图像块的一致性,  $l_0$  范式用于计算表达系数中非零值的个数,保证表达系数的稀疏性。由于  $l_0$  范式不易求解,一般优化过程中将  $l_0$  范式的求解问题转化成  $l_1$  范式的求解问题。值得注意的是,在求解的过程中,要选择合适的平衡因子  $\lambda$ , 同时保证图像块的重建精度和自适应选择主成分表达基来参与图像表达。分析可知:当  $\lambda=0$  时,该罚函数就退化成了传统的主成分分析的表达。

式(2)可用 sPCA-rSVD 方法求解<sup>[10]</sup>, 将上述 SVD 分解得到的特征向量作为初始值,根据式(2)的约束条件,不断地迭代,直到收敛,得到图像块的稀疏主成分表达基  $B$  和对应

的稀疏主成分表达系数  $\alpha$ 。

### 2.1.3 图像块重建

对输入的图像块  $y$ , 利用式(2), 得到主成分表达基  $B$  和对应的主成分表达基的系数  $\alpha$  后, 就可以重建去除噪声的图像块, 由式(3)表示:

$$\hat{y} = B\alpha + \mu \quad (3)$$

式(3)估计出了去除噪声的图像块  $\hat{y}$ ,  $\mu$  表示图像表达基样本集的均值。 $\hat{y}$  是用列向量表示的, 将这个列向量转化为块, 即求得以像素点  $(i, j)$  为中心的图像块不含噪声的像素值, 然后对整幅图像的像素点都进行估计, 就可以求得整个不含噪声的图像。

## 2.2 基于全局阈值和局部阈值结合的自适应图像阈值分割算法

阈值分割采用阈值对图像进行分割, 将图像分割为互不交叠的区域。用固定的阈值对图像进行阈值分割, 往往得不到较好的结果, 对图像进行自适应阈值分割成为重要研究的内容。基于二维直方图的全局阈值分割依赖二维直方图的双峰, 感知图像本身的内容, 自适应选取阈值对整幅图像进行分割。全局阈值分割图像的主体部分较好, 但是对细节的分割不是很理想。局部阈值分割通过移动平均法感知图像的局部细节, 对图像的不同区域采用不同的阈值, 以达到自适应分割图像的目的。局部阈值分割对图像的细节分割效果较好。因此采取二维直方图的全局阈值分割和移动平均法的局部阈值分割相结合的方法, 对图像进行自适应阈值分割。

### 2.2.1 基于二维直方图的全局阈值分割算法

对给定的一幅灰度级为  $L$  的图像, 大小为  $M \times N$ 。用  $f(i, j)$  表示像素点  $(i, j)$  处的灰度值, 则  $0 \leq f(i, j) \leq L-1$ 。用  $g(i, j)$  表示像素点  $(i, j)$  处的  $3 \times 3$  邻域的平均灰度值。则  $g(i, j)$  的表示如式(4)所示。

$$g(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 f(i+m, j+n) \quad (4)$$

其中,  $0 \leq g(i, j) \leq L-1$ 。

根据图像的像素灰度  $f(i, j)$  和相应的邻域平均灰度  $g(i, j)$ , 利用相对频率法的密度函数构建二维直方图。它的两个坐标分别为图像像素点  $(i, j)$  的灰度值  $f(i, j)$  和邻域均值  $g(i, j)$ 。用  $C_{ij}$  表示当像素点  $(i, j)$  处的本身灰度为  $f(i, j)$  而其邻域平均灰度为  $g(i, j)$  时的像素的个数, 则像素点  $(i, j)$  处的本身灰度为  $f(i, j)$  而其邻域平均灰度为  $g(i, j)$  发生的频率  $P_{ij}$  为  $P_{ij} = \frac{C_{ij}}{M \times N}$ , 并且概率满足  $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij} = 1$ 。

假设给定阈值  $(s, t)$ ,  $s$  表示像素点本身的灰度,  $t$  表示像素点的邻域平均灰度, 则可将二维直方图分为 4 个区域。在对角线上的区域代表目标和背景, 远离对角线的为图像的噪声和边缘。

