

基于多聚类中心和 PCNN 的医学图像融合算法

张宝华, 刘鹤, 侯贺

(内蒙古科技大学信息学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要:提出一种基于 K-means Clustering 和脉冲耦合神经网络(PCNN)的图像融合的方法,首先,以多特征信息为聚类方式利用 K-means Clustering 分割提取源图像的对应特征点,通过归类合并建立多模医学图像的特征点集合,根据特征点分布将图像划分为纹理区域和非纹理区域,纹理区域对应系数输入 PCNN 得到点火映射图,根据点火次数选择融合系数,非纹理区域的系数通过双通道 PCNN 进行融合。实验结果表明,该算法能够精确划分图像纹理区域,进而利用 PCNN 和双通道 PCNN 在图像不同区域系数选择各自的优势,融合图像纹理清晰,质量改善。

关键词:多特征;K 均值聚类;脉冲耦合神经网络;医学图像融合

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2014.04.022

Medical image fusion based on multi-cluster centers and PCNN

ZHANG Bao-hua, LIU He, HOU He

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: A medical image fusion method is proposed based on K-means Clustering and pulse coupled neural network (PCNN). Firstly, K-means Clustering method is used to segment the source image based on multi-feature information and the corresponding feature points are extracted, the multimodal medical image feature points are classified and merged to build feature points set. According to the distribution of feature points, the images are divided into texture regions and non-texture regions. The coefficients of texture region are input into PCNN and the ignition map is obtained; According to the ignition frequency, fusion coefficients are selected. The fusion coefficients of non-texture region are based on dual-channel PCNN. Experimental results show that the algorithm can accurately segment image texture region, and thus take advantage of dual-channel PCNN and PCNN in coefficient selection in different regions of the image. The proposed method gets a better image fusion result.

Key words: multi-feature; K-means clustering; PCNN; medical image fusion

1 引言

医学图像融合是图像融合领域的一个重要分支,也是目前研究的难点和热点。医学图像融合是将来源于多类医疗设备获取的对同一生理器官的不同类型图像数据(CT、MR 和 PET 等图像)进行信息综合利用,融合后的图像比单一图像包含了更丰富的有用信息,为后续医生诊疗提供了便利,具有很强的应用价值。

根据对图像处理方式的不同一般将图像融合可分为像素级、特征级和决策级三个层次。像素级图像融合应用最广,对像素的处理最直接,像素

基金项目:国家自然科学基金(No. 61261028);教育部“春晖计划”(No. Z2009-1-01033);内蒙古自治区高等学校科学研究项目基金(No. NJ10097);内蒙古自然科学基金项目(No. 2010MS0907)资助。

作者简介:张宝华(1981-),男,副教授,硕士生导师,研究方向为数字图像处理。E-mail:zbh_wj2004@imust.cn

收稿日期:2013-08-06;**修订日期:**2013-08-22

间的关联性在融合决策中考虑较少;特征级图像融合是利用数学统计量从图像中提取特征信息,并将其进行综合分析和处理的过程;决策级图像融合是在获得图像的特征信息的基础上进行进一步抽象,为下一步决策提供依据。医学图像对比度较低,噪声干扰严重,成像质量较差,这些特点影响了像素级融合方法在医学图像融合的应用,降低了融合图像质量。相对于像素级融合,基于区域融合的特征级融合考虑了相邻像素之间的相关性,突出了区域特征,降低了噪声对纹理等重要信息的干扰,有效保护图像的纹理信息,能够提取更多有用信息。

图像特征信息可以通过量化指标发掘,包括像素均值、熵、标准差、梯度等信息,在图像特征区域与背景区域的交界处,这些指标会有明显变化, Piella 等人^[1-2]发现综合使用多特征信息比单独使用某一种特征的方法能更合理、更有效的提取图像纹理信息,因而可联系图像融合评价的指标作为多特征分析的判定依据,建立相应的特征向量空间和判别准则,提取图像的纹理区域,其余部分可视为非纹理区域,再根据各自特点制定融合规则,获得理想的融合图像。

基于以上考虑,本文通过 K-means 算法对 CT 和 MR 图像进行聚类分析和区域分割,提取图像相关特征分量,将特征分量空间定义为纹理区域,比较 CT 和 MR 图像各自的特征分量分布情况进行同类归并,获得纹理集中区域和非纹理区域,再分别利用 PCNN 和双通道 PCNN 制定融合规则,选择融合系数,得到融合图像。

