

文章编号: 2095-2163(2023)08-0201-04

中图分类号: TP391

文献标志码: A

# 基于颜色纹理特征的医学图像智能分割算法

杨春静

(大连东软信息学院 智能与电子工程学院, 辽宁 大连 116000)

**摘要:** 针对现有图像分割算法分割精确率低的问题,引入颜色纹理特征,开展对医学图像智能分割算法的设计研究。先基于LBP算子完成医学图像颜色纹理特征的提取,然后对医学特征像素点加权处理,最后自适应设计迭代带宽,结合均值漂移算法,实现对医学图像的智能分割。通过对比实验证明,新的分割算法对医学图像的分割精确率达到95%以上,优于对比方法,可为后续医学图像识别、处理等提供便利条件。

**关键词:** 颜色纹理特征; 智能; 算法; 分割; 图像; 医学

## Intelligent segmentation algorithm of medical images based on color texture feature

YANG Chunjing

(School of Intelligent and Electronic Engineering, Dalian Neusoft University of Information, Dalian Liaoning 116000, China)

**【Abstract】** In response to the problem of low segmentation accuracy in existing image segmentation algorithms, color and texture features are introduced to carry out research on the design of intelligent segmentation algorithms for medical images. Firstly, based on the LBP operator, the color and texture features of medical images are extracted, and then the medical feature pixels are weighted. Finally, an adaptive iterative bandwidth is designed, combined with the mean shift algorithm, to achieve intelligent segmentation of medical images. Through comparative experiments, it has been proven that the new segmentation algorithm has a segmentation accuracy of over 95% for medical images, which is superior to the comparison method and can provide convenient conditions for subsequent medical image recognition and processing.

**【Key words】** color texture feature; intelligence; algorithm; division; image; medical science

## 0 引言

近几年,信息化技术的飞速进步,推动了医学影像技术的进一步发展,多种医学成像设备应运而生,随即涌现出大量不同模式<sup>[1-2]</sup>。医学图像分割可实现对图像当中的特定组织、器官以及病变区域等关键目标的定位,无论是在临床疾病诊断、术前规划,还是在术中导航、术后评估中都有着极为广泛的应用<sup>[3]</sup>。以往的图像分割方法主要依靠手工绘制,现在则是由有经验的医生依据图像中的器官、软组织、病变等特征,通过图像的灰度、亮度等信息来实现。尽管这一方法已被广泛应用于半自动化、智能化、自动化等多个领域,并为其提供了有监督的数据标记。此外,跨专业的医学影像分割涉及多个专业的医疗影像,且由于其自身的专业知识、影像品质等原因,会造成影像分割结果的偏移<sup>[4]</sup>。针对当前医学领域中图像分割存在的问题,本文将引入颜色纹理特征技术,展开对医学图像智能分割算法的设计研究。

## 1 LBP算子的图像颜色纹理特征提取

本次研究将颜色纹理特征应用到医学图像的特征提取当中,颜色纹理特征包含多种属性,其中对比度能够充分反映图像中像素强度的分布情况,对比度的定义为:

$$F_{con} = \frac{\sigma}{\mu_4} \quad (1)$$

其中,  $F_{con}$  表示医学图像统计区域全局对比度,  $\mu_4$  表示4次矩。再利用式(2)计算出医学图像的方向度:

$$|\Delta G| = (|\Delta H| + |\Delta r|) / 2 \quad (2)$$

其中,  $|\Delta G|$  表示医学图像方向度;  $\Delta H$  表示医学图像在  $3 \times 3$  矩阵中水平方向上的变化量;  $\Delta r$  表示医学图像在  $3 \times 3$  矩阵中垂直方向上的变化量。

根据小波变换计算医学图像能量值,假设  $E(x, y)$  表示尺度为  $m$  的能量,则  $E(x, y)$  的计算公式为:

**作者简介:** 杨春静(1979-),女,硕士,中级工程师,主要研究方向:智能算法、智能系统、软件工程。

收稿日期: 2023-04-07

$$E(x, y) = \sum_x \sum_y |G_m(x, y)| \quad (3)$$

其中,  $G_m(x, y)$  表示 Gabor 变换结果。通常情况下, 使用变换系数的大小和标准差可实现对医学图像中某个区域颜色纹理特征的描述, 其均值为:

$$\mu_m = \frac{E(m, n)}{MN} \quad (4)$$

其中,  $\mu_m$  表示平均值,  $MN$  表示灰度图像大小。标准差的计算公式为:

$$\sigma_m = \sqrt{\frac{\sum_x \sum_y (|G_m(x, y)| - \mu_m)^2}{MN}} \quad (5)$$

本次研究采用 LBP 算子完成图像颜色纹理特征的提取, LBP 算子计算方法如式(6)所示:

$$LBP_{ic} = \sum_{p=0}^{p-1} 2^p s(i_p - i_c) \quad (6)$$

其中,  $i_c$  表示中心像素点恢复值;  $i_p$  表示相邻像素点的灰度值;  $s$  表示符号函数。本次研究使用圆形的 LBP 特征, 设置其采样点为 8 个, 当半径为 1、3 时候完成 LBP 特征的提取。

