

文章编号: 1673-5196(2020)03-0100-05

基于改进的高斯混合模型牙齿图像分割研究

包广斌¹, 杨旭鹏¹, 康宏²

(1. 兰州理工大学 计算机与通信学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 兰州大学 口腔医院, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 针对边界模糊和对比度低的口腔 CT 图像中牙齿目标区域提取难的问题, 提出了一种基于高斯混合模型与 K-均值的改进聚类分割算法. 该算法首先通过各向异性滤波对图像预处理, 实现去噪平滑的同时增强图像的细节; 然后利用 K-均值完成初始划分, 并根据分类后的像素值给出 EM 算法迭代的初始值, 加快算法迭代到最优解, 从而大大降低算法迭代次数, 有效解决 EM 算法求解参数时随机选取初值点易导致 GMM 陷入局部最优解的问题, 进而使分割区域完整; 最后利用 EM 算法学习 GMM, 完成 ML 分割. 实验结果表明: 改进方法降低了计算复杂度, 对噪声具有较强的鲁棒性, 可获得更为理想的分割结果.

关键词: 口腔 CT 图像; 各向异性滤波; K 均值聚类; 高斯混合模型; 鲁棒性

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Tooth image segmentation research based on improved Gaussian mixture model

BAO Guang-bin¹, YANG Xu-peng¹, KANG Hong²

(1. School of Computer and Communication, Lanzhou Univ. of Tech., Lanzhou 730050, China; 2. School of Stomatology, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: An improved clustering segmentation algorithm based on Gaussian mixture model and K-means is proposed in this paper to fix the problem of difficult to extract tooth target region in oral CT images with blurred boundary and low contrast. First of all, the image is preprocessed by anisotropic filtering to achieve de-noising and smoothing while enhancing details of the image. Secondly, K-means is used to complete a kind of initial division, and initial values of EM algorithm iteration is then given according to the pixel value after classification, so as to speed up the algorithm iteration to an optimal solution. This greatly reduces the number of algorithm iterations and effectively fixes the problem of GMM caused by randomly selecting the initial value points when EM algorithm solves parameters. Finally, we use EM algorithm to learn GMM and complete ML segmentation. Our experimental results indicate that the improved method reduces the computational complexity, has strong robustness to noise, and can obtain more ideal segmentation results.

Key words: oral CT image; anisotropic filtering; K-means algorithm; Gaussian mixture model; robustness

随着计算机技术及人工智能的发展, 可获取的数据量越来越大, 而与人们生活息息相关的医疗行业每天都会产生海量的图像数据, 高效地利用医疗图像数据对临床医疗的诊断发挥着越来越重要的作用. 口腔是人体至关重要的器官, 把计算机与智能图像处理技术运用到牙齿医疗行业, 提高临床医生

的诊断效率并大大减少医疗成本, 是目前医疗影像研究的热点.

计算机断层扫描 (computed tomography, CT) 是目前医疗行业普遍运用的图像采集技术, CT 图像不仅能够显示人体骨骼和器官边缘轮廓的不同及组织特定部位的细节区域, CT 扫描技术还可以重建组织的三维模型, 为医生作临床分析、诊断和治疗疾病提供依据. 在一系列医学图像处理过程中, 医学图像分割是医学图像处理中的关键技术^[1]. 然而医学图像在采集过程中易受设备噪声影响, 使图像中

收稿日期: 2019-05-04

基金项目: 甘肃省自然科学基金(18JR3RA156), 兰州市科技计划项目(2017-4-105)

作者简介: 包广斌(1975-), 男, 甘肃兰州人, 博士, 副教授.

存在一定的噪声,并且同一组织通常具有不同灰度、对比度低等特点.因此,医学图像的精确分割成为医学图像处理领域的重点和难点.

聚类分析作为一种无监督的机器学习方法已广泛地应用于图像分割领域^[2-8],其中比较流行的方法是高斯混合模型聚类分割算法.传统的高斯混合模型 GMM(Gaussian mixture model)在分割图像时仅对像素灰度进行分析,导致分割结果受噪声影响较大,且分割精度较低^[9].马尔可夫随机场 MRF(Markov random field)改进的 GMM 提高了 GMM 分割算法的抗噪性^[10],该类方法通常采用期望值最大化(expectation maximization algorithm)方法求解参数,但 EM 算法计算参数时易陷入局部最优解,计算效率较差.空间平滑的高斯混合模型的方法(Gaussian mixture model with spatial smoothing, SS_GMM)通过添加自适应的均值滤波来增加模型的抗噪性^[11],该方法提高了图像分割精度,并且抑制噪声的能力较好,但分割噪声大、复杂图像时效果不太理想.