假设二维直方图的区域 0 代表图像的背景, 区域 1 代表图像的目标。将两个区域分别表示为  $C_0$  和  $C_1$ , 则相应的概率为:  $P_0 = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{ij}$ ,  $P_1 = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{ij}$ 。

背景和目标的对应的均值矢量分别为:

$$\mu_0 = (\mu_{0i}, \mu_{0j})^T = \left( \frac{\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L iP_{ij}}{P_0}, \frac{\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L jP_{ij}}{P_0} \right)^T \quad (5)$$

$$\mu_1 = (\mu_{1i}, \mu_{1j})^T = \left( \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} iP_{ij}}{P_1}, \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} jP_{ij}}{P_1} \right)^T \quad (6)$$

二维直方图上的总的均值矢量为:

$$\mu_T = (\mu_{Tf}, \mu_{Tj})^T = \left( \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} iP_{ij}, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jP_{ij} \right) \quad (7)$$

由于除了区域 0 和区域 1 外,其他区域概率之和近似为 0,因此可得  $P_0 + P_1 \approx 1$ ,  $\mu_T \approx P_0\mu_0 + P_1\mu_1$ 。

定义离散度的类间离差矩阵为:

$$S_B(s, t) = P_0 \left[ (\mu_0 - \mu_T)(\mu_0 - \mu_T)^T \right] + P_1 \left[ (\mu_1 - \mu_T)(\mu_1 - \mu_T)^T \right] \quad (8)$$

在这里,使用矩阵的轨迹作为阈值分割中类间的离散度测度,有

$$t, S_B = P_0 \left[ (\mu_{0i} - \mu_{Tf})^2 + (\mu_{0j} - \mu_{Tj})^2 \right] + P_1 \left[ (\mu_{1i} - \mu_{Tf})^2 + (\mu_{1j} - \mu_{Tj})^2 \right] \quad (9)$$

在选择图像阈值时,使阈值  $(s, t)$  遍历  $(0, L-1)$ 。当给定的阈值  $(s, t)$  使离散度  $t, S_B$  达到最大值时,如式(12)所示,其能够很好地将目标和背景区分开来,并且能够减少噪声和边缘的干扰。

$$(s^*, t^*) = \arg \max_{0 \leq s, t \leq L-1} t, S_B(s, t) \quad (10)$$

在得到最佳阈值  $(s^*, t^*)$  后,根据最佳阈值将图像分割为目标和背景区域,如式(11)所示:

$$b(i, j) = \begin{cases} 1, & f(i, j) > t^*, g(i, j) > s^* \\ 0, & f(i, j) \leq t^*, g(i, j) \leq s^* \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $b(i, j)$  表示实现阈值分割后的二值图像。

### 2.2.2 基于移动平均的局部阈值分割

由于二维直方图的全局阈值分割方法对于提取图像的主干部分具有较好的效果,但是对于图像的细节方面不是很理想,因此,对于图像的细节方面,使用基于移动平均的局部阈值对图像进行分割。

对给定的图像,以 Z 字形模式逐行扫描。令  $z_{k+1}$  表示扫描过程中在第  $k+1$  步遇到的像素点  $(i, j)$  的灰度值,则此点的移动平均(平均灰度)如式(12)所示。

$$m(k+1) = \frac{1}{n} \sum_{i=k+2-n}^{k+1} z_i = m(k) + \frac{1}{n} (z_{k+1} - z_{k-n}) \quad (12)$$

其中,  $n$  表示计算平均的点数,并且  $m(1) = \frac{z_1}{n}$ 。

假设局部阈值  $T_{ij} = Km_{ij}$ ,  $K \in [0, 1]$ ,  $m_{ij}$  是输入图像在像素点处的移动平均。

由于局部阈值  $T_{ij}$  是在扫描过程中不断感知像素点的变化而更新的,因此能够有效区分像素点  $(i, j)$  是否和其周围像素属于同一区域,即能有效地区分图像的细节部分。