2 多特征 K-means Clustering 和 m-PCNN

2.1 K-means Clustering

聚类就是按照给定度量准则把数据集划分成多个相似的类或簇,聚类问题的关键是定义相似性(相异性)度量准则和确定对数据进行划分的方法,通过聚类分析可以发现数据内在结构在图像处理中可应用于区域划分。

K-means 算法是一种典型的聚类算法。它通过计算各个聚类子集内的所有数据样本的均值,并将其作为该聚类的聚类中心,通过迭代将数据集划分为不同的类别,迭代终止条件为评价聚类性能的准则函数达到最优。K-means 算法数据相关性强,迭代次数由数据集大小、聚类簇数以及数据分布情况决定。

K-means 算法将 n 个样本划分到 K 个簇 $J =$

$\{J_1, J_2, \dots, J_k\}$, 簇内样本均具有较高相似度,簇间样本差异明显。设 $Arg = \{Arg_1, Arg_2, \dots, Arg_k\}$ 为 K 个类对应的类中心,其中 Arg_k 是第 J_k 个簇中样本的平均值,每个簇可以由对应的类原型来表示。K-means 算法通过最小化类内误差平方和准则函数来对数据进行划分,其目标函数定义如下:

$$T(M, J) = \sum_{k=1}^K \sum_{m_x \in J_k} \|m_x - Arg_k\|^2 \quad (1)$$

$$J_k = \{m_x \in M \mid k = \{\operatorname{argmin} \|m_x - Arg_j\|^2\}\} \quad (2)$$

$$Arg_k = \frac{\sum_{m_x \in J_k} m_x}{|J_k|} \quad (3)$$

对于二维数据(如图像),K-means 算法可描述为,取一副图像作为训练样本 R ,设一副图像中任意一个像素点为: I_{xy} , $I_{xy} \in R$,将样本 R 聚类成 K 个簇。

K-means 算法主要包括以下几个步骤:

- (1)初始化:随机选取 K 个聚类中心;
- (2)样本指派:计算每一个像素点到各个类中心的欧氏距离,将样本划分到距离其最近的类;
- (3)更新:重新计算每个新簇的类中心;
- (4)重复步骤 2 和 3,直到准则函数收敛,使聚类中心不再变化,从而得到 K 个聚类。

这里的准则函数定义为误差平方和准则函数,其物理含义为像素点之间的相似度通常用它们之间的距离来表示,距离越小,表示像素点差异度越小;距离越大,像素点差异度越大。K-means 算法通过迭代地更新类中心和各个簇得到局部最优解,算法具有简单、快速并且能够大量处理数据的优点。但是,K-means 算法的聚类质量完全依赖于初始解的选择,且易受孤立点的影响,聚类个数也无法自适应选择,它的执行结果与数据的输入次序有关^[3],K-means 算法也可能造成局部最小解,且噪声会明显的影响分类结果,甚至导致错误分类,影响了聚类的质量和收敛速度^[4]。

2.2 多特征 K-means Clustering

K-means 算法的初始解选择是决定聚类质量的关键,随机选择会带来很多问题,周爱武等人^[5]提出的改进方案降低了孤立点对聚类的影响,郑丹等人^[6]提出了根据数据密度水平曲线确定初始聚类中心的方法,聚类结果稳定准确,这些方法都考虑了其聚类数据的特点,根据数据分布情况对初始聚类中心进行设定。本文针对医学图像的特点,为了避免噪声影响分类结果,建立了多特征向量空间,通过

考虑相邻像素之间的相关性降低噪声的干扰^[7],特征向量空间选用和信息熵、均值、标准差、最大梯度值等特征向量,信息熵可以衡量图像纹理的不确定性,均值、标准差、最大梯度值与图像灰度及边缘信息相关,可以将特征空间向量作为确定初始聚类中心的依据。

本文通过计算 CT 和 MR 图像像素的特征向量空间,利用 K-means 算法进行聚类分析和图像区域分割,由于图像大量有用信息包含在特征分量空间,定义其为纹理区域,图 1 是将医学图像分别进行多特征聚类分割得到的效果图,图 1(a)、(b)分别是 CT 和 MR 图像,图 1(a.1)~(a.4)和(b.1)~(b.4)分别是对图 1(a)、(b)进行像素均值、熵、标准差、最大梯度值等多特征聚类分割得到的纹理分布图,由图 1 可以看到,以图像特征空间为聚类中心,能够有效挖掘图像的特征信息,实现图像纹理信息多层次剥离,便于多角度的分析,可以为下一步将特征分量进行同类合并,获得纹理集中区域和非纹理区域提供依据。