针对以上基于 GMM 的分割方法易受图像噪声影响参数求解困难和易于陷入局部最优解的问题,本文提出了基于各向异性滤波和改进的 GMM 聚类分割方法,首先利用各向异性滤波模型对图像预处理,该方法可以在图像去噪的同时保持图像的细节信息,对高斯噪声有一定的鲁棒性;通过 K 均值聚类算法改进的 EM 算法求解 GMM 参数,避免了 EM 算法计算参数时易陷入局部最优解的问题,提高了算法的效率和分割精确度.

1 牙齿图像分割模型

1.1 高斯混合模型

对 CT 图像而言,大部分区域的灰度分布服从高斯分布.在对灰度图像的统计特性描述中,高斯混合模型是描述区域内灰度缓慢变化的理想模型之一.本文用高斯混合模型来逼近图像直方图.高斯混合模型对于图像分割而言就是对灰度图像统计特性的一种描述^[12],设一幅图像有 n 个像素为观察值,并且假设各个像素之间是独立同分布的,图像包含有 k 个目标类,并且服从高斯混合分布,其密度函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^k p_i N(x | \mu_i, \sigma_i) \quad (1)$$

其中: p_i 是先验概率密度;高斯模型参数 μ_i, σ_i 分别是图像中 ω_i 类的灰度平均值和均方差.设 ω_i 的先验概率为 $P(\omega_i)$,图像的灰度分布的混合概率函

数为

$$p(x | \Theta, P) = \sum_{i=1}^n P(\omega_i) p(x | \omega_i, \theta_i) \quad (2)$$

其中: Θ 是高斯混合模型的参数; P 是高斯分布的先验概率.在迭代过程中,由于传统 GMM 采用最大期望算法,受初始聚类中心或隶属度矩阵的影响,需预设聚类类别数,这导致易收敛到局部极值,且当图像样本数目较大、噪声较大时,会影响分割的速度和准确性.

1.2 EM 算法

EM 算法最初是一个统计学方法,但由于它能较好解决高斯混合模型参数估计的问题,已在图像处理和模式识别领域得到广泛应用.该算法是一种从不完全数据中求解模型分布参数的极大似然估计的方法^[13].首先根据已给出的图像观测数据得到图像灰度的高斯混合模型向量的初始估计值为 $\Theta^{(0)}$,先验概率向量为 $P^{(0)}$,并设第 k 步的参数向量为 $\Theta^{(k)}$ 和 $P^{(k)}$.第 $k+1$ 步迭代过程如下:

E-Step:

$$p^{(k+1)}(\Gamma_i = j | x_i, \theta_j^{(k)}) = \frac{p(x_i | \Gamma_i = j | x_i, \theta_j^{(k)}) p^{(k)}(\Gamma_i = j)}{\sum_{j=1}^c p(x_i | \Gamma_i = j, \theta_j^{(k)}) p^{(k)}(\Gamma_i = j)} \quad (j = 1, 2, \dots, c) \quad (3)$$

式(3)表示每个像素点的值与第 $\Gamma_i = j$ 类的似然比.显然,若对于图像数据 $x_a, p(\Gamma_a = m | x_a, \theta_m) \geq p(\Gamma_a = n | x_a, \theta_n), m \neq n$,则 x_a 属于第 $\Gamma_i = m$ 类的可能性较大.

M-Step:

$$p^{(k+1)}(\Gamma_i = j) = \frac{\sum_{i=1}^N p^{(k+1)}(\Gamma_i = j | x_i, \theta_j^{(k+1)})}{N} \quad (j = 1, 2, \dots, c) \quad (4)$$

重复 E-Step 和 M-Step 步骤迭代,直到 $\|\Theta^{(n+1)} - \Theta^{(n)}\| < \xi$ 时停止,这样即可得到高斯混合模型向量的估计参数.