因此,使用局部阈值  $T_{ij}$ , 就能很好地分割图像的细节信息,图像分割公式如式(13)所示。

$$b(i, j) = \begin{cases} 1, & f(i, j) > T_{ij} \\ 0, & f(i, j) \leq T_{ij} \end{cases} \quad (13)$$

### 2.2.3 整体部分和细节部分融合

对于输入图像,通过二维直方图的全局阈值分割得到的

分割图像能够较好地分割图像的主体轮廓,用  $Y_1$  表示。通过移动平均法的局部阈值分割得到的分割图像能够较好地分割图像的细节信息,用  $Y_2$  表示。假设像素点  $(i, j)$  是图像  $Y_1$  上的一点,在图像  $Y_2$  上找到相应的点,当像素点  $(i, j)$  在  $Y_2$  中为目标时,通过区域连通性判断,即在图像  $Y_2$  中的像素点的  $5 \times 5$  的邻域窗口中是否有一个像素目标存在,若存在,像素点  $(i, j)$  为目标;若不存在,则说明像素点  $(i, j)$  为孤立点,将像素点删除。按照这种方法,遍历整个图像  $Y_2$ ,将目标图像添加到图像  $Y_1$  中,直到判定完成,获得最终分割图像。

**算法 1** 基于稀疏主成分分析和自适应阈值选择的图像分割算法

输入:含有噪声的图像

输出:分割后的图像

步骤 1 对输入图像,形成样本集  $X$ ;

步骤 2 根据式(1)、式(2)对图像块  $X$  进行稀疏主成分表达,得到具有稀疏性的特征矩阵向量  $B$  和主成分表达基  $\alpha$ ;

步骤 3 根据式(3),利用稀疏特征向量  $B$  和主成分表达基  $\alpha$ ,获得去除噪声后的图像  $Y$ ;

步骤 4 根据式(5)一式(11),对去除噪声后的图像  $Y$  进行二维直方图的全局阈值分割,获得分割图像  $Y_1$ ;

步骤 5 根据式(12)一式(13),对去除噪声后的图像  $Y$  进行基于方差和梯度相结合的局部阈值分割,获得分割图像  $Y_2$ ;

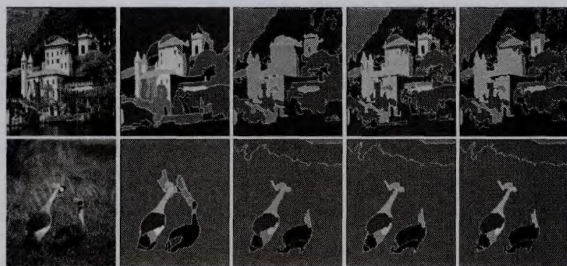
步骤 6 根据区域连通性的判断,将分割图像  $Y_1$  和  $Y_2$  进行融合,得到最终的分割图像。

## 3 实验结果及分析

本次实验以 MATLAB R2013a 为实验平台,选取伯克利数据库<sup>[11]</sup>中的  $481 \times 321$  像素大小的标准测试图像进行实验。选取数据库中的图像作为测试图像,同时,将数据库中人工标定的图像作为对比图像,评价分割质量的好坏。在实验中,对原始图像添加高斯噪声。为了验证本文的算法具有较好的分割效果,通过调节平衡因子  $\lambda$  对图像进行分割;最后,将添加噪声的图像用不同的方法进行分割,由于该数据库提供了手动分割图像,参考文献<sup>[12]</sup>中的图像分割质量评估方法,实验结果选取分割图像的 PSNR 值和 SSIM 值作为客观评价参数,以量化表示算法分割图像和手动分割图像的差异性。

