

左心室核磁共振图像的自动分割

陈 强¹⁾ 周则明¹⁾ 屈颖歌¹⁾ 王平安²⁾ 夏德深¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机系 南京 210094)

²⁾(香港中文大学计算机科学与工程系 香港)

摘 要 目前左心室核磁共振图像的分割方法,大部分是半自动的,如 Snake 方法;为了能够实现全自动分割,该文先采用 SVM 对图像进行左心室定位,然后用水平集(Level Set)方法进行分割.针对水平集符号距离函数构造计算量大的问题,提出了一种新的符号距离函数(SDF)的生成方法——中线延拓方法.它只需对图像进行一次扫描就可以生成 SDF,同时还可以记下每点对应的曲线上的最近邻点,为速度项中曲率的扩展提供条件.针对核磁共振图像成像特点,特别是对加标记线的左心室核磁共振图像,引入了块像素变差和灰度相似性的思想,对水平集方法的速度项进行了改进,提高了分割精度.该方法能全自动、快速、准确地实现左心室的分割.文中给出了合成图像和左心室核磁共振图像的分割结果.

关键词 水平集;符号距离函数;SVM;图像分割;核磁共振图像

中图法分类号 TP391

Auto Segmentation of the Left Ventricle MR Images

CHEN Qiang¹⁾ ZHOU Ze-Ming¹⁾ QU Ying-Ge²⁾ HENG Pheng Ann²⁾ XIA De-Shen¹⁾

¹⁾(Department of Computer, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

²⁾(Department of Computer Science and Engineering, Chinese University of Hong Kong, Hong Kong)

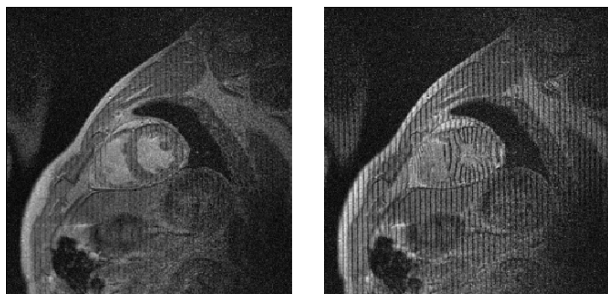
Abstract Currently the segmentation algorithms of the left ventricle MR (Magnetic Resonance) images are mostly semi-auto, such as Snake method. To realize the auto segmentation, in this paper the authors adopt SVM (Support Vector Machine) to localize the left ventricle of images, and then carry out the segmentation with level set method. As to the problem that the construction of a signed distance function (SDF) is computationally expensive, a new generation method of the SDF, namely midline extending method is introduced. The SDF can be generated simply by scanning the image for a time. In the meantime it can take down a nearest point on an initial curve for each point, which supports for extending the curvature of the speed term. Focusing on the imaging characteristics of MR images, especially on that of the left ventricle MR images with tag lines, the authors introduce the method of block-pixel variation and intensity comparability to improve the speed term of level set, so as to increase the segmentation precision. This method can automatically, quickly and accurately achieve the goal of segmentation of the left ventricle. In this paper, the segmentation results of synthetic images and the left ventricle MR images are offered.

Keywords level set; signed distance function; SVM; image segmentation; MR images

收稿日期:2003-04-13;修改稿收到日期:2005-03-28. 本课题得到香港特区政府研究资助局(CUHK 4180/01E, CUHK 1/00C)资助.
陈 强,男,1979 年生,博士研究生,研究兴趣为图像处理、计算机视觉和模式识别. E-mail: chen2qiang@163.com. 周则明,男,1966 年生,博士,研究兴趣为模式识别、医学图像分析. 屈颖歌,女,1977 年生,博士研究生,研究兴趣为医学图像处理、计算机视觉和模式识别. 王平安,男,1961 年生,博士,教授,主要研究方向为虚拟现实、三维医学成像. 夏德深,男,1941 年生,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、卫星遥感、模式识别.

1 引言

核磁共振成像(MRI)是根据生物体磁性核(氢核)在静磁场中所表现出的共振特性进行成像的技术. 磁共振图像的每个像素的灰度值与核磁共振现象(NMR)信号的强度相对应, NMR 信号越强, 它所对应的像素值越大^[1]. NMR 信号的强度与组织内的氢核密度密切相关. 对于左心室来说, 心肌含的氢核相对于血液来说要少得多, 所以在图像上心肌表现得较暗, 而心室表现得较亮(如图 1). 根据它们的灰度差异可以实现左心室分割. 但由于噪声信号的影响, 特别是成像过程中加入了标记线(tag 线), 图像变得模糊, 左心室边界也不清晰, 所以一般的分割方法效果不理想. 近年来参数活动轮廓模型(Snake)^[2]和几何活动轮廓模型(水平集)^[3]应用于未带标记线左心室的图像分割取得了较好的效果. 但 Snake 是一种半自动的方法, 且初始条件较苛刻, 凹陷区域的分割效果并不理想. 而水平集方法速度较慢, 且对纹理情况考虑较少. 这两种方法对于带标记线的核磁共振图像的左心室, 很难达到很好的分割效果. 本文将 SVM 同水平集方法相结合, 并提出了一种中心延拓的符号距离函数生成方法, 以实现全自动快速的分割. 同时根据左心室的成像特征, 对速度项的构造方法进行了扩展, 以期达到更好的分割效果.