## 2 医学图像特征像素点加权

在完成其特征提取后, 对图像特征像素点进行加权。在输入彩色医学图像的过程中, 可将  $N$  的取值设置为 3; 在输入灰度医学图像的过程中, 可将  $N$  的取值设置为 1。将均值漂移矢量也设置为  $2 + N$ , 在此基础上对医学图像的灰度图像和彩色图像进行加权处理<sup>[5-7]</sup>。针对医学图像中的灰度图像, 对其灰度值进行加权, 加权公式为:

$$Gray = aR + bG + cB \quad (7)$$

其中,  $Gray$  表示灰度图像灰度值加权结果;  $a$ 、 $b$ 、 $c$  表示权重系数, 通常情况下绿色权重系数最大, 三者之间关系为  $a > b > c$ ;  $R$ 、 $G$ 、 $B$  表示 RGB 值。针对彩色医学图像, 需要将其转化为 LUV 颜色空间, 然后进行加权。LUV 颜色空间中的 L 表示亮度值,  $U$  和  $V$  表示色度坐标<sup>[8]</sup>。在加权过程中, 引入相似度理念, 通过余弦距离计算 2 个方向之间的差异, 其公式为:

$$A \cdot B = A^T B = |A| \cdot |B| \cos\theta \quad (8)$$

其中,  $A$  和  $B$  均表示同一医学图像中的 2 幅像素点或 2 幅不同医学图像中的 2 个像素点;  $\theta$  表示余弦。根据上述公式计算可得出 2 个像素点的相似度结果, 以此为基础, 对其进行综合加权, 其公式可表示为:

$$d_{LUV} = \sqrt{(C_{LUV}(x_i) - C_{LUV}(x))^2} \quad (9)$$

其中,  $d_{LUV}$  表示综合加权结果,  $C_{LUV}$  表示颜色纹理权值。针对医学图像颜色纹理的相似度, 可通过高斯核函数对其进行计算。通常情况下, 若存在 2 个像素点, 且相似度较小, 则对应的  $C_{LUV}$  取值也越小; 反之, 若存在 2 个像素点的相似度较大, 则对应的  $C_{LUV}$  取值也越大。根据上述运算, 实现对医学图像特征像素点的加权处理。

## 3 医学图像智能分割

在完成上述医学图像特征像素点加权后, 对迭代带宽进行了自适应的选择。每个图像特征点的像素都具有不相同的带宽, 对于高密度地区, 可以选择较窄的带宽; 相反, 对于低密度地区, 则应选择较宽的带宽。根据上述理论, 将固定带宽定义为  $h = h(x_i)$ 。若医学图像中样本点是从一个概率分布函数中取样而得, 则一个非零的概率分布梯度所指的方向是概率分布最大的方向。所以, 一般情况下, 沿这个方向分布的样本点数量会更多。假设概率密度函数为  $f(x_i)$ , 则将每个样本点的密度估计作为固定带宽的特征  $h(x_i)$ 。  $h(x_i)$  的取值为  $f(x_i)$  的倒数平方根, 可用式(10)表示:

$$h(x_i) = h_0 \left[ \frac{\lambda}{f(x_i)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

其中,  $h_0$  表示初始阶段设置的固定带宽;  $\lambda$  表示常数。为获取一个自适应带宽, 在进行上述运算前, 需要先完成对  $\lambda$  取值的确定。本次研究采用均值漂移算法, 寻找自适应带宽的均值。均值漂移算法是一种连续搜索最大概率的方法<sup>[9-10]</sup>。选取一个随机初始点, 并从该初始点出发, 沿该初始点的分布规律逐渐变化, 直至该初始点的分布规律为零。在漂移的过程中, 平移矢量代表了迭代步的长度, 平移矢量的大小与漂移步长的尺寸和该像素点概率密度有关, 概率密度越大, 则离概率最大的点处的概率越小。反之, 越是密集的区域, 步长就越大。当满足一定条件的情况下, 平概率必然会收敛于某一点处的最大值, 采用均值漂移算法寻找自适应带宽的均值步骤如下:

(1) 找出一个对医学图像所有像素点都满足的估计值  $f(x_i)$ 。

(2) 对带宽因子进行定义。针对每个像素点  $x_i$ , 计算其自适应带宽。

将自适应带宽代入到均值漂移算法中进行运算, 得到均值漂移矢量结果<sup>[9]</sup>, 其计算公式如下:

$$M(x, h_0) = \left\| \frac{\text{plim}M(x)}{h_0} \right\| \quad (11)$$

其中,  $M(x, h_0)$  表示均值偏移矢量;  $\text{plim}$  表示概率极限;  $M(x)$  为最大值。

根据自适应带宽均值漂移矢量结果, 对医学图像中的各个像素点进行判断。将所有取值大于或等于自适应带宽均值漂移矢量的像素点保留, 将所有取值小于自适应带宽均值漂移矢量的像素点去除, 同时在完成赋值后, 将医学图像区域内像素点较少的区域进行合并, 得到医学图像分割结果, 可表示为:

$$P(x) = \frac{1}{N}k(M(x, h_0)) \quad (12)$$

其中,  $P(x)$  表示分割结果,  $N$  表示像素点数量。

至此, 完成图像分割处理。

#### 4 对比实验

针对上述提出的医学图像智能分割算法, 将其与另外 2 种分割算法应用到相同的实验环境中, 对各算法应用效果进行对比分析。另外 2 种分割算法分别为: 基于深度学习的分割算法(对照 A 组); 基于超像素的分割算法(对照 B 组)。将本文提出的基于颜色纹理特征的分割算法设置为实验组。将 MICCAI 中医疗影像计算及电脑辅助介入研讨会所提供的 MRI 脑瘤切割数据集作为实验样本。在该数据集中包含收集到的 30 例病人的磁共振影像资料, 高等级(HG)肿瘤 20 例, 低级(LG)肿瘤 10 例。每个病人的 MRI 表现为 T1 型、T2 型、T1C 型、FLAIR 型。另外, 该数据集中还包括每个病人的脑部 MRI 相应的由专家们亲手标记的标记影像(GT)。数据集影像的解析度以  $230 \times 230$ 、 $216 \times 196$ 、 $160 \times 16$  居多。图 1 为数据集中某一患者 HG 肿瘤样本实例。

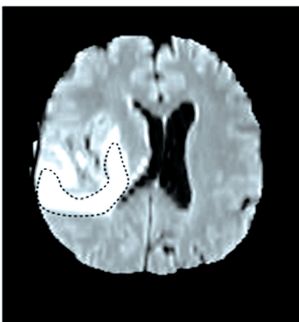
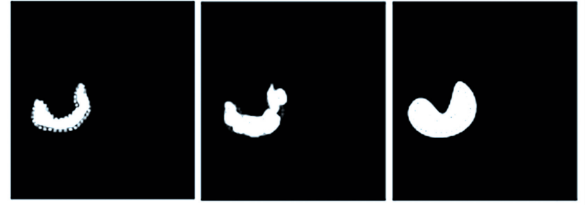


图 1 医学肿瘤分割任务图像

Fig. 1 Medical tumor segmentation task image

分别利用 3 种分割算法对图 1 医学肿瘤分割任务图像进行分割, 并将虚线部分作为标准分割依据。完成分割后, 得到的 3 个分割结果如图 2 所示。



(a) 实验组 (b) 对照 A 组 (c) 对照 B 组

图 2 3 种分割算法应用结果图

Fig. 2 Application results of three segmentation algorithms

图 2 中, (a) 的分割结果更接近虚线标准分割, 而(b)和(c)的分割结果均与虚线标准分割存在较大出入。为进一步验证分割精度, 针对 30 例精确率进行计算, 并针对每 10 例医学图像分割求取一个平均精确率, 计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

其中,  $P$  表示医学图像分割精确率;  $FP$  表示分割结果为目标区域, 但实际为背景区域的像素点个数;  $TP$  表示预测结果为目标区域且分割正确区域的像素点个数。通过上述公式的计算, 得出 3 种分割算法的分割精确率, 记录得到的结果见表 1。

表 1 3 种分割算法分割精确率记录表

Tab. 1 Record of segmentation accuracy of three segmentation algorithms

分组/例	实验室分割 平均精确率/%	对照 A 组分割 平均精确率/%	对照 B 组分割 平均精确率/%
1~10	98.32	75.36	56.35
11~20	97.65	72.36	60.36
21~30	98.63	76.33	61.24

通过分析表 1 中的数据能够得出, 实验组分割算法的分割平均精确率明显高于另外 2 种分割算法, 数值均高于 95%。因此, 通过上述对比实验可以证明, 本文设计的基于颜色纹理特征的分割算法能够实现对医学图像的精准分割。