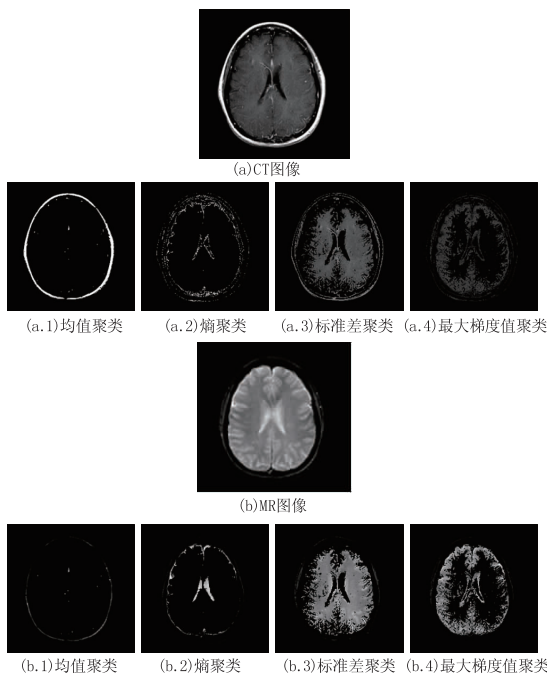


图 1 多特征聚类分割

2.3 m-PCNN

脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)是有着生物学背景的一种新型神经网络,因而其信号形式和工作原理符合视觉神经系统的生理学特点,同时将其用于系数优化具有全局性,可以更好保护细节信息,在图像处理等方面应用日益广泛。

PCNN 由多个神经元组成,每个神经元包括三

部分:接收域(receptive field)、调制域(modulation field)和脉冲产生器(pulse generator)。PCNN 的模型中,相邻的神经元可发放同步脉冲。当一个或数个神经元点火,输出的脉冲信号传送到相邻的神经元,使之迅速点火,从而这一群神经元都开始点火;当一个或数个神经元由于阈值升高而熄火时,这一信息也迅速地传到相邻的神经元,从而使这一群神经元迅速熄火。神经元激发的过程称为点火,利用神经元与周围像素的亮度关系,将一幅图像的像素作为系数输入到神经网络中,就获得了图像的点火映射图,由于点火次数越多对应的细节越丰富,因而可以在图像分割或图像融合中,通过计算像素点的点火次数选择系数。

由于 PCNN 对图像中偏暗区域特征的筛选效果较差,而双通道 PCNN(即 m -PCNN, $m=2$)如图 2 所示,对图像中偏暗或偏亮区域特征的处理效果较好^[8],将图像根据特征分布情况进行分类后分别通过 PCNN 和双通道 PCNN 可以较好地提取图像中各个区域的特征。

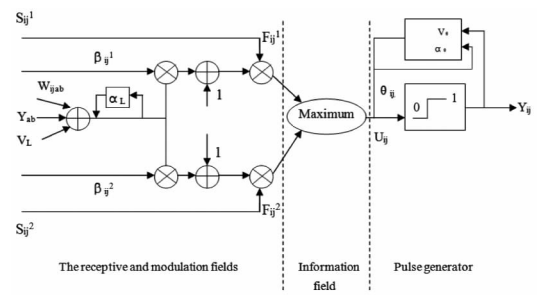


图 2 双通道 PCNN 模型

3 基于聚类划分的图像融合方法

本文利用 CT 和 MR 多模医学图像进行融合,通过 K-means 算法聚类提取特征,将图像区域分为纹理和非纹理两部分,分别在两区域建立融合规则选择融合系数,由于轮廓、纹理等信息被较好保护,融合图像信息量更丰富,图像质量较其他方法有很大改善。

3.1 融合算法包括以下步骤:

(1)分别计算原始图像的均值,标准差,熵,最大梯度值等信息,作为初始的聚类中心,使两幅图像聚类中心产生的依据与图像质量的客观评价指标一致;

(2)通过 K-means 算法将两幅源图像分别以聚类中心进行聚类,得到特征空间向量;