(a) tag 线较弱

(b) tag 线较强

图 1 心脏的核磁共振图像

本文第 2 节为基于支持向量机的左心室自动定位, 为了提高定位精度, 对训练方法进行了改进; 第 3 节简单介绍水平集方法及基于中线延拓方法的符号距离函数的快速生成; 第 4 节简单介绍实现过程及具体的速度项改进措施; 第 5 节是试验结果的分析及评价; 第 6 节是结论.

2 基于支持向量机的左心室自动定位

本文采用了支持向量机的方法来自动定位包含

左心室的图像区域. 它是实现左心室自动分割的第一步, 为了提高定位精度, 对 SVM 训练方法进行了改进. 实验结果证明此方法是可行的.

2.1 支持向量机(SVM)

支持向量机算法是 Vapnik^[4]等人提出的一种基于统计学习理论的学习方法. 支持向量为训练集中一组特征子集, 使得对特征子集的线性划分等价于对整个数据集的分割.

假设现在的问题是线性分类问题, 目标是对训练数据集 $\{x_i, y_i\}, i=1, 2, \dots, n, x_i \in R^d, y_i \in \{-1, 1\}$, 假设训练集可被一个超平面线性划分, 该超平面集为 $H: (w \cdot x) + b = 0$. H_1, H_2 分别为过各类中离分类超平面最近的样本且平行于分类超平面的平面, 它们可以统一写为 $y_i(w \cdot x_i) + b \geq 1, i=1, 2, \dots, l$, 它们之间的距离叫做分类间隔. 设 w 为分类面的法向量, 于是 H_1 和 H_2 到 H 的距离为 $1/\|w\|$, 分类间隔为 $2/\|w\|$. SVM 算法寻找使分类间隔最大的分类平面, $\|w\|^2/2$ 最小的分类面, 称为最优分类超平面. 现在的问题归结为在式 $y_i(w \cdot x_i) + b \geq 1, i=1, 2, \dots, l$ 的约束下, 通过最小化 $\|w\|^2/2$, 寻找使分类间隔最大的分类超平面, 在线性不等式的约束下最小化一个二次函数, 这是一个典型的二次规划问题. 采用 Lagrange 优化方法解决这个二次规划问题, 一定存在唯一的最优解. 在解中只有一部分 Lagrange 因子 α_i 不为零, 这些不为零的 α_i 所对应的样本 x_i 就称为支持向量. 只有支持向量才会对最终

的分类面有作用. 经计算可以得到 $w^* = \sum_i^{sv} \alpha_i y_i x_i$,

$b^* = y_i - w^* \cdot x_i$, 相应的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}(w^* \cdot x + b^*) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^*\right) \quad (1)$$

对于非线性情况, SVM 的基本思想是通过非线性映射 Φ 将输入向量 X 映射到一个高维特征空间(Hilbert 空间)中, 使得样本点在这个高维特征空间成为线性可分, 然后在此高维空间中构建最优分割超平面 $f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^{SVnum} \alpha_i y_i \Phi(x) \cdot \Phi(x_i) + b\right)$. 通过引入核函数 K , 可以实现仅仅通过在原始空间中的点积运算来完成高维空间中的点积运算. 而在具体实现时, 只要知道核函数 K 即可, 不需要知道 Φ 函数的具体形式. 相应的二次规划问题的目标函数变为

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$$

$$= \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \quad (2)$$

2.2 训练过程的改进

为了提高定位的准确率,也就是提高训练算法的泛化性能,实验采取了一种改进的训练方法。

训练一个目标识别系统,这时物体图像总是包含一个背景.因为背景被认为与识别物体的类别是无关的,背景是不应该被学习的.然而,学习算法不能区分背景像素和目标像素,因此往往背景同目标一样被学习.这样,当新的不同背景的目标图像被训练时,将会引起混淆和错误.本文采用一种改进的方法,通过提高算法对数据中无关维的不敏感度来消除或减少这种泛化误差.这种方法不是依赖于改变系统,比如通过合并特定的知识到系统中^[5],或者通过集合变换不变性到系统中^[6],而是通过改变训练集本身。

为了提高数据中一些维的泛化性能,扩展训练集数据如下:假设在 N 维空间中有 k 个训练样本,并且假设 N 维中的 M 维 ($M < N$) 数据与目标识别任务无关,创建新的训练集 S_0 ,其中的 M 维无关数据被噪声数据取代,用扩大的噪声数据集 S_0 训练学习法则,在神经网络文献中多次被提到可以用来提高泛化性能^[7].这种方法的一个缺点是,为提高泛化性能而新增加的噪音样本的数目是不能预先知道的.因为数据集 S_0 的大小以 M 的值数倍增加,因此上述方法只适用于 M 较小的情况.当 M 值较大时,采用近似方法可以用来替代该方法:只应用 S_0 中两个极限点.这时训练集的大小只是原始数据集的两倍.现引入“黑/白背景”训练集,每个物体的一组样本包含两个图像,这两个图像分别具有均匀的黑色背景和均匀的白色背景,如图 2 所示。