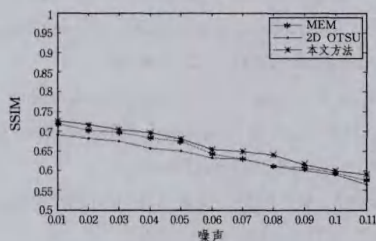
### 3.1 有噪声图像的分割实验

对添加高斯噪声的图像,分别使用文献<sup>[7]</sup>中的二维最小误差法(MEM)和文献<sup>[5]</sup>中的二维 OTSU 法(2D OTSU)进行图像分割。测出其 PSNR 值和 SSIM 值,并记录分割结果。对含有高斯噪声的图像,先进行 SPCA 去噪,再用本文的分割方法对图像进行分割,测出其 PSNR 值和 SSIM 值,并记录分割结果,并结合伯克利人工分割效果对图像进行比较。图 2 给出了本文算法和其他算法对图像的分割效果(选择添加了标准差为 0、方差为 0.01 的图像进行展示)。图 3 给出了不同噪声水平下,本文分割算法和其他分割算法的 PSNR/SSIM 值的比较结果(选取多张图像的 PSNR/SSIM 平均值)。

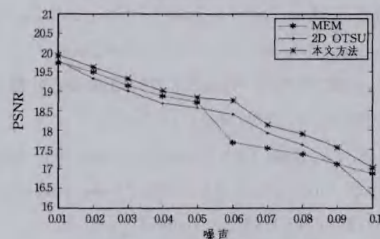


(a)噪声图像 (b)手动标定 (c)MEM (d)二维 OTSU (e)本文方法  
分割图 (文献[7]) (文献[5])

图2 图像分割的主观效果对比



(a)不同分割方法的 SSIM 曲线对比



(b)不同分割方法下图像的 PSNR 曲线对比

图3 不同分割方法的图像的 PSNR/SSIM 曲线的对比

从图2可以看出,对添加均值为0、方差为0.01的噪声图像,从主观上比较,本文的分割算法(见图2(e))更接近伯克利人工分割的结果,对图像的分割结果更加的精细。本文方法(见图2(e))将房子图像中的窗户部分明显地分割出来,而MEM(见图2(c))和2D OTSU(见图2(d))却未分割出。因此,本文方法分割图像的主体方面得到了很好的分割效果,同时提取了更多的细节信息,整体图像的分割效果较好。从MEM和2D OTSU对图像分割的结果中可以看到,其分割出了图像的整体轮廓,但是对于轮廓的边缘有很多细节被忽略,分割效果尚有不足。

从图3可以看出,从主观上比较,对含有高斯噪声的图像,3种分割方法的分割图像的PSNR值和SSIM值会随着噪声的增加而降低,即噪声的不断变大对图像的分割结果的影响也越来越大。利用本文的分割方法(见图2(e))分割后的图像的PSNR值和SSIM值都高于MEM(见图2(c))和2D OTSU(见图2(d))分割的结果。这是由于噪声值会影响分割阈值的选取。假设像素点不是噪声点,但其邻域中含有噪声,其邻域均值就会受到噪声的影响,这样会增加噪声对整个图像阈值分割的选取,影响分割效果。由此可见本文的分割方法在客观和主观上都具有较好的分割效果。

### 3.2 无噪声条件下的图像分割实验

对输入的图像,选取不同的全局阈值( $s, t$ ),使用文献[7]

中的MEM和文献[5]中的2D OTSU进行图像分割。选取不同的全局阈值( $s, t$ )和局部阈值 $T_{ij}$ ,分别使用本文算法进行图像分割,由于文献[7]中的二维最小误差法和文献[5]中的二维Otsu法只使用全局阈值,后面提到的局部阈值只应用于本文算法。由于局部阈值在分割的过程中是不断变化的,影响阈值的关键因素是窗口的大小,因此在实验中给出窗口的大小,并不给出具体阈值。测出其PSNR值和SSIM值,并记录分割结果,并结合伯克利的人工标定结果对图像进行对比。图4给出了在最优全局阈值( $s, t$ )和局部阈值 $T_{ij}$ 的情况下各种算法的分割效果图。



(a)原图 (b)手动标定 (c)MEM (d)2D OTSU (e)本文方法  
(文献[7]) (文献[5])

