

基于统计先验形状的水平集图像分割综述

董建园 郝重阳

(西北工业大学电子信息工程学院 西安 710072)

摘要 对于图像分割来说,常常需要结合尽可能多的先验信息来分割感兴趣组织。对基于统计先验形状的水平集图像分割方法进行了综述。该分割模型的特点是能量函数由两部分组成:首先是基于图像的梯度或区域灰度的数据项;第二项是先验形状项,对处理因遮挡、噪声和裂口而导致的信息缺失的图像具有鲁棒性。深入讨论了如何从感兴趣组织的训练集中构建一个压缩的形状表达——隐含形状模型;如何构建既包括使全局形状一致的隐含曲面约束,又保持了水平集捕捉局部形变的能力的基于先验形状的水平集图像分割模型;介绍了形状对齐和一致性等关键问题。最后指出了目前存在的问题和进一步的发展方向。

关键词 先验形状,主成分分析,最大后验概率,水平集

中图法分类号 TP391.41, TN911.73 **文献标识码** A

Review of Statistical Shape Prior-based Level Set Image Segmentation

DONG Jian-yuan HAO Chong-yang

(Institute of Electronic and Information Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract Image segmentation problem often demands the incorporation of as much prior information as possible to help the segmentation algorithms extract the tissue of interest. The model of image segmentation based on statistical shape prior level set was reviewed. The feature of mode is the energy function of the model composed by two terms. The first one is data term based on the image gradient or region gray intensity, the second one is the shape prior term which provides robustness against missing shape information due to cluttering, occlusion and gaps. How to construct the implicit shape model which aims to extract a compact representation for the structure of interest from a set of training examples, how to construct the evolve model to constrain an implicit surface to follow global shape consistence while preserving its ability to capture local deformation were discussed intensively. The key problems such as shape registration and the correspondence problem were introduced. Finally the open issues and possible future research directions were pointed.

Keywords Shape prior, Principal component analysis, Maximum a posteriori (MAP), Level set

1 引言

图像目标和背景具有非常相似的灰度特征(医学图像),感兴趣区域受到噪声干扰或部分遮挡,很多分割方法都不能得到期望的分割结果而失败。这是因为各自的关于图像的低层次特性(如边界、灰度)的假设,要么是不充分的,要么是无效的^[1]。

这样的分割问题是一个病态的问题,需要结合被分割目标的先验信息。基于模型的分割目标是根据预先定义的特性从一幅图像中提取感兴趣的特定区域。当使用先验信息进行图像分割时,可以利用局部的几何特征(曲率、光滑约束)。局部分割模型非常高效,而全局信息(先验形状)对处理有遮挡、噪声和目标形状变化的图像更具鲁棒性。

由 Kass 提出的蛇模型/活动轮廓^[2]在图像分割领域是一个重大突破。这个模型的原理就是寻求沿分割曲线定义的能

量函数最小值。其基本思想是使初始曲线在外部约束力(如边缘)和内部约束力(如光滑性)的相互作用下进行演化,直至它满足一定的收敛条件停止在图像的边缘,实现图像的分割。

在蛇模型分割方法中,最具挑战性的是如何选择适当的参数来描述感兴趣区域的边界。这一选择涉及到函数的自然特性、控制点数、采样规则以及演化曲线的重新参数化。水平集方法是将 n 维曲面的演化问题转化为 $n+1$ 维空间的水平集函数曲面演化的隐含方式来求解,其主要优势在于它的非参数化、自动处理拓扑结构的变化,捕捉局部形变及提供一个自然的方法来估计演化曲线的几何特性(如曲率)。然而,处理有噪声、不完整的数据的图像却是它的缺点。

而基于先验形状的水平集图像分割方法既包括使全局形状一致的隐含曲面约束,又保持了水平集捕捉局部形变的能力。经典的处理过程为:首先在水平集空间利用一样本集构造一个形状模型,此形状模型使用变分框架由隐含函数来描