#### 5 结束语

医学图像分割是一种复杂的影像处理技术, 尽管现有的图像处理技术已经取得了很好的成效, 但是, 如何精确地从影像中分离出病变的部位及边缘, 依然是一个亟待解决的问题, 同时也是亟待开展创新性的研究。近年来, 信息技术在医学图像中的应用越来越广泛, 为提高医学图像的分类精度提供了

一条新的途径。然而,现有的医学图像分割方法在处理复杂的影像时,仍然存在许多问题,无法满足临床需求。例如,医学图像获取成本昂贵,模态具有多样性,现有分割算法无法实现通用;在对颜色纹理特征提取时需要依赖大量医学图像数据,这一约束条件限制了分割算法的实际临床应用。针对上述提出的问题,在今后的研究中还将不断深入探索解决方案,从而促进分割算法适应性提高,实现在临床中的广泛运用。

## 参考文献

- [1] 吕亚飞,石敏,江志浩,等. 基于图像分割的海上舰船目标智能感知算法[J]. 舰船科学技术,2022,44(24):91-95.
- [2] 吴江月. 基于深度学习的医学图像智能分割方法研究[J]. 信息与电脑(理论版),2022,34(22):185-187.
- [3] 马大勇,李安卓. 多阈值交互式图像智能分割方法优化与仿真

- [J]. 计算机仿真,2022,39(09):208-211.
- [4] 陈进强,黄继梅. 基于快速 SLIC 的人工智能图像超像素分割仿真[J]. 计算机仿真,2022,39(06):170-174.
- [5] 叶剑涛,杨为,柯艳国,等. 基于红外图像实例分割的敞开式开关设备发热缺陷智能诊断方法[J]. 高压电器,2021,57(12):201-208.
- [6] 马啸天,李书芳. 基于深度学习的核磁共振图像智能分割算法研究[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版),2021,28(03):16-24.
- [7] 滕腾,陀芳,葛洪洲. 三维水平集智能分割算法在梅尼埃病患者内耳道磁共振图像分割中的应用效果[J]. 山东医药,2021,61(26):25-29.
- [8] 呼和,岳翔,白海强,等. 基于超像素的图像智能算法在矿物颗粒分割中的应用[J]. 中国海上油气,2021,33(02):89-95.
- [9] 龚凯琳,张利丽,宋佳佳,等. 基于人工智能斑块分割超声图像的影像组学在颈动脉斑块稳定性评估中的应用[J]. 临床神经外科杂志,2021,18(01):1-4.
- [10] 刘虹良,孔令胜,郭俊达,等. 基于相似系数的颜色纹理特征在图像分割中的应用[J]. 机电工程技术,2022,51(05):133-137.

(上接第200页)

低了算法收敛时间。将该方法应用于实测的人体活动数据分类,获得了良好的分类精度,说明改进人工蜂群算法优化的支持向量机具有较好的实际应用价值。

## 参考文献

- [1] 林香亮,袁瑞,孙玉秋,等. 支持向量机的基本理论和研究进展[J]. 长江大学学报(自然科学版),2018,15(17):48-53,6.
- [2] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer Verlag,1995.
- [3] 丁嘉鑫,王振亚,姚立纲,等. 广义复合多尺度加权排列熵与参数优化支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程,2021,32(02):147-155.
- [4] 肖磊. 基于支持向量机参数优化的图像特征智能辨识[J]. 电脑知识与技术,2020,16(04):173-175,177.
- [5] 徐龙秀,辛超山,牛东晓,等. 基于自适应粒子群参数优化的最小二乘支持向量机用电量预测模型[J]. 科学技术与工程,2019,19(06):136-141.

- [6] 李昆仑,张焯,廖频. 基于遗传算法的支持向量机参数优化研究[J]. 电脑知识与技术,2018,14(09):185-186,191.
- [7] 王加朋,胡跃明,罗家祥. 一种基于 ICDF 的支持向量机参数快速优化方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2017,45(07):135-142.
- [8] 李素,袁志高,王聪,等. 群智能算法优化支持向量机参数综述[J]. 智能系统学报,2018,13(01):70-84.
- [9] 贺心皓,罗旭. 基于粒子群优化算法的支持向量机参数选择[J]. 计算机系统应用,2019,28(08):241-245.
- [10] 朱范炳,张翔. 基于多维更新的改进人工蜂群算法[J]. 智能计算机与应用,2022,12(08):142-144.
- [11] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Technical Report - TR06 [R]. Kayseri: Erciyes University, 2005.
- [12] KARABOGA D, AKAY B. On the performance of artificial bee colony optimization algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1):687-697.
- [13] 梁礼明,陈明理,刘博文,等. 基于图论的支持向量机核函数选择[J]. 计算机工程与设计,2019,40(05):1316-1321.