1.3 基于 K 均值聚类的 GMM 分割算法

直接在原始图像上利用高斯混合模型进行聚类分割需要处理的数据较少,简单快速.该方法的优点是,对于边界与纹理较为简单的图像有着较高的分割精度;但对于包含较多细节和分割精度极高的医学类图像,该方法在分割过程中会包含许多其他无关对象,其分割的精度受目标图片的拍摄质量影响较大,从而导致该算法在临床应用时稳定性较差.传统方法通常直接使用最大期望算法(EM)求解高斯

混合问题,而直接使用 EM 算法求解 GMM 模型参数易陷入局部最优解,并且迭代次数多,计算复杂.为了更好地解决上述问题,特别是从临床应用的实际特点出发,提高分割方法的普适性和稳定性,本研究在经过众多实验样本验证的基础上提出了一种改进的口腔内牙齿区域分割算法.首先对图像作预处理,然后根据牙齿区域在口腔图像中的像素和位置特征,采用 K 均值聚类分割算法,得到牙齿区域的大致范围,最后利用该分割结果初始化高斯混合模型的初始均值与混合分量权重参数,并进一步得到最终的分割结果.

在图像预处理阶段,图像滤波和去噪至关重要,主要思想是采用一种滤波器,在滤除图像噪声的同时,尽可能地保留图像中的细节信息不被破坏^[14].传统方法中的高斯、中值等滤波,虽然能够去除噪声,但是图像的细节如边缘信息等也被同时滤除,极大影响图像的后续处理.各向异性扩散滤波是一种兼顾去噪和保留图像边缘的方法,它模拟热量传递原理,在同质区域热量可以扩散,而在非同质区域(存在边缘的位置)热传递减弱.本文使用 Perona 等^[14-16]提出的各向异性滤波,减少了图像噪声,同时能够保持图像的边缘信息,它的定义如下:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t)\nabla I) = \nabla c \cdot \nabla I + c(x, y, t)\nabla^2 I \quad (5)$$

其中: ∇ 表示梯度; div 是散度运算符; $c(x, y, t)$ 是扩散系数,控制扩散的速率,当 $c(x, y, t) = 1$ 时,退化为热传导方程,此时的扩散就是各向同性的. $c(x, y, t)$ 是关于梯度的函数,经典的扩散函数为

$$c(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (6)$$

其中: K 为梯度阈值也就是扩散门限; ∇I 表示图像 I 的梯度,当 ∇I 远大于梯度阈值 K 时,则 $c(|\nabla I|)$ 趋于0,扩散过程被抑制;而 ∇I 远小于梯度阈值 K 时,则 $c(|\nabla I|)$ 趋于1,扩散过程被加强.

高斯混合模型是一种简单有效且被广泛使用的图像分割工具.然而,传统的高斯混合模型在混合成分个数确定时的拟合结果不够精确,此外,由于没有考虑像素间的空间关系,导致分割结果易受噪声干扰,且分割精度不高.为弥补传统高斯混合模型的缺陷,本文提出了一种基于高斯混合模型与 K-均值的改进聚类分割算法.本文方法首先基于 K-均值算法的结果获得高斯函数的初始均值与混合分量权重参

数,然后迭代更新这些参数直到收敛.每次迭代包括 E 步骤与 M 步骤.针对给定参数,如果最大似然函数没有收敛或终止标准不满足,则 E 步骤重新计算隶属度权重,M 步骤基于隶属度权重更新模型参数.结合聚类分割的思想,本文设计了适合初始化高斯混合模型的 K-均值算法.具体执行步骤如下:

Step1:随机抽 m 个像素样本值作为混合像素的聚类中心.

Step2:对于剩余的 $n - m$ 个像素,根据欧氏距离的思想将像素划分成 m 个类.

Step3:找出 Step2 部分的 m 个类中每个类中像素的样本均值作为新的聚类中心.

Step4:若停止迭代,输出值;否则,将 Step3 得到的新聚类中心代入 Step1 中替换旧的聚类中心,迭代继续.

Step5:当循环停止时,根据已分类中的像素,利用 EM 算法可计算出高斯混合模型的估计初始均值与混合分量权重参数.