到稿日期:2009-02-25 返修日期:2009-05-05 本文受国家博士点基金项目(20040699015)资助。

董建园(1971-),男,博士生,副教授,主要研究方向为图像分割、可视化技术, E-mail: har@yeah.net; 郝重阳(1940-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为虚拟现实技术、图像图形工程与模式识别。

述先验形状的变化。然后模型引入能量函数作为先验形状项,该项目的目的是使演化曲线与形状模型的距离最小。

当然,在引入形状驱动约束以前,应首先构建形状特性模型。最具挑战性的是如何在形状空间构建概率分布,接着是如何将统计形状信息结合到分割过程中。

2 形状模型构建

采用一系列的点来表达先验形状,是一个最简单的办法。关于这个问题的早期工作涉及基于标记的形状表达,它基于一个形状训练集,利用主成分分析法来构建典型的形状和形状的变化^[3]。标记法的缺点是形状分析的性能依赖于点标记的质量,手动确定这些点,工作量巨大且易出错,尤其是在处理三维物体时。现在,越来越多的兴趣集中在利用水平集来描述先验形状^[1,4,5]。

在形状描述方面,利用水平集建模呈现以下特点。首先,它是一种隐含的和内在的表达方式,独立于轮廓的参数化,并能自动处理拓扑结构的变化。其次,它提供一个自然的方法来估计形状的几何特性(如曲率和法向量),而水平集函数常常由定义在图像空间的符号距离函数来描述。最后,这种形状表达方式与曲线演化的水平集变分模型相一致,可以自然地融合于活动轮廓分割框架^[6]。

为了将形状信息结合到图像分割过程中,Leventon^[5]选择符号距离函数来描述曲线/曲面(先验形状),采用概率论的方法计算一给定训练样本集的先验形状差异,从而构建形状模型。

将训练集中的每个曲线看成是高维曲面 ϕ 的零水平集,然后 ϕ 被等间隔采样。选择 ϕ 为符号距离函数,即每个点到曲线的最短距离,曲线内部点的距离为负值。于是训练集 $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n\}$ 由一系列的曲面(距离函数)构成,每个曲面可以看成是一个高维空间的一个点。形状模型构建的目标是寻找这些曲面的概率分布。

由于符号距离函数由零水平集唯一确定,每一个距离函数中包含了大量的冗余信息,Leventon^[5]采用主成分分析构建形状模型。首先计算平均形状 $\bar{\phi}$:

$$\bar{\phi} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \phi_i \quad (1)$$

从每个 ϕ_i 中减去 $\bar{\phi}$,得到偏离平均图 $Y_i, Y_i = \phi_i - \bar{\phi}$ 。对 Y_i 进行 $N = N_1 \times N_2$ 个点的采样,把 Y_i 所有的列先后串联起来,作为一个列向量,置于 $N \times n$ 维的矩阵 M 中, $M = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n]$ 。

定义矩阵 $\Sigma = \frac{1}{n} MM^T$,利用奇异值分解, $N \times N$ 维的矩阵 Σ 可分解为:

$$\Sigma = \frac{1}{n} MM^T = UAU^T \quad (2)$$

其中, $A(n \times n$ 维)是由矩阵的特征值构成的一个对角矩阵, $U(N \times n$ 维)是由矩阵 Σ 的特征向量构成的矩阵。那么,对于一个新的形状 ϕ (同类物体),可以由 k 个主成分特征值构成的 k 维向量 α 来描述。

$$\alpha = U_k^T (\phi - \bar{\phi}) \quad (3)$$

其中, U_k 是一个由 U 的前 k 列组成的矩阵。而对于一个给定的向量 α ,一个形状 ϕ 的估计值为:

$$\phi^* = U_k \alpha + \bar{\phi} \quad (4)$$

在由 α 描述的形状服从高斯分布的假设下,可以计算一个给定的形状的概率^[5]:

$$P(\alpha) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^k |A_k|}} \exp\left(-\frac{1}{2} \alpha^T A_k^{-1} \alpha\right) \quad (5)$$