(3)根据特征空间向量提取每幅图像的特征分布区域,比较两幅图像的对应区域,设定阈值 T (本文中 T 定为图像灰度均值的一半),提取两幅图像

中系数均大于阈值的位置信息并据类此分割提取相应区域,定义为纹理区域;

(4)将纹理区域像素值输入 PCNN 神经网络得到各自的点火映射图,取两幅图像中点火次数较大的像素点作为融合图像的融合系数;

(5)将非纹理区域像素值通过双通道 PCNN 进行融合;

(6)通过融合系数得到融合图像。

算法流程图如图 3 所示。

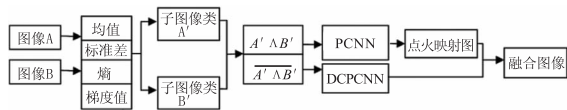


图 3 融合算法流程图

3.2 融合规则

3.2.1 纹理区域融合规则

通过 PCNN 选择融合系数,对图像中位于纹理区域的处理效果较好。将图像输入 PCNN 会产生点火映射图,通过比较点火次数,可以在多模图像间选择融合系数,进行图像融合。

3.2.2 非纹理区域融合规则

采用双通道 PCNN 选择系数,双通道 PCNN 可改善 PCNN 在医学图像中偏暗区域特征选择的效果,与传统的 PCNN 相比,双通道 PCNN 是由两个简化 PCNN 并行组成,首先通过计算以像素点 $I(x,y)$ 为中心位置的 3×3 邻域中任意 3 个点的和与其他任意 3 个点的差值,得到其中最小值和最大值,将最大值和最小值做差得到 j ,令:

$$\beta = \frac{1}{(1 + e^{-\gamma * j(x-1,y-1)})} \quad (4)$$

$$F_{xy} = \begin{cases} A_{xy}, & \text{if}(U_{xy}[n] = F_{xy}^A[n](1 + \beta_{xy}^A)) \\ B_{xy}, & \text{if}(U_{xy}[n] = F_{xy}^B[n](1 + \beta_{xy}^B)) \end{cases} \quad (5)$$

其中, F_{xy} 表示融合系数; A_{xy} 与 B_{xy} 分别表示源图像 A, B 中对应的像素灰度值; U_{xy} 为内部活动项。通过选择两个通道中神经元的内部活动项 U_{xy} 来控制像素点的点火状态。根据式(5)选择两幅图中像素点 U_{xy} 大的作为融合图像的像素点。

4 实验结果及分析

实验采用大小为 256×256 像素的灰度 CT 和 MR 图像作为实验图像(如图 1(a)、(b)所示),聚类中心数为 4,最大迭代数为 100,用于划分图像特征分布区域的阈值 T 为图像均值的一半,实验环境为 Intel 酷睿 3.40GHz,内存 8G,1T 硬盘。为了比较不同融合方法的融合效果,本文选择另外四种融合方

法进行比较:本文所提方法、基于拉普拉斯金字塔(Laplace)、离散小波变换(DWT)、PCNN 和 FSD Pyramid 的融合方法。图 4(a)~(e)分别是五种融合方法的比较结果,通过图 4 可以明显看到,基于 Laplace 方法的融合图像纹理不清晰,基于 DWT 和 PCNN 方法的融合图像受部分伪影干扰,边缘部分受损,基于 FSD Pyramid 方法的融合图像局部失真明显且图像偏暗。由本文得到的融合图像更接近于源图像,纹理清晰完整。

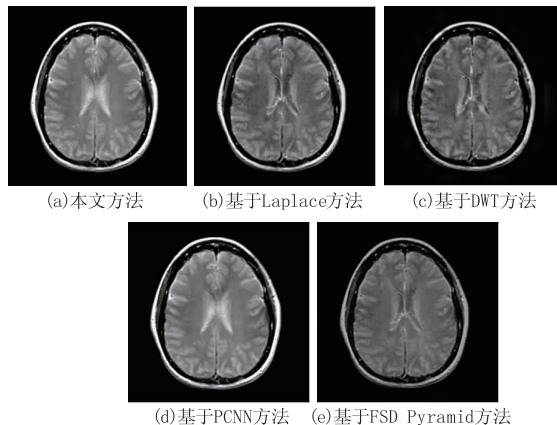


图 4 融合结果比较

对于医学图像融合,除了从主观上对各融合方法进行定性分析之外,还可根据客观评价指标进行定量评价。其中 MI 表示融合图像中包含源图像的交互信息量总和,如果 MI 越大则说明源图像信息也就越多; $Q^{AB/F}$ 则是利用 Sobel 边缘检测来衡量获得边缘信息的多少,如果 $Q^{AB/F}$ 越大则说明融合图像从源图像获得的信息就越多,相应的融合的质量也就越好。上述融合方法得到的融合图像客观评价指标比较如表 1 所示,可以看到基于本文所提方法的融合图像各项指标均明显高于其他方法,说明本方法的有效性。

