

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105968

# 基于 MRF 和混合核函数聚类的脑肿瘤图像分割方法

王志刚 冯云超

(湖南师范大学 信息科学与工程学院 长沙 410081)

**摘要:** 脑核磁共振图像经常存在较多噪声,并且边缘不清晰,使得传统的模糊 C 均值(FCM)聚类算法无法获得准确的脑肿瘤分割结果,为此提出一种基于马尔科夫随机场(MRF)和混合核函数聚类的脑肿瘤图像分割方法。首先采用粒子群算法初始化聚类中心;然后将传统核模糊聚类算法(KFCM)中的单一高斯核函数替换为混合高斯核函数;最后引入马尔科夫随机场的先验概率,修正算法的目标函数,增强算法的抗噪性。实验结果表明,所提出的算法在脑肿瘤图像分割中具有良好的抗噪性,并且分割精度明显高于传统算法,Dice 指标和 Jaccard 指标的平均值分别达到 0.950 1 和 0.905 1。

**关键词:** 脑肿瘤分割;模糊 C 均值聚类;粒子群算法;混合核函数;马尔科夫随机场

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Brain tumor image segmentation method based on MRF and mixed kernel function clustering

Wang Zhigang Feng Yunchao

(College of Information Science and Engineering, Hu'nan Normal University, Changsha 410081, China)

**Abstract:** Brain MRI images often have a lot of noise, and the edge is not clear, which makes the traditional fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm can not obtain accurate brain tumor segmentation results. Therefore, a brain tumor image segmentation method based on Markov random field (MRF) and hybrid kernel function clustering is proposed. Firstly, particle swarm optimization is used to initialize the cluster center. Then, the single Gaussian kernel function in the traditional kernel fuzzy clustering algorithm (KFCM) is replaced by the mixed Gaussian kernel function. Finally, the prior probability of Markov random field is introduced to modify the objective function of the algorithm and enhance the anti noise performance of the algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm has good anti noise performance in brain tumor image segmentation, and the segmentation accuracy is significantly higher than the traditional algorithm. The average values of Dice index and Jaccard index are 0.950 1 and 0.905 1 respectively.

**Keywords:** brain tumor segmentation; fuzzy C-means; particle swarm optimization; mixed kernel function; Markov random field

## 0 引言

近年来,脑部肿瘤的发病率和死亡率不断上升,且多为恶性肿瘤,严重威胁了人类的健康。在医生的诊断过程中,脑肿瘤的尺寸、形状、位置和边界等信息能够为脑肿瘤的治疗提供很大的帮助<sup>[1]</sup>。

核磁共振成像(magnetic resonance images, MRI)技术安全性相对较高<sup>[2]</sup>,经常用于脑部疾病的诊断治疗中<sup>[3]</sup>。然而,由于人类的大脑结构十分复杂,且核磁共振成像存在图像灰度不均、易受噪声干扰等问题,因此脑肿瘤 MRI 图像分割逐渐成为研究的热点问题。

模糊 C 均值聚类(fuzzy C-means, FCM)算法将聚类算法和模糊理论相结合,实现较为简单,经常用于医学图像分割领域<sup>[4]</sup>。然而,FCM 算法对噪声较为敏感,降低了算法的实用性。为此学者们对该算法进行了大量的研究和改进。刘俊等<sup>[5]</sup>提出一种结合高斯核和各向异性邻域抑制的模糊聚类图像分割方法,该方法利用了像素的邻域信息,在一定程度上降低了算法对噪声的敏感;汪敏等<sup>[6]</sup>将核函数与 FLICM 算法相结合,提出了一种方差系数加权的 FLICM 模糊聚类分割方法,有效地消除了误分割现象,但是只采用了单个核函数,限制了算法的学习和泛化能力;祖志文等<sup>[7]</sup>采用粒子群算法初始化聚类中心,提高了算法的

收稿日期:2021-03-15

稳定性,但是抗噪性不佳。这些优化算法大都对像素之间的邻域信息利用不足,并且利用核函数进行数据映射时,只采用了单个高斯核函数,分割精度不高,因此仍然不能实现对脑肿瘤图像的精确分割。

针对传统 FCM 算法存在的问题,本文将粒子群算法、混合高斯核函数和马尔科夫随机场(Markov random field, MRF)先验概率引入到 FCM 算法中,提出一种有效的脑肿瘤图像分割方法。实验表明,该方法可以有效提高脑肿瘤 MRI 图像的分割精度并且具有较好的抗噪性。