图4 图像分割的主观效果图

选取局部阈值 $T_{ij}$ ,在不同全局阈值( $s, t$ )下各种分割算法的分割图像的PSNR/SSIM值如表1所列。在局部阈值下各种分割算法的分割图像的PSNR/SSIM值如表2所列。Ave表示在测试图像中多幅测试图像、分割图像的PSNR/SSIM值的平均值。

表1 不同全局阈值下各算法对应的PSNR/db(SSIM)

图像	全局阈值	MEM	2D OTSU	本文方法
图像	(80,100)	15.94 (0.6392)	16.08 (0.6401)	16.48 (0.6468)
	(101,220)	16.89 (0.6901)	16.90 (0.6915)	17.15 (0.7010)
	(112,131)	17.17 (0.7012)	17.20 (0.7087)	17.45 (0.7103)
图像	(145,101)	16.76 (0.6853)	16.92 (0.6892)	17.21 (0.7016)
	(185,170)	16.21 (0.6436)	16.47 (0.6488)	16.62 (0.6806)
	Ave	16.59 (0.6719)	16.71 (0.6753)	16.98 (0.6880)

表2 不同局部阈值下各算法对应的PSNR/db(SSIM)

图像	局部阈值 (窗口大小)	MEM	2D OTSU	本文方法
图像	4×4	17.18 (0.7013)	17.27 (0.7033)	17.39 (0.7065)
	8×8	17.18 (0.7013)	17.27 (0.7033)	18.12 (0.7111)
	12×12	17.18 (0.7013)	17.27 (0.7033)	18.79 (0.7186)
图像	16×16	17.18 (0.7013)	17.27 (0.7033)	18.03 (0.7100)
	20×20	17.18 (0.7013)	17.27 (0.7033)	17.59 (0.7058)
	Ave	17.18 (0.7013)	17.27 (0.7033)	17.98 (0.7104)

从图4可以看出,客观上比较,本文的分割算法(见图4

(e)更接近伯克利人工分割的结果,对某些主体或细节方面分割比较好。MEM(见图4(c))和2D OTSU(见图4(d))分割图像的主体效果较好,但是对图像的细节方面的分割效果不理想,对于图像分割细节要求较高的图像来说,图像的分割效果不是很理想。

从表1可以看出,对于测试的图像1来说,不同的阈值选取分割图像的PSNR值和SSIM值也不同。对于任意选取的多幅图像,本文算法的PSNR(SSIM)的平均值比MEM平均提高了0.39db(0.0161),比2D OTSU平均提高了0.27db(0.0127);可见,本文算法的PSNR(SSIM)都有所提高,优于其他算法。

从表2可以看出,由于MEM和2D OTSU不使用局部阈值,所以值不变化;但是随着局部阈值的变化,本文算法分割的图像的PSNR(SSIM)在不断变化,说明局部阈值的选取影响了图像分割的效果。

### 3.3 平衡因子 $\lambda$ 的选取

在对图像进行稀疏去除噪声时,平衡因子 $\lambda$ 能够调节稀疏性,从而影响图像的分割效果。因此,通过调节平衡因子 $\lambda$ 的值(将平衡因子 $\lambda$ 归一化),采用本文的分割方法对图像进行分割,测出其PSNR值。不同平衡因子 $\lambda$ 对图像的分割效果具有一定的影响。如图5所示,采用测试图像的标号为10的图像的分割质量为例进行说明。

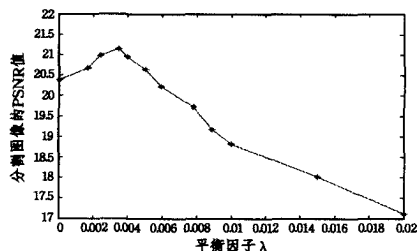


图5 不同的平衡因子下分割图像的PSNR曲线图

从图5可以看出,随着平衡因子的变化,分割图像的PSNR值也会发生变化。当 $\lambda$ 为0.004时,分割图像的PSNR值达到最大,因此选择 $\lambda=0.004$ 作为平衡参数值。

