

## 基于神经网络的脑组织图像分割方法的研究

黄姗姗 王博亮 鞠颖  
(厦门大学信息科学与技术学院 福建厦门 361005)

摘要:本文采用模糊自组织特征映射网络的图像分割方法,以颅脑图像为研究对象,以精确分割出白质、灰质、脑脊液等脑组织为目的.在分割过程中,对算法进行了改进,获得了较好的效果.

关键词:区域生长 自组织特征映射 模糊 图像分割

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1674-098X(2009)03(b)-0015-01

## 1 引言

颅脑是人体的一个重要器官,它与人体的其它器官不同,由颅骨、肌肉、血管、脑膜、脑白质、脑灰质和脑脊液等不同的组织组成,这些组织相互交织在一起.由于大部分的脑结构是由这些组织的边界定义的,对这些组织进行分割在对大脑进行定量形态学的分析方面是极其重要的.

## 2 Kohonen自组织特征映射网络

Kohonen神经网络由于其启发式学习机制而存在以下以下几个明显的缺陷:网络的学习过程不是对某一个目标函数的优化过程,而是一个启发式强制收敛过程.因此,它只能保证在足够多的迭代次数后权值修正很小,而不能保证权值最优.网络权值的最终结果依赖于样本的输入顺序.不同的初始条件常常导致不同的结果,处理不同的数据集,需要采用不同的网络学习参数(如学习率、修正邻域大小等).

为了克服以上的缺点,把模糊技术中常用的C均值模型(Fuzzy C-Means Method, FCM)和一般的Kohonen网络学习规则和更改策略结合起来,称为模糊自组织特征映射网络.

## 3 模糊自组织特征映射网络用于图像分割

模糊自组织特征映射网络,它的实质是用Kohonen类型的算法实现FCM聚类.本文对原算法进行了改进,对于最匹配的隶属度的更新函数进行了改进,大大提高了网络的收敛次数,获得了较为满意的分割效果.

## 3.1 模糊Kohonen网络算法

模糊Kohonen网络的结构和Kohonen网络的结构相似,主要的不同在于,模糊Kohonen网络引入隶属度表示学习率.

模糊C-均值原理概述如下:令 $c$ 为大于1的整数,给定输入样本 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,如果存在个模糊子集 $\{u_i: X \rightarrow [0, 1]\}$ 构成的模糊C-划分,则所有模糊划分子集的隶属度 $\{u_{ik} = u_i(x_k), 1 \leq i \leq c\}$ 满足:

$$0 \leq u_{ik} \leq 1, \sum_i u_{ik} = 1, \sum_k u_{ik} > 0$$

对聚类最常用的目标函数是用误差函数的平方和来表示的.它的具体形式是:

$$J_m(U, Z, X) = \sum_{i,k} \sum (u_{ik})^\lambda (\|x_k - z_i\|_A)^2$$

其中 $u_{ik}$ 是每个模糊隶属度的加权幂指数, $U$ 是 $X$ 的模糊C-划分, $Z = (z_1, z_2, \dots, z_c)$

是样本空间内的聚类中心, $A$ 代表某一范数意义下 $x_k$ 的到 $Z_i$ 的距离.式是模糊C-均值的核心优化目标.

给定一个学习样本集 $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ , $N$ 表示学习样本的数目,其中的第 $j$ 个学习样本 $X_j$ 是一个 $p$ 维矢量;给定输出聚类数 $C$ ,以及特征距离(一般为Euclidean范式).

第一步,初始化聚类输出聚类中心集合 $X = (X_1, X_2, \dots, X_c)$ , $Z_j$ 表示第 $j$ 类的输出聚类中心向量,同样为 $p$ 维矢量,设置初始隶属度加权幂指数 $M_0 > 1$ ,最大的迭代次数 $T_{max}$ 和终止误差 $\epsilon$ ,迭代次数初始化为0.

第二步,根据输入样本对各类聚类中心的贡献反比于它与该类聚类中心的距离,计算样本属于各类的隶属度函数 $u_{ik}$ 和 $a_{ik}$ 学习率;

$$a_{ik} = (u_{ik})^\lambda$$

$$u_{ik} = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - z_i\|_A}{\|x_k - z_j\|_A} \right)^{\frac{1}{\lambda-1}}$$

其中, $\lambda = M_0 - T \frac{(M_0 - 1)}{T_{max}}$ , ( $M_0 > 1$ 的正常数,且 $\lambda_\infty = 1$ )

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, u_{ik} \in [0, 1], k = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, C;$$

第三步,采用对输入样本进行加权平均的方式,调节输出聚类中心向量 $Z_i$ ,

$$Z_i^T = \frac{\sum_{k=1}^N X_k a_{ik}}{\sum_{k=1}^N a_{ik}} \quad i = 1, 2, 3, \dots, C$$

第四步,计算输出中心向量的修正误差,

$$\sum_{i=1}^c \left\| Z_i^t - Z_i^{(t-1)} \right\| < \epsilon \quad \text{或者} \quad T > T_{max}, \text{则}$$

迭代结束,否则 $Z_i^{(t+1)} = Z_i^t, i = 1, 2, 3, \dots, C$ 转到第二步.

## 3.2 FKCN网络的改进(Improved FKCN IFKCN)

(1)在原算法中,隶属函数 $u_{ik}$ 体现了式划分的模糊处理过程,为了将神经元的侧

抑制作用体现出来,对于 $\min\{\|x_k - z_j\|_A\}$ 的节点和其它节点,将他们的隶属度的计算区别对待,由不同的函数来确定,计算公式为:

$$u_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - z_i\|_A}{\|x_k - z_j\|_A} \right)^{\frac{1}{\lambda-1}}}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - z_i\|_A}{\|x_k - z_j\|_A} \right)^{\frac{1}{\lambda-1}} + \sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - z_j\|_A}{\|x_k - z_i\|_A} \right)^{\frac{1}{\lambda-1}}}$$

$$u_{ik} = \frac{1}{c} \exp \left\{ - \frac{(i - i_k^*)}{2\sigma_k^2} \right\}, \text{其它节点}$$

最匹配点的隶属度计算函数不变,其它节点的隶属度计算采用高斯形式的侧抑制函数,其中 $C$ 为归一化常数, $i_k^*$ 为最大匹配点, $\sigma_k^2$ 由隶属度最大值根据确定.

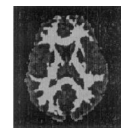
(2)考虑最大的隶属度是属于第 $i$ 类,引入模糊增强系数( $0 < \beta < 1$ )进行调整.

$$u_{pk} = 1 - \beta \sum_{i=p} u_{ik} = 1 - \beta + \beta u_{pk}$$

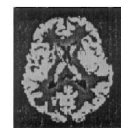
$$u_{ik} = u_{ik} \quad i = p$$

## 3.3 分割结果及分析

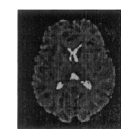
在实验中,我们采用改进的模糊自组织神经网络对三类脑组织进行了分割.考虑背景图像,分割出灰质,白质和脑脊液等三种脑组织,模糊自组织神经网络对脑组织进行分割的结果如图1所示:



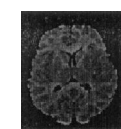
图a原始图像



图b暗色部分为灰质



图c暗色部分为白质



图d明亮部分为脑脊液

图1 脑组织分割(a, b, c, d)

## 4 结语

实验证明:该方法能在相同的分割精度的条件下加快网络的收敛速度,是一种理想的医学图像分割方法.本文处理的都是正常脑组织图像,如果将方法扩展,可以对非正常脑组织进行分割,对实际应用更有意义.