### 1 基于混合核函数的模糊聚类算法

核模糊聚类算法是将数据通过核函数映射到核空间<sup>[6]</sup>,这样可以突出不同类别数据之间的差异。

KFCM 算法在核空间下的目标函数为:

$$J_{KFCM} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \| \phi(x_j) - \phi(v_i) \|^2 \quad (1)$$

其中,  $c$  代表聚类数目;  $m$  为模糊控制指数;  $\phi(v_i)$  为聚类中心在相应特征空间中的像;  $u_{ij}$  为第  $j$  个数据对第  $i$  类的隶属度,且满足  $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ ;  $\| \phi(x_j) - \phi(v_i) \|^2$  表示核空间中  $\phi(x_j)$  到  $\phi(v_i)$  的欧氏距离。

传统的核模糊聚类算法(KFCM)一般采用单一的高斯核函数进行数据映射,其定义为:

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

由于公式中只有唯一的可调参数  $\sigma$ ,不利于算法的学习和泛化<sup>[9,10]</sup>,所以本文采用多个高斯核函数混合来替代原先的单一高斯核函数。

混合高斯核函数的定义如下:

$$K_{mix}(x, y) = \sum_{l=1}^k \alpha_l \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma_l^2}\right) \quad (3)$$

其中,  $\sigma_l$  为高斯核参数;  $\alpha_l$  为核函数的权重,且满足  $0 \leq \alpha_l \leq 1$  和  $\sum_{l=1}^k \alpha_l = 1$

## 2 基于 MRF 和混合核函数的模糊聚类算法

### 2.1 马尔科夫随机场

假设  $y_{ij}$  是  $(i, j)$  像素点的灰度值,设该像素点的马尔科夫模型为  $y = \{y_{ij} | y_{ij} \in K\}$ ,其中  $K = \{1, 2, 3, \dots, k\}$ ,  $k$  为类别数,根据 Hammersley-Clifford 定理,吉布斯随机场与马尔科夫随机场是等效的<sup>[11]</sup>,先验概率计算公式如下所示:

$$P(y) = \frac{\exp(-U(y))}{\sum_{y \in \Omega} \exp(-U(y))} \quad (4)$$

$$U(y) = \sum_{c \in C} V_c(y) \quad (5)$$

$$V_c(y_s, y_t) = \begin{cases} -\beta, & y_s = y_t \\ \beta, & y_s \neq y_t \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\Omega$  表示标号场;  $y$  为标号场中的元素;  $U(y)$  代

表能量函数;  $c$  表示基团;  $C$  表示基团集合;  $V_c(y)$  表示势团函数;  $y_t$  为邻域像素的标号;  $y_s$  为中心像素标号;  $\beta$  为势团参数。

### 2.2 改进的混合核函数聚类算法

由于模糊聚类算法对于噪声极为敏感,本文将马尔科夫随机场的先验概率引入,改进后的目标函数如下所示:

$$J_{MRF\_MKFCM} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m MD_{ij}^2 + \lambda \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m (1 - P_{ij})^m \quad (7)$$

其中,  $u_{ij}$  为第  $j$  个数据对第  $i$  类的隶属度;  $MD_{ij}$  为第  $j$  个像素到第  $i$  个聚类中心在高维特征空间中的欧氏距离;  $P_{ij}$  表示马尔科夫随机场的先验概率;  $\lambda$  为约束系数。

根据拉格朗日乘数法,可以求得隶属度迭代公式如式(8)所示,聚类中心迭代公式如式(9)所示。

$$u_{ij} = \frac{(MD_{ij}^2 + \lambda(1 - P_{ij})^m)^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c (MD_{kj}^2 + \lambda(1 - P_{kj})^m)^{1/(m-1)}} \quad (8)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (9)$$

## 3 算法的实现过程

### 3.1 粒子群算法确定聚类中心

由于算法的初始聚类中心为随机确定,使得算法的稳定性较差,利用粒子群算法<sup>[12]</sup>初始化聚类中心,可以有效增强算法的稳定性。

粒子的速度和位置更新公式如下所示:

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (p_{best_i} - x_i^t) + c_2 r_2 (g_{best_i} - x_i^t) \quad (10)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (11)$$

其中,  $x_i$  表示粒子位置;  $v_i$  表示粒子速度;  $p_{best}$  为个体的最优位置;  $g_{best}$  为粒子在之前搜寻过程中的最佳位置;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  是两个随机值;  $\omega$  是惯性权重。