1.4 本文算法流程设计

本文算法流程设计(图 1)为:1) 首先使用各向异性滤波器对口腔 CT 图像进行滤波,去噪平滑并增强细节;2) 对滤波后的 CT 图像提取像素幅度特征,并绘制幅度直方图;3) 使用 K 均值算法初始划分灰度值,确定 GMM 初始聚类中心的初始均值与混合分量权重参数;4) 根据提取的像素值绘制幅度直方图并初始化 GMM 参数;5) 利用 EM 算法求解高斯混合模型中的参数;6) 判断各个估计参数的变化量是否小于 0.001,且迭代次数是否大于 60 次,如果满足,则终止迭代,否则返回上一步重新计算;7) 输出分割结果.

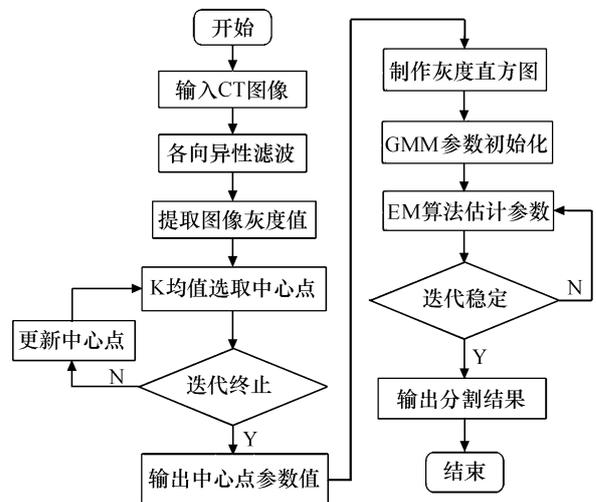


图 1 本文算法流程图

Fig.1 The algorithm flow chart of this paper

2 实验结果及分析

本文选取兰大口腔医院提供的口腔 CT 图像在 MATLAB2018a 软件平台上进行仿真,并从主客观方面分析本文方法的性能.为了验证改进高斯混合模型的分割效果及有效性,给出了传统高斯混合模型与本文算法(为方便描述,以下图表中表示为 K_GMM)在不同图像环境下的分割结果.从实验结果效果来看,GMM 分割结果图像中牙齿轮廓清晰可见,牙齿和周围软组织之间分割结果较完整,没有出现大的断裂和不连续区域.在局部细节方面,本文方法更具优势,在两种图像环境分割中都取得了很好的分割结果.在总体分割效果上,经各向异性滤波后的分割效果比没滤波的分割效果更好,并且本文方法比传统 GMM 分割效果更好.