表 1 融合图像客观评价指标比较

	The proposed method	Lap	DWT	PCNN	FSD Pyramid
MI	4.4229	2.7081	2.4050	4.4009	2.6206
$Q^{AB/F}$	0.7361	0.6419	0.5635	0.7305	0.6628

5 结论

本文方法结合了多特征聚类分析和 PCNN 的优点,在多特征聚类算法的基础上将图像区域进行了划分,通过分别制定融合规则,保护了图像纹理信息,改善了融合图像的质量,实验结果证明了本文提出的图像融合方法的有效性。

参考文献:

[1] Piella G. A general framework for multi-resolution image

- fusion: from pixels to regions [J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 259 - 280.
- [2] SU Dongxue, WU Xiaojun. Image fusion method based on multi-feature fuzzy clustering [J]. Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(6): 838 - 843. (in Chinese)
苏冬雪, 吴小俊. 基于多特征模糊聚类的图像融合方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(6): 838 - 843.
- [3] Pen a JM, Lozano J A, Larranaga P. An empirical comparison of four initialization methods for the K-Means algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20: 1027 - 1040.
- [4] GU Hongbo, ZHANG Jihuai. The initial cluster centers optimization of the clustering algorithm [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2010, 24(2): 222 - 226. (in Chinese)
顾洪博, 张继怀. 聚类算法初始聚类中心的优化 [J]. 西安工程大学学报, 2010, 24(2): 222 - 226.
- [5] ZHOU Aiwu, CHEN Baolou, WANG Yan. Research and Improvement of K-Means algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2012, 22(10): 101 - 104. (in Chinese)
周爱武, 陈宝楼, 王琰. K-Means 算法的研究与改进 [J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(10): 101 - 104.
- [6] ZHENG Dan, WANG Qianping. The selecting algorithm for K. means initial cluster centers [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(8): 2186 - 2188, 2192. (in Chinese)
郑丹, 王潜平. K-means 初始聚类中心的选择算法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(8): 2186 - 2188, 2192.
- [7] YANG Yuetao, ZHU Ming, HE Bogen. The infrared and visible image fusion Based on region segmentation and non-sampling Contourlet transform [J]. Laser & infrared, 2010, 40(11): 1250 - 1257. (in Chinese)
杨粤涛, 朱明, 贺柏根. 基于区域分割和非采样 Contourlet 变换的红外与可见光图像融合 [J]. 激光与红外, 2010, 40(11): 1250 - 1257.
- [8] Zhaobin Wang, Yide Ma. Medical image fusion using m-PCNN [J]. Information Fusion, 2008, 9: 176 - 185.

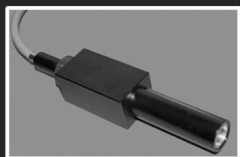
CASTECH[®]

福晶科技

全球专业的激光晶体和非线性光学晶体制造商

产品系列

扫描场镜
F-Theta Lenses



1. 高隔离度
2. 低插入损耗及偏振相关损耗
3. 高回波损耗

适合于高功率光纤激光器及光纤放大器应用, 并有自由空间型、光纤到自由空间型、准直光束输出型等三种型号可选。

1064nm高功率光隔离器



LBO晶体



Nd:YVO4 晶体



光学产品

一、晶体

1. 非线性光学晶体
2. 激光晶体
3. 绿光、蓝光晶体组件
4. 闪烁晶体
5. 声光和电光晶体
6. 双折射晶体
7. 磁光晶体

二、精密光学元件

1. 球面和柱面透镜
2. 反射镜、棱镜、窗片
3. 波片、偏振元件
4. IBS, IAD高损伤阈值镀膜

三、激光及光通讯器件

1. 高功率光隔离器
2. 扫描场镜
3. 电光Q开关
4. 温控炉(仪)
5. 光准直器
6. 标准具