### 3.2 算法的具体步骤

算法的具体实现过程如下所示。

1) 设定粒子群算法的相关参数,通过粒子群算法求得算法的初始聚类中心  $V(0)$ 。

2) 设定聚类数目  $c$ ,输入初始聚类中心  $V(0)$ ,设定迭代终止条件  $\epsilon$ 、最大迭代次数  $T_m$ 、约束系数  $\lambda$  等。

3) 根据式(8)和(9)不断更新聚类中心  $V_i$  和隶属度矩阵  $U$ ,如果  $\|J(i) - J(i-1)\| \leq \epsilon$  或者达到最大迭代次数,则停止迭代,否则继续进行本步骤。

4) 根据最终得到的隶属度矩阵把目标像素指定为相应的最佳聚类中心的值,输出图像。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验环境

本次实验的 MRI 图像来自 BraT2018 数据库,实验环

境为 Windows10、AMD Ryzen5 3500U 处理器和 16 GB 内存,实验平台为 MATLAB 2018a。本文的主要的参数设置为:加权模糊系数  $m = 2$ 、聚类数目  $c = 3$ 、迭代终止条件  $\epsilon = 10^{-5}$ 、算法最大迭代次数  $T_m = 100$ 、高斯核数目  $k = 2$ 、权重因子  $\alpha = 0.8$ 、高斯核参数  $\sigma$  分别为 150 和 20,约束系数  $\lambda = 0.6$ 。

#### 4.2 算法的抗噪性实验

随机挑选某一患者的脑肿瘤 MRI 图像的第 83 个切片,对其分别添加方差为 0.1 的椒盐噪声和方差为 0.01 的高斯噪声,效果如图 1 所示,并且使用 FCM 算法<sup>[13]</sup>、KFCM 算法<sup>[14]</sup>和本文算法进行脑肿瘤分割,含椒盐噪声分割效果如图 2 所示,含高斯噪声分割结果如图 3 所示。

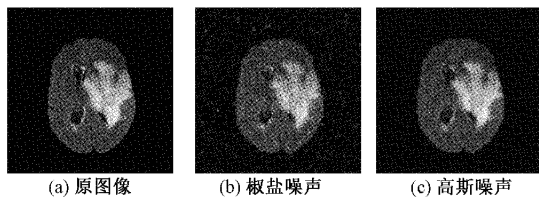


图1 噪声图像

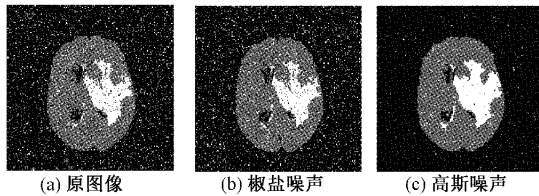


图2 分割椒盐噪声图像

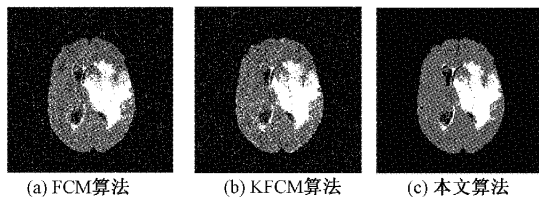


图3 分割高斯噪声图像

由图 2、3 可以看出,FCM 算法和 KFCM 算法的分割结果中存在大量的噪声,算法的抗噪能力比较差,且在脑肿瘤的边缘处存在比较严重的误分割现象。本文算法引入了马尔科夫随机场先验概率,对噪声有较强的抑制力,虽然分割结果中仍存在少量的噪声,但是可以较好地 将脑肿瘤从图像中分离出来,边界也较为清晰。

为了防止主观评价因素的影响,本文引入划分系数  $V_{pc}$  和划分熵  $V_{pe}$  两个评价指标,该评价指标由 Bezdek 提出<sup>[15]</sup>,其定义如下所示:

$$V_{pc} = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2}{n} \quad (12)$$

$$V_{pe} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij} \log u_{ij}) \quad (13)$$

其中,  $c$  表示聚类数;  $u_{ij}$  表示隶属度函数;  $n$  表示像素个数,如果像素隶属于所属聚类中心的程度越高,则划分系数  $V_{pc}$  越大,划分熵  $V_{pe}$  越小,表明聚类效果就更好。