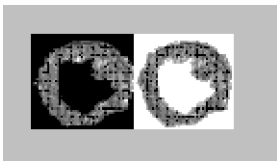


图 2 一组新的黑/白背景训练样本

这种方法的一个具体的例子^[8]如下:在 $N=3$ 的数据空间上进行模式识别任务,数据的界限为 $[a, b]^3$ (如图 3)。

假设负类样本属于 $(*, y_-, z_-)$, 正类样本属于 $(x_+, *, z_+)$, $*$ 代表训练样本中的无关维 ($M=1$)。如果从两类样本集中分别任意选取一个训练数据,产生最大间距分割平面,这个平面将会与两类样本

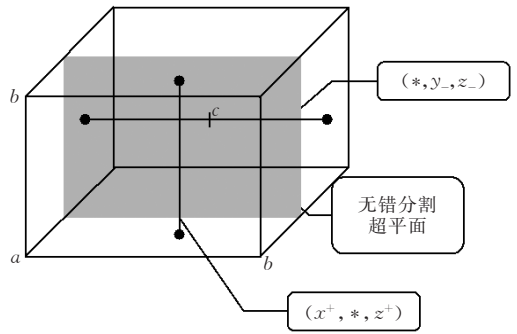


图 3 当 $M=1$ 时的一个例子(4 个黑点代表新的训练集中的 4 个数据,而原始的 2 个训练数据点可能存在于两条直线上的任意位置)

的直线相交,从而一定会有分类错误的的数据,导致数据集上风险值的增大.如果替换训练数据集中的无关维为极限值:

$$S_1 = \{(a, y_-, z_-), (b, y_-, z_-), (x_+, a, z_+), (x_+, b, z_+)\}.$$

将会找到最好的分类平面 $Z = \frac{z_- + z_+}{2}$, 这个平面将永远不会与两类样本的直线相交,这意味着它不会产生错分数据的情况,因此也会得到无错的泛化性能.值得注意的是这里的超平面如果被其它的分类器替代,那么这个结论将不再成立.例如,最近邻分类器,同样使用这种方法,将会错误地分类图 3 中的 (c, y_-, z_-) , 虽然它属于负类样本集,但是它距离 (x_+, b, z_+) 近,因此会产生错分。

训练结果如表 1 所示。

表 1 在不同背景下训练的出错率

训练背景	不同测试背景下的出错率		
	原始背景	原始+随机噪音	原始背景变暗
原始背景	4.21%	12.63%	8.6%
黑/白背景	2.96%	3.48%	3.16%

可以看到,当采用原始背景的训练数据时,错误率总是高于采用改变了背景后的训练数据的结果.人为地改变测试背景,可以看到,原训练算法对背景的改变比较敏感,而当采用黑/白背景训练时,错误率的改变只在 0.5% 左右.当然,改变了的训练集的样本数目是原始训练集数据的两倍,这会影响到训练的时间以及检测的时间,但是因为样本数目比较少,时间上的损失不是很明显。

2.3 左心室的定位

作为左心室核磁共振图像自动分割的第一步,左心室的定位精度对最终结果有较大影响,本文通过对 SVM 训练方法的改进,达到了较高的定位精

度. 实验中训练样本集为不同时间得到的左心室图像, 选取了 40 个正类样本(如图 4)和 40 个负类样本(如图 5). 其中正类样本为各个时序下包含左心室的矩形区域, 正类样本包含了 tag 线强和弱的情况; 负类样本从 MR 图像中的任何其它区域中选取, 负类样本中应尽量包含原图中容易与目标区域混淆的非目标区域; 正类样本包含了 tag 线强和弱的情况, 使得 SVM 对 tag 线的强弱不敏感, 因此对于后来的图像, 不论 tag 线的强弱 SVM 都能比较准确地识别出左心室区域. 对于不同时期的数据的识别, 如果保证相同的分辨率, 也会具有较好的泛化性能. 对于更多的新数据的情况, 更理想的方法是采用具有增量学习功能的 SVM, 见文献[9, 10], 这样可以避免因为新数据特征变化较大而导致 SVM 重新