图 2 和图 3 分别显示了原始口腔 CT 图像和加入高斯噪声的口腔 CT 图像的传统 GMM 与本文方法分割效果的对比.如图 2f 比图 2e 分割更精确.在

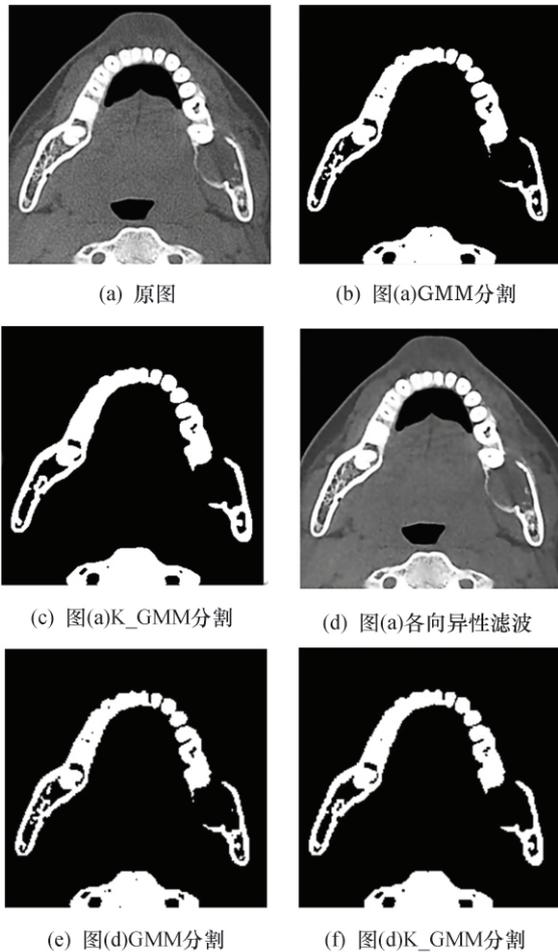


图 2 原口腔 CT 图及其两种方法分割图

Fig.2 Original CT image of oral cavity and its segmentation by two methods

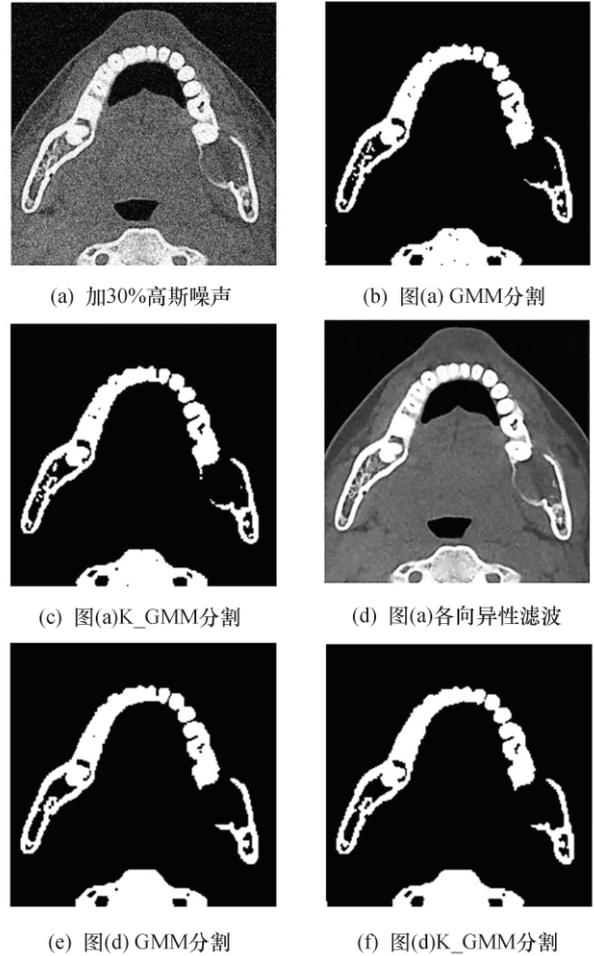


图 3 加 30%高斯噪声的口腔 CT 图及其两种方法分割图
Fig.3 Oral CT image with 30% Gaussian noise and its segmentation by two methods

引入高斯噪声的图 3 中,未经各向滤波的图像在牙齿轮廓的分割上不完整,噪声点较多,两种 GMM 分割方法都取得较差的分割结果.而经过各向异性滤波后,对比图 3e 和图 3f 可以看出,图 3e 牙齿轮廓边缘还存在少量孤立的噪声点,而本文方法分割的图 3f 牙齿轮廓非常干净,噪声点极少,表明本文算法对噪声具有较高的鲁棒性.在算法运行时间方面,实验测得传统 GMM 平均分割时间为 8.605 2 s,本文方法平均分割时间为 6.318 1 s,虽然本文引入 K 均值聚类算法,计算比传统 GMM 多,但本文算法利用 K 均值聚类初始化聚类中心,使 GMM 极快地迭代到最优解,因此本文算法运行时间更优于传统的高斯混合模型.

为了定性地分析本文方法的性能,选择 3 种具有代表性的分割评价准则:信噪比(SNR)、分割精度(SA)和相似系数(Dice),计算时采用归一化灰度范围(0~1).

信噪比(SNR)度量滤波后图像的保真度,用于

比较被评价图像与原图像质量的参数,其值越大表明处理后图像保真程度越好.图像信噪比的计算公式如下:

$$SNR = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i,j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i,j) - f(i,j)]^2} \right] \quad (7)$$

其中: M 和 N 分别是图像长度和宽度上的像素个数; $g(x,y)$ 和 $f(x,y)$ 分别是原始图像和分割后的图像在点 (x,y) 处的灰度值.

分割精度(SA)是分割准确目标的面积占原图像中真实面积的百分比,即:

$$SA = \left(1 - \frac{|R_s - T_s|}{R_s} \right) \times 100\% \quad (8)$$

相似系数(Dice)表示图像分割前后的相似度,分割结果越接近真实结果,DSC 的值越大.Dice 公式如下所示:

$$Dice = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (9)$$

其中: X 代表原始图像; Y 代表分割图像.