以上述文中的图片为例,对 3 种算法的两种指标进行比较,比较结果如表 1 所示。

表1 相关算法的评价指标

算法	指标	椒盐噪声 图像	高斯噪声 图像	平均值
FCM 算法	$V_{pc}$	0.878 6	0.881 3	0.880 0
	$V_{pe}$	0.105 5	0.223 9	0.164 7
KFCM 算法	$V_{pc}$	0.889 6	0.866 8	0.878 2
	$V_{pe}$	0.094 9	0.252 8	0.173 9
本文算法	$V_{pc}$	0.957 1	0.934 2	0.945 7
	$V_{pe}$	0.083 9	0.132 3	0.108 1

从表 1 可知,本文所提算法在两项指标上均有较高的数值,且相较传统算法有一定的提升,  $V_{pc}$  平均值相较传统算法提升 6.57%~6.75%,  $V_{pe}$  平均值相较传统算法提升 5.66%~6.58%。

#### 4.3 脑肿瘤分割实验

为了证明所提算法对于脑肿瘤分割的有效性,从数据库抽选一位患者的脑肿瘤 MRI 图像,任选 3 个层面进行分割,并且分别同 FCM 算法、KFCM 算法进行对比,分割结果如图 4~6 所示,从视觉效果上可以明显看出,本文所提算法能够较好地处理脑组织的边缘部分,且分割精度更高,分割效果最接近于真值图像。

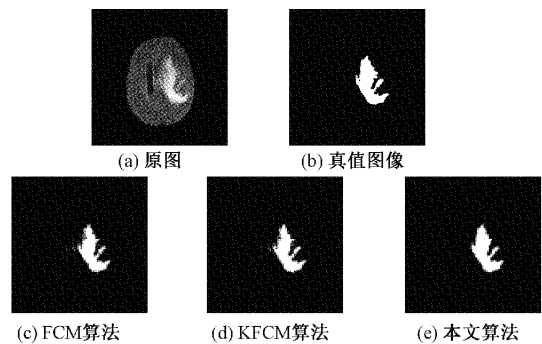


图4 切片1分割结果对比

为了避免主观评价因素的影响,本文选择 Dice 系数、Jaccard 系数、Sensitivity 系数、Accuracy 系数 4 个评价指标对算法进行评估,其定义分别如下:

$$Dice = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (14)$$

$$Jaccard = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (15)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

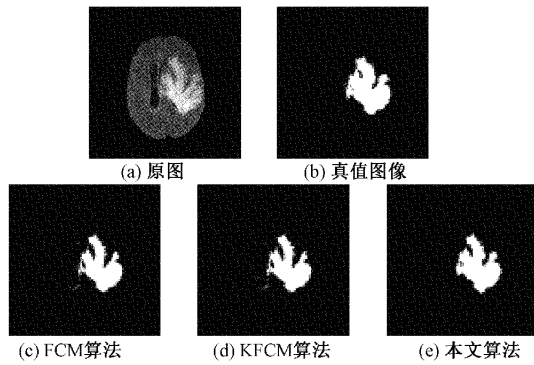


图 5 切片 2 分割结果对比

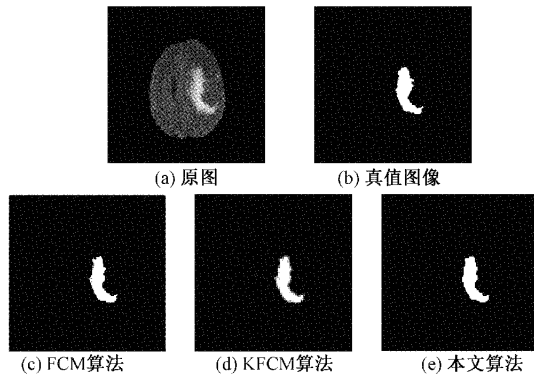


图 6 切片 3 分割结果对比

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (17)$$

其中,  $TP$  为正确分割的目标区域;  $FP$  为误分割的目标区域;  $FN$  为没有检测到的目标区域;  $TN$  为一定的非目标区域。

仍然以上述 3 幅脑肿瘤 MRI 图像为例,将本文算法同 FCM 算法和 KFCM 算法进行比较,比较结果如表 2 所示。

表 2 本文算法与其他算法的分割性能对比

算法	评价指标	图 1	图 2	图 3	平均值
FCM 算法	Dice	0.925 8	0.919 5	0.929 1	0.924 8
	Jaccard	0.861 9	0.851 0	0.867 5	0.860 1
	Sensitivity	0.893 9	0.857 3	0.923 4	0.891 5
	Accuracy	0.994 3	0.990 2	0.996 6	0.993 7
KFCM 算法	Dice	0.925 8	0.924 3	0.930 6	0.926 9
	Jaccard	0.861 9	0.859 3	0.870 3	0.863 8
	Sensitivity	0.893 9	0.866 4	0.907 7	0.889 3
	Accuracy	0.994 3	0.990 7	0.996 7	0.993 9
本文算法	Dice	0.950 4	0.959 3	0.940 7	0.950 1
	Jaccard	0.905 6	0.921 8	0.888 0	0.905 1
	Sensitivity	0.950 7	0.955 1	0.919 8	0.941 9
	Accuracy	0.996 1	0.994 7	0.997 2	0.996 0