图 4 正类样本

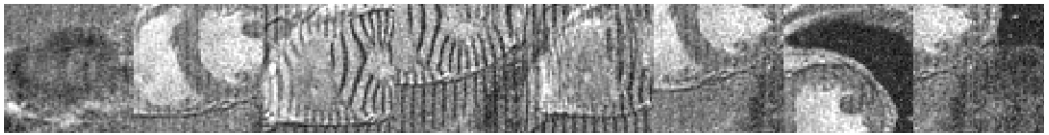


图 5 负类样本

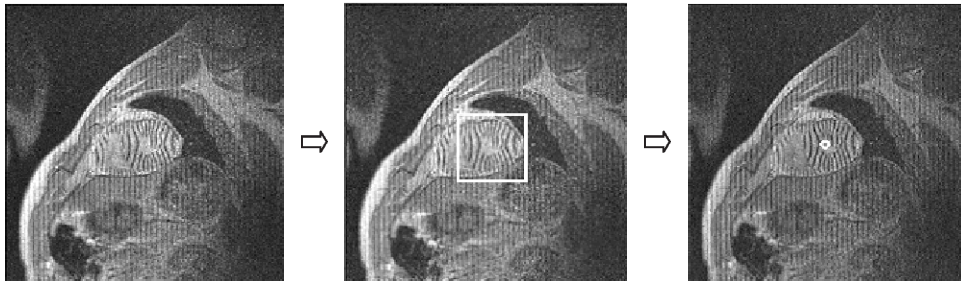


图 6 SVM 进行左心室定位及初始化轮廓线

3 水平集(Level Set)及符号距离函数生成方法

在用 SVM 实现左心室的自动定位, 并给出初始轮廓线后, 下一步是生成初始符号距离函数, 然后运用水平集方法进行左心室的分割.

3.1 水平集(Level Set)

水平集方法是 Osher^[3]等人 1988 年提出的一种零等值面方法, 它的基本思想是将二维的曲线运动跟踪转换成三维的曲面运动跟踪. 这种转换虽然使问题的求解变得较为复杂, 但它同时也有很多优

学习全部样本的问题, 只要对新数据中的典型样本进行增量学习, 就可以较好地调整分类面, 适应新数据的特征. 在识别出左心室区域后, 找到区域中心作为初始轮廓(假定初始轮廓线为圆)的中心. 由于左心室在区域中心, 所以把区域中心作为初始轮廓的中心是合理的. 对于同一位置上不同时间序列的 MR 图像, 只要确定第一幅图像的初始轮廓中心, 后续图像的初始轮廓中心可认为与第一幅相同. 图 6 为定位及初始化结果图. 从图 6 的定位结果可以看出, 在心脏收缩末期能够准确地定位, 则在心脏的扩张等其它时期也能够准确地进行定位. 在左心室定位的基础上, 左心室的分割可以仅在 SVM 确定的区域内进行, 如图 6 中间的框图所示. 这样可以减少运算量, 提高速度.

点, 最主要的优点是它能很好地处理拓扑结构的变化.

水平集的基本方程:

$$\phi_t + F|\nabla\phi| = 0 \quad (3)$$

其中 ϕ 为水平集函数, 其零水平集表示目标轮廓曲线, 即

$$\Gamma(t) = \{x | \phi(x, t) = 0\} \quad (4)$$

$|\nabla\phi|$ 表示 Level Set 函数的梯度范数; F 为曲面法线方向上的速度函数, 用以控制曲线的运动. 分割的精度取决于进化曲面何时何地地停止, 而进化曲面的停止依赖于速度项 F , F 的构造对分割结果至关重要.

水平集的初始化和重新初始化过程中都要生成符号距离函数,由于计算量较大,所以 SDF 生成方法的改进对提高水平集的效率有重要意义.李俊等人对以前的符号距离函数生成方法(如直接法, Fast Marching 方法)进行了改进,提出了源点扫描法^[11],但他需要对原图进行四次扫描才能生成 SDF.本文提出的中线延拓方法只需对原图进行一次扫描,就可以生成 SDF,同时记下每点所对应的曲线上的最近邻点,为速度项中曲率的扩展提供条件.

3.2 符号距离函数的生成

符号距离函数的生成由两部分组成:符号表的生成和距离函数的生成.符号表的生成本文采用的是四邻域的种子填充方法.由于初始轮廓线是四邻域封闭曲线,原图就可由初始轮廓线分成曲线内和曲线外两部分,所以当种子点在曲线外时,就可以找出所有曲线外的点,剩下的点就为曲线内的点.为了简化算法,可取图像左上点为种子点.

距离函数的生成采用的是中线延拓方法,基本思想为:以初始轮廓线为中心线,然后向其两侧延拓生成符号距离函数.具体算法流程为:

1. 在 SVM 定位的基础上生成四邻域封闭的初始轮廓线 *curve*.

2. 将图像上的所有的点标记为 0,表示未计算的点.将 *curve* 上点的对应距离函数值记为 0,标记为 1,表示计算过的点,并将它们自身作为最近邻点,同时把它们放入待计算矩阵 *cp* 中.

3. 如果 *cp* 非空,将 *cp* 中的点复制到临时矩阵 *temp* 中,同时将 *cp* 清空.对 *temp* 中的每一点 p_i 的四邻域点作如下操作:

- 3.1. 如果标记为 1,则不做处理;
- 3.2. 如果标记为 0,则它的距离函数值为它与 p_i 的最近邻点的欧氏距离,标记为 2,把它放入 *cp* 中,把 p_i 的最近邻点作为它们的最近邻点.
- 3.3. 如果标记为 2,则计算它与 p_i 的最近邻点的欧氏距离 *tf*,如果 *tf* 值比它的原距离函数值小,则将其距离函数值更新为 *tf*,最近邻点更新为 p_i 的最近邻点.

temp 中的每一个点都计算过后,将 *temp* 中每个点的标记改为 1.