**结束语** 为了实现图像自适应阈值调整,根据图像的内容选择最优阈值,提出了一种基于稀疏主成分分析和自适应阈值选择的图像分割算法。该算法利用稀疏主成分分析感知图像的噪声水平,自适应去噪;通过二维直方图感知图像的主干区域内容,自适应获得全局阈值,对图像进行全局阈值分割;通过基于方差和梯度的局部阈值法感知图像的局部细节内容,获得局部阈值,对图像进行局部阈值分割。将本文的算法和其他方法进行比较,结果说明本算法能够有效提高图像的分割效果,通过主观和客观两个方面说明本文算法具有较好的分割效果。

### 参考文献

[1] Long Jian-wu, Shen Xuan-jing, Zang Hui, et al. An Adaptive Thresholding Algorithm by Background Estimation in Gaussian Scale Space [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(8): 1773-1782(in Chinese)  
龙建武,申铉京,藏慧,等. 基于高斯尺度空间下估计背景的自适

应阈值分割算法[J]. 自动化学报,2014,40(8):1773-1782  
[2] Wang Yin-yin, Wang Qiu-guang. A Two-dimensional Thresholding Method Based on the Information of Image Edge[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(1): 78-81(in Chinese)  
王玥玥,王秋光. 基于图像边缘信息的2维阈值分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 78-81  
[3] Liu Ya-kun, Yu Shang-yuan, Luo Si-wei. Threshold Image Segmentation Based on Min-max Cut Algorithm [J]. Computer Science, 2014, 41(1): 95-99(in Chinese)  
刘雅坤,于双元,罗四维. 基于最小最大割算法的阈值分割算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(1): 95-99  
[4] Thakur P, Madaan N. A survey of image segmentation techniques[J]. International Journal of Research in Computer Application Androbotics, 2014, 2(4): 158-165  
[5] Liu Jin, Jin Wei-dong. Fast thresholding algorithm of 2D Otsu for low SNR image[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(10): 3168-3173(in Chinese)  
刘金,金炜东. 噪声图像的快速二维Otsu阈值分割[J]. 计算机应用技术, 2013, 30(10): 3168-3173  
[6] Ma Wen-ke, Wang Ling, He Hao. Local threshold segmentation algorithm for fingerprint images[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(34): 177-179(in Chinese)  
马文科,王玲,何浩. 一种指纹图像的局部阈值分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(34): 177-179  
[7] Long Jian-wu, Shen Xuan-jing, Chen Hai-peng. Adaptive minimum error thresholdign algorithm[J]. Acta Automatic Sinica, 2012, 38(7): 1143-1144(in Chinese)  
龙建武,申铉京,陈海鹏. 自适应最小误差阈值分割算法[J]. 自动化学报, 2012, 38(7): 1143-1144  
[8] Yao Bo-xu. Image denoising research based on non-local sparse models with low-rand matrix decomposition[D]. Shanxi: Xi'an University, 2012(in Chinese)  
姚波旭. 基于低秩矩阵分解的非局部稀疏模型图像去噪方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2012  
[9] Wu Yue. A sparse principal component analysis method based on projected gradient[D]. Shanghai: Fudan University, 2012(in Chinese)  
吴悦. 一种基于投影梯度的稀疏主成分分析方法[D]. 上海:复旦大学, 2012  
[10] Shen H, Huang J Z. Sparse principal component analysis via regularized low rank matrix approximation[J]. Journal of Multivariate Analysis, 2008, 99(6): 1015-1034  
[11] Bharath H, Pablo A, Ross G, et al. Simultaneous detection and segmentation[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2014(7): 297-312  
[12] Niu Fa-fa, Chen Li, Zhang Yong-xin, et al. Canny edge detection algorithm based on robust principal component analysis [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(6): 1727-1730(in Chinese)  
牛发发,陈莉,张永新,等. 基于鲁棒主成分分析的Canny边缘检测算法[J]. 计算机应用技术, 2014, 34(6): 1727-1730