由表 2 可以看出,本文算法在 4 个指标上均有较高的数

值,除第 3 张切片的 Sensitivity 指标低于 FCM 算法外,其他指标均有一定提升。在肿瘤分割中,通常以 Dice 和 Jaccard 作为主要指标,在本次实验中,本文算法的 Dice 平均值达到 0.950 1,相较传统算法提升 2.32%~2.53%;Jaccard 平均值达到 0.905 1,相较传统算法提升 4.13%~4.50%。

## 5 结 论

本文将混合高斯核函数与马尔科夫随机场的先验概率同模糊聚类算法相结合,提出了一种有效的脑部肿瘤 MRI 图像分割方案。通过粒子群算法确定算法的初始聚类中心,提高了算法的稳定性;利用混合高斯核函数进行核函数映射,优化了算法的分割性能;利用马尔科夫随机场对聚类算法的目标函数进行优化,增强了算法的抗噪性。通过实验可以发现,与 FCM 算法和 KFCM 算法相比,本算法具有较好的噪声鲁棒性,并且可以对脑肿瘤 MRI 图像进行较为准确的分割,是一种有效的脑肿瘤图像分割方法。但是本算法也存在一定缺陷,在调节高斯核参数和各个高斯核权重的时候需要一定的先验知识,实现多个高斯核参数和权重的自动调节将是下一步工作的重点。

## 参 考 文 献

- [1] 李镛,白柯鑫,赵柳,等. MRI 脑肿瘤图像分割研究进展及挑战[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(3): 419-431.
- [2] LIU J, LI M, WANG J, et al. A survey of MRI-based brain tumor segmentation methods [J]. Tsinghua Science and Technology, 2014, 19(6): 578-595.
- [3] HAVAEI M, DAVY A, WARDE-FARLEY D, et al. Brain tumor segmentation with deep neural networks[J]. Medical Image Analysis, 2015, 35: 18-31.
- [4] 张腾达,吕晓琪,任晓颖,等. 基于空间模糊核聚类的脑肿瘤图像分割方法[J]. 控制工程, 2017, 24(10): 2107-2111.
- [5] 刘俊,吕芳,薛海鹏. 结合高斯核与各向异性邻域抑制的模糊聚类图像分割[J]. 电子测量技术, 2020, 43(3): 132-138.
- [6] 汪敏,周玉程. 基于方差加权的 FLICM 模糊聚类的图像分割方法研究[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 403-405.
- [7] 祖志文,李秦. 基于粒子群优化的马氏距离模糊聚类算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2019, 31(2): 279-284.
- [8] 万春圆,叶明全,姚传文,等. 基于核模糊聚类优化算法的脑磁共振图像分割研究[J]. 中国数字医学, 2020, 15(11): 10-15.
- [9] 吴一全,曹鹏祥,王凯,等. 广义核或混合核 FLICM 畜肉图像分割方法[J]. 现代食品科技, 2015, 31(7): 130-136.

- [10] 翟旭平,杨兵兵,孟田. 基于PCA和混合核函数QPSO-SVM频谱感知算法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(9): 87-90, 107.
- [11] 王延年,李雄飞. 基于遗传神经网络的低识别度图像分割算法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(1): 1-4.
- [12] 吴阳,刘凯,陈柏,等. 自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 240-249.
- [13] 康宁宁,李川,曾虎,等. 采用FCM聚类与改进SVR模型的窃电行为检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 2023-2029.
- [14] 吴一全,郝亚冰,吴诗嫻,等. 基于KFCM和改进CV模型的海面溢油SAR图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(12): 2812-2818.
- [15] 侯晓凡,吴成茂. 新的鲁棒模糊C-均值聚类分割算法及其应用[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(2): 616-619, 623.

#### 作者简介

王志刚,教授,主要研究方向为软件工程、计算机网络、图像处理。

E-mail: wang\_zgang@163.com

冯云超(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为软件工程、图像处理。

E-mail: fycbest@foxmail.com