循环以上操作,直至所有点都计算过,即 *cp* 为空.

4. 生成符号表 *tab*.

5. 将 *tab* 中的值与对应的距离函数值相乘,得到最终的符号距离函数.

从以上算法流程可以看出,生成 SDF 的同时也得到了每点所对应的最近邻曲线上的点,它可以为下面速度项中曲率项的扩展提供条件.

4 具体实现及速度项的改进

总的算法流程为:

1. 用 SVM 对左心室定位,给出初始轮廓线;
2. 初始化符号距离函数;
3. 求解 Level Set 方程;
4. 跟踪零水平集曲线;
5. 重复步 3,步 4,进入下一时间步的计算.

在应用 SVM 定位左心室的基础上,用 3.2 节介绍的方法初始化 SDF.在求解水平集方程之前,先用高斯平滑算子对原 MR 图像进行平滑,以减小噪声对图像的干扰.然后依据“双曲线守恒定律”求解 Hamilton-Jacobi 方程(3),如果符号距离函数在一定的迭代次数内变化较小,则认为曲线演化停止,则结束循环.最终的零水平曲线就是目标的边界.

速度函数的构造对于最终结果至关重要,文献[12~15]对速度项的构造进行了研究,提出了自己的构造方法.本文针对左心室核磁共振图像的成像特点,提出了相应的速度项构造方法.

4.1 速度项的改进

文献[12]中提到速度项的构造: $F = F_A + F_G$,其中 F_A 为一常量,它不依赖于波前的几何特性,但它的符号决定波前运动方向; F_G 依赖于波前的几何特性.当 $F_G = 0$ 时,构造一负速度项:

$$F_I(x, y) = \frac{-F_A}{(M_1 - M_2)} \{ |\nabla G_\sigma * I(x, y)| - M_2 \} \quad (5)$$

其中 $G_\sigma * I(x, y)$ 表示特征宽度为 σ 的高斯平滑滤波与图像的卷积; M_1, M_2 分别是图像梯度 $|\nabla G_\sigma * I(x, y)|$ 中的最大和最小值;速度项可以简单地表示为 $F = F_A + F_I$;可见当图像梯度大时,速度项趋于零.实际应用中目标边界的梯度不大可能都为相同的一个大值(M_1),即水平集在演化的过程中不大可能停止于目标的边界;对于边界模糊的 MR 图像,效果更是不理想.为此本文对 F_I 的构造进行了调整,令

$$r = \frac{|\nabla G_\sigma * I(x, y)| - M_2}{M_1 - M_2 - \delta}, \quad r = \begin{cases} r, & r < 1 \\ 1, & r \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中 $0 < \delta < (M_1 - M_2)$.通过对 F_I 这么调整后,使得目标边界的梯度值 $|\nabla G_\sigma * I(x, y)|$ 只要大于等于 $M_1 - \delta$,水平集就会停止,而不需要等于 M_1 才会停止, δ 的作用就是提升水平集停止的可能性,对于加标记线的 MR 图像取 δ 为 0.01,则改造后的负速

度项为

$$F'_I(x, y) = -r * F_A \quad (7)$$

经过修改以后,目标边界的梯度值和 M_1 较接近时, F 值就为零,演化曲线就停止.

这对于合成图像来说,只要设置合适的 δ ,就可

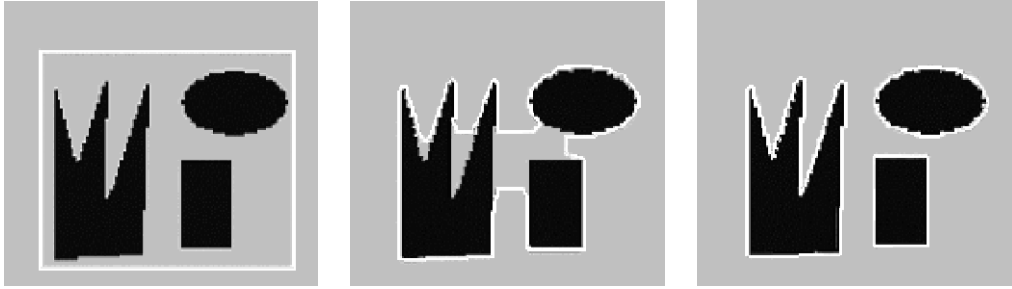


图 7 合成图像

当曲线运动与曲率有关,即 $F_G \neq 0$ 时,文献 [12,16] 中提出了基于图像梯度的停止项:

$$K_I(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|} \quad (8)$$

为了调整图像梯度对于速度项的影响,可以把它改写为

$$K'_I(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|^p} \quad (9)$$

其中常量 $p \geq 1$,当 p 越大,图像梯度对于速度项的影响越大,本文取 p 为 18;速度项 $F = K'_I(\epsilon K + F_A)$,

其中 $K = \frac{\phi_{yy}\phi_x^2 - 2\phi_x\phi_y\phi_{xy} + \phi_{xx}\phi_y^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}}$, ϵ 为常量,这里取 ϵ 为 1.