表 1 表示本文通过对 50 套临床数据的统计实验数据结果,根据指标数据可以看出本文方法相比直接使用高斯混合模型算法、模糊聚类算法(FCM)和水平集算法有着更好的分割效果和分割稳定性.根据结果可以看出,本文算法比另外三种算法的图像分割结果更好,如在图像变化方面,SNR 在几种算法中最大,SA 也取得同样好的结果.同时,相似系数的实验结果也显示后者比前者大,并且本文方法评价结果都优于传统 GMM 分割模型.综上所述,本文分割方法在有效去噪的同时,也较好地保持了图像的细节边缘信息,使分割结果更加完整.

表 1 其他几种算法与本文方法质量指标对比

Tab.1 Comparison of quality indexes between other algorithms and the method in this paper

| 指标 | 实验算法 | | | |
|------|---------|---------|---------|---------|
| | GMM | FCM | 水平集算法 | K_GMM |
| SNR | 0.430 1 | 0.659 7 | 0.592 6 | 0.813 7 |
| SA | 0.526 3 | 0.763 1 | 0.670 1 | 0.901 6 |
| Dice | 0.542 2 | 0.769 3 | 0.642 5 | 0.775 3 |

3 结语

本文提出基于各向异性滤波的改进 GMM 方法分割 CT 图像,改善了 GMM 在图像分割时参数求解和对噪声敏感的问题,得到了较为理想的分割

结果.本文方法在去除图像噪声的同时突出了图像的细节部分,提高了图像的对比度和清晰度,并且避免了随机选取初始值的盲目性,减少了算法运行时间.可用于大规模医学图像的处理,为医学图像的后续诊断研究提供更加直观的数据.

参考文献:

- [1] 周生俊.医学 CT 图像分割方法研究 [D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.
- [2] ZHANG Y, YE S, DING W. Based on rough set and fuzzy clustering of MRI brain segmentation [J]. International Journal of Biomathematics, 2017, 10(2): 1750026.
- [3] 王光磊, 王鹏宇, 韩业晨, 等. 基于 K-means 聚类与改进随机游走算法的冠脉光学相干断层图像斑块分割 [J]. 生物医学工程学杂志, 2017(6): 59-65.
- [4] 李玉, 袁永华, 赵雪梅. 可变类谱聚类遥感影像分割 [J]. 电子学报, 2018, 46(12): 3021-3028.
- [5] 柴五一, 杨丰, 袁绍锋, 等. 用于图像分割的多分类高斯混合模型和基于邻域信息的高斯混合模型 [J]. 计算机科学, 2018, 45(11): 279-284.
- [6] 刘絮雨, 张相芬, 马燕, 等. 基于改进空间模糊聚类的 DTI 图像分割算法 [J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(4): 394-403.
- [7] 赵婕, 谢刚. 区域显著色初始策略的空间 FCM 算法 [J]. 太原理工大学学报, 2016, 47(3): 348-354.
- [8] 李玉, 胡海峰, 赵雪梅, 等. 基于可变形形状参数 Gamma 分布的模糊聚类多视 SAR 图像分割 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(7): 984-992.
- [9] 余鹏, 封举富. 基于高斯混合模型的纹理图像分割 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(3): 281-285.
- [10] 赵雪梅, 李玉, 赵泉华. 基于隐马尔可夫高斯随机场模型的模糊聚类高分辨率遥感影像分割算法 [J]. 电子学报, 2016, 44(3): 679-686.
- [11] PRAKASH R M, KUMARI R S S. Gaussian mixture model with the inclusion of spatial factor and pixel relabelling: application to MR brain image-segmentation [J]. Arabian Journal for Science & Engineering, 2016, 42(2): 595-605.
- [12] 管涛, 李玲玲. 高斯混合模型求解算法及视觉应用综述 [J]. 中国图象图形学报, 2018, 17(12): 1461-1471.
- [13] SUN H. An improved ant-based EM algorithm for network link delay distributions inference [C]//Second International Workshop on Education Technology & Computer Science. [S. l.]: IEEE, 2010.
- [14] YU Y, ACTON S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(11): 1260-1270.
- [15] 黄冬梅, 戴亮, 魏立斐, 等. 一种安全的多帧遥感图像的外包融合去噪方案 [J]. 计算机研究与发展, 2017(10): 278-289.
- [16] 李灿飞, 王耀南, 肖昌炎, 等. 用于超声斑点噪声滤波的各向异性扩散新模型 [J]. 自动化学报, 2012, 38(3): 412-419.