为了解决边界泄漏和过边界问题,Kichenassamy^[13]和 Yezzi^[17] 等人引入了一项依赖于边缘强度的

回溯项 $\nabla c \cdot \nabla \phi$,其中 $c(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I(x, y)|}$.

当波前在边缘附近时,为了提供一个额外的吸引力,Siddiqui^[14,18] 等人引入了依赖于面积最小化的外力

$$\frac{1}{2} \operatorname{div} \left[\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \phi \right].$$

本文针对左心室的成像特征,对速度项进行了两点改造:(1)针对加标记线的图像,引入了块像素变差(BPV)的思想,(2)引入了灰度相似性的概念.

有的图像纹理信息对分割结果影响很大,文献 [15] 利用了水平集的曲率和方向信息来分割图像.文献 [19] 中用 BPV 来提取纹理信息,对于加标记线的 MR 图像(如图 1(b)),纹理信息对于图像的分割结果起相当重要的作用.为了利用纹理信息,本文引入了 BPV 来构造速度项.

以把目标分割出来.图 7 为通过设置 $\delta = 0.23$ 后得到的结果.从结果图可以看出,水平集在演化的过程中能实现拓扑结构的变化,达到深度凹陷区域,能同时检测多个目标.很好地解决了 Snake 的拓扑结构不可变和深度凹陷问题.

$$BPV(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=y-\frac{N-1}{2}}^{y+\frac{N-1}{2}} (I(x, i) - M)^2, \quad (10)$$

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=y-\frac{N-1}{2}}^{y+\frac{N-1}{2}} |I(x, i) - I(x, y)|$$

其中 $BPV(x, y)$ 为点 (x, y) 处的 BPV 值, $1 \leq x \leq m$, $\frac{N-1}{2} \leq y \leq n - \frac{N-1}{2}$; m, n 分别为图像的高度和宽度;

N 为窗口宽度(如 7×1),这里取奇数,针对标记线的宽度 N 取 7 或 9 比较合适. $I(x, y)$ 为块中心像素的灰度值.上式的含义是:当某一点的同一行以它为中心相邻几个像素(如 3 或 4)的灰度值与这点相差大时,这一点的 BPV 值就小;反之亦然.对于加标记线的左心室 MR 图像而言,由于血液的流动,在心脏收缩末期加上的标记线在左心室内会很快衰减,直至消失;而心肌上的标记线衰减得较慢,从图 1(b) 可以清楚地看出.换句话说,左心室内的灰度变化较小,相对的 BPV 值就较大;心肌的灰度变化较大,相对的 BPV 值就较小.对于像图 1(b) 一样标记线很强的图像, BPV 值的权重在速度项的构造中应调得较大,这样才有可能当曲线运动到左心室边界时速度趋近于零,从而使进化曲线最终停止于左心室边界,实现准确地分割左心室.如果图像的特性发生了变化,则 BPV 的构造只要作相应的调整即可.比如标记线的方向改为横向,则窗口取竖向的即可.

有人用灰度相似性来分割图像^[15,20] 和重新定义 Fast Marching 方法的速度函数^[21]. 本文在运用 SVM 定位的基础上,提出了相应的灰度相似构造速度函数方法.具体方法如下:

- (1)用高斯平滑算子对图像进行滤波.
- (2)求初始曲线内的灰度均值 M_n .
- (3)对于图像上的每一点用一个 3×3 的模板

(比如 $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 4 & 8 & 4 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$)对它进行卷积,求出这一点的灰度

均值 $Lm(x, y)$,则这一点的灰度相似速度值为 $\alpha(Lm(x, y) - M_n)$,其中 α 为一常量.

它的含义为:当这一点的周围区域灰度值较大(即较亮)时,它的灰度相似速度值就较大;反之亦然.对于不同的图像,模板的选取对于分割的结果有一定的关系.当竖向标记线很强时,模板的竖向权重较横向权重相对小得多,这样可以减小标记线对灰度相似速度值的影响;如果标记线为横向的,则模板的横向权重较竖向权重相对要小.上述依据灰度相似构造速度函数是基于如下假定:当这一点的周围区域灰度值越大时,它越有可能位于左心室内部.

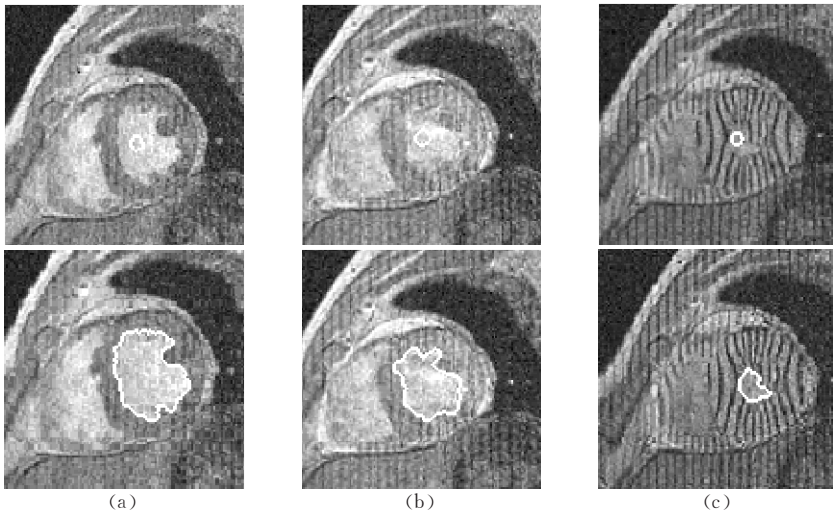


图 8 带竖向标记线的 MR 图像分割结果

表 2 参数设置

	α	β	μ	γ	迭代次数
(a)	0.5	2	0.002	200	250
(b)	0.7	3	0.002	250	250
(c)	0.8	5	0.0025	280	150

注:取空间步长 1,时间步长 0.001, $F_A = -20$.

从表 2 的参数设置可以看出:针对标记线较弱的情况,常量 γ 调得相对较小,使块像素变差项的作用减弱;而针对标记线较强的情况,常量 γ 调得相对较大,使块像素变差项的作用增强.这样可以比较合理地减小标记线对分割结果的影响.如果左心室内部灰度比较均匀,而且较心肌亮得多,则可以将常量 α 调得大一点,这样可以使演化曲线快速地到达并

根据 MRI 成像特点,左心室较心肌要亮,所以以上假定是合理的.通过 SVM 初始定位于左心室内部,演化曲线能较快地找到左心室心内膜边界.

最终速度项为

$$F = K'_1(\epsilon K + F_A + F'_1) + \beta \frac{(\nabla c \cdot \nabla \phi)}{|\nabla \phi|} + \mu \operatorname{div} \left[\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \phi \right] + \gamma(BPV) + \alpha(Lm - M_n) \quad (11)$$

其中常量 $\alpha, \beta, \mu, \gamma$ 可以根据图像的性质进行相应的调整.

5 实验结果的分析及评价

本文对带竖向标记线的核磁共振图像进行了实验.图 8 为分割结果,图 8(a)~(c)为同一图像层的不同时间序列图像,其标记线越来越强,初始轮廓线位置基本相同.表 2 为各个参数的设置情况.

停止于目标边界;如果左心室内部灰度变化很大,或出现黑斑,则常量 α 不应调得太大,否则会阻止曲线演化到目标边界.如果标记线很弱,左心室内轮廓较清晰时,可以适当减小 α 和 γ 的值,使 $(Lm - M_n)$ 和 (BPV) 项的作用减弱,仅依靠传统的速度项就能达到很好的分割效果.另外依赖于面积最小化的外力项 $\operatorname{div} \left[\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \phi \right]$ 的作用在实验中起得效果较小,在实际应用中可以将 μ 设为一个较小量.

设计算机得到的左心室轮廓线为 P ,手工分割结果为 H .本文使用 P 和 H 间平均绝对距离^[22] (MAD)对实验结果进行评价.

$$e(\mathbf{P}, \mathbf{H}) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(\mathbf{p}_i, \mathbf{H}) + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d(\mathbf{h}_i, \mathbf{P}) \right\} \quad (12)$$

其中 $\mathbf{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, $\mathbf{H} = \{h_1, h_2, \dots, h_m\}$ 分别为轮廓线上点的坐标, $d(\mathbf{p}_i, \mathbf{H})$ 表示点 \mathbf{p}_i 到 \mathbf{H} 上最近邻点的距离:

$$d(\mathbf{p}_i, \mathbf{H}) = \min_j \|\mathbf{h}_j - \mathbf{p}_i\| \quad (13)$$

表 3 为图 8 中分割结果同手工分割结果间的 MAD 评价结果.

表 3 本文分割结果同手工分割结果间的平均绝对距离(单位:像素)

	MAD
(a)	0.6365
(b)	1.4460
(c)	0.7304

6 结 论

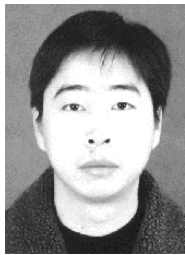
本文在 SVM 定位的基础上结合 Level Set 方法给出了一种全自动的 MR 图像的左心室分割方法. 为了加快速度可以把计算区域限定在 SVM 确定的区域内, 并提出了一种新的符号距离函数生成方法. 为了提高分割精度, 在对平滑后的图像用 Level Set 进行分割时, 依据 MR 图像的成像特点对速度项进行了改造和扩充. 本文从心肌与心室的灰度差异角度考虑, 引入了灰度相似性来构造速度项; 从纹理的角度考虑, 对加 tag 线的 MR 图像进行分割时引入了块像素变差来构造速度项. 对于其它的图像, 如果纹理信息对于分割结果有较大影响, 可以引入纹理信息(如对比度、熵等)来构造速度项. 对于不同的图像, 特别是当图像的特性发生较大变化时, 需对相应的参数进行调整. 目前参数的调整是手工进行的, 能否实现参数设置的自动化或减弱参数对分割结果的影响是有待进一步研究的.

致 谢 作者感谢香港威尔士亲王医院提供了实验用的心脏 MR 图像, 感谢博士研究生王元全、孙越泓、汤敏有益的讨论和帮助!

参 考 文 献

- Zhao Xi-Ping. Principle, Equipment and Applications of Magnetic Resonance Imaging. Beijing: Science Press, 2000(in Chinese)
- 赵喜平. 磁共振成像系统的原理及其应用. 北京: 科学出版社, 2000)
- Witkin K. A., Terzopoulos D.. Snake: Active contour models. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321~331
- Osher S., Sethian J. A.. Fronts propagation with curvature-dependent speed; Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12~49
- Vapnik V.. The Nature of Statistical Learning Theory. New York: Springer-Verlag, 1995
- Schölkopf B., Simard P., Smola A., Vapnik V.. Prior knowledge in support vector kernels. In: Proceedings of the Neural Information Processing Systems, Denver, Colorado, United States, 1997, 640~646
- Schölkopf B., Burges C., Vapnik V.. Incorporating invariances in support vector learning machines. In: Proceedings of the Artificial Neural Networks, Berlin, 1996, 47~52
- Arbib M. A.. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. Cambridge, MA: MIT Press, 1995
- Roobaert D., van Hulle M. M.. View-based 3D object recognition with support vector machines. In: Proceedings of the IEEE Neural Networks for Signal Processing Workshop, Wisconsin, USA, 1999, 23~25
- Xiao Rong, Wang Ji-Cheng, Zhang Fa-Yan. An approach to incremental SVM learning algorithm. In: Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, Vancouver, British Columbia, Canada, 2000, 13~15
- Cauwenberghs G., Poggio T.. Incremental and decremental support vector machine learning. In: Proceedings of the Neural Information Processing Systems 13 (NIPS). Denver, CO., 2000, 409~415
- Li Jun, Yang Xin, Shi Peng-Fei. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(11): 1175~1183(in Chinese)
(李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法. 计算机学报, 2002, 25(11): 1175~1183)
- Malladi R., Sethian J. A., Vemuri B. C.. Shape modeling with front propagation: A level set approach. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1995, 17(2): 158~175
- Kichenassamy S., Kumar A., Olver P., Tannenbaum A., Yezzi A.. Conformal curvatures flows: From phase transitions to active vision. Archive of Rational Mechanics and Analysis, 1996, 134(3): 275~301
- Siddiqui K., Lauriere Y. B., Tannenbaum A., Zucker S. W.. Area and length minimizing flows for shape segmentation. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 433~443
- Chan T. F., Vese L. A.. Active contours without edges. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266~277
- Suri J. S., Liu K., Singh S., Laxminarayan S. N., Zeng X.,

- Reden L. . Shape recovery algorithms using level sets in 2-D/3-D medical imagery: A state-of-the-art review. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2002, 6(1): 9~12
- 17 Yezzi A. , Kichenassamy S. , Kumar A. , Olver P. , Tannenbaum A. . A geometric snake model for segmentation of medical imagery. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, 16(2): 199~209
- 18 Siddiqi K. , Tannenbaum A. , Zucker S. W. . Hyperbolic smoothing of shapes. In: *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Bombay, India, 1998, 215~221
- 19 Looney C. G. . *Pattern Recognition Using Neural Network*. New York: Oxford University Press, 1997
- 20 Mumford D. , Shah J. . Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577~685
- 21 Zhu Fu-Ping, Tian Jie, Lin Yao, Ge Xing-Fei. Medical images segmentation based on Level Set method. *Journal of Software*, 2002, 13(9): 1866~1877(in Chinese)
(朱付平,田 捷,林 瑶,葛行飞. 基于 Level Set 方法的医学图像分割. *软件学报*, 2002, 13(9): 1866~1877)
- 22 Mikić I. , Krucinski S. , Thomas J. D. . Segmentation and tracking in echocardiographic sequences: Active contours guided by optical flow estimates. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17(2): 274~283



CHEN Qiang, born in 1979, Ph. D. candidate. His current research interests include image processing, computer vision and pattern recognition.

ZHOU Ze-Ming, born in 1966, Ph. D. . His current research interests include pattern recognition and medical image processing.

Background

The research is a part of the project "Motion Reconstruction of Left Ventricle From Tagged MR Images" supported by the Chinese University of Hong Kong fund from HKSAR Government under grant No. 4180/01E and 1/00C, which is a collaborating project between the Nanjing University of Science & Technology and the Chinese University of Hong Kong. The purpose of this project is to describe the

QU Ying-Ge, born in 1977, Ph. D. candidate. Her current research interests include medical image processing, computer vision and pattern recognition.

HENG Pheng Ann, born in 1961, Ph. D. , professor. His main research interests include visual reality and 3D medical imaging.

XIA De-Shen, born in 1941, professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include image processing, satellite remote sense image analyzing and pattern recognition.

movement of the left ventricle, and reconstruct the movement using the visualization technique. It includes the image segmentation, noise removing, tag tracking, motion reconstruction and visualization. The paper is intended to segment the left ventricle accurately which is the premise of the motion reconstruction. The project has been studied for about three years, and twenties of papers have been published.