其中, A_k 是由 A 的前 k 行和列组成的矩阵。

然而这一技术有两个主要的缺点。第一,这种方法把符号距离函数看成是线性向量空间的元素,实行像平均这样的运算。然而符号距离函数空间是一个非线性的,对于线性的运算是非闭的。例如,通常用符号距离函数的平均来得到中间形状,而它已不是符号距离函数。利用线性的分析工具,如主成分分析,会导致形状模型的不一致性^[6]。第二,这些方法只能处理形状概率密度函数为单峰分布的情形,如为高斯分布,而不能处理多峰分布(像手写数字)。为此,针对上述问题提出了各种改进的方法。

Kim^[7]等提出了从形状训练样本集构建非参数化的形状概率密度函数。该方法认为训练样本的分布是未知的,通过将 Parzen 密度估计扩展到形状空间来估计形状样本的基本分布。基于这个非参数先验形状,文献^[7]将基于形状的分割问题看成是最大后验估计问题。以训练样本形状和待分割物体之间距离的方式,使非参数先验形状结合到分割过程中。

Cremers^[8]等人通过将核密度估计的概念引入基于水平集形状表达领域,提出了统计先验形状模型。与已有的形状先验水平集分割方法不同的是,该模型可以近似估计形状集的任意分布,而且它的方程不要求嵌入函数是一个符号距离函数。

下面,介绍如何将统计形状信息结合到分割过程中。

3 演化模型

给定了形状的描述(k 维向量 α)和关于 α 的概率分布以后,形状先验信息就可以融合到分割过程中。它通过在水平集演化方程中添加一全局形状信息项,使得曲线向最大后验估计形状和位置演化。如 Leventon^[5]构建基于先验形状的测地活动轮廓分割模型,其测地活动轮廓的分割方程如下:

$$\frac{\partial g}{\partial t} = g(c+k) |\nabla \phi| + \nabla \phi \cdot \nabla g \quad (6)$$

其中, K 是曲率, C 是膨胀力, g 是图像梯度的函数(如 $g = \frac{1}{1+|\nabla I|^2}$)。

在曲线演化的每一步,使用最大后验概率方法来估计分割曲线的形状参数 α 和姿态参数 p 。而最终分割曲线可以通过 α 和 p 计算得到。

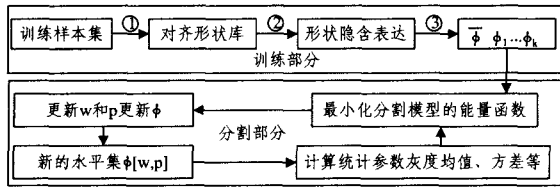
设 ϕ' 为估计的最终分割曲线。给定 t 时刻曲面,基于测地活动轮廓(局部梯度)和全局形状信息的演化模型为:

$$\phi(t+1) = \phi(t) + \lambda_1 (g(c+k) |\nabla \phi|) + \nabla \phi(t) \cdot \nabla g + \lambda_2 (\phi'(t) - \phi(t)) \quad (7)$$

其中, λ_1 是迭代的时间间隔, λ_2 是最大后验估计信任度, $\lambda_2 \in [0, 1]$ 。这两个参数起平衡形状模型和梯度-曲率模型的作用。

即使图像存在噪声,这一模型也可以使最终分割曲线鲁棒地收敛在图像的边缘。由于演化方程中的演化对象 ϕ 为距离函数,使得选择符号距离函数来描述全局先验形状信息可以很好地与曲线演化方程融合到一起。而且,这一形状表达对轻微的形状不对齐不敏感,从而免去精确的一致性问题的。

Tsai 等人的演化模型与 Leventon 相比更进一步。Tsai 等^[6,9]将 Leventon 的统计形状模型与简化版的 Mumford-Shah 函数相结合,来分割图像中已知类型的目标。Tasi^[6]等人将他们的基于先验形状的水平集图像分割框架算法分为两部分——训练和分割(形状模型构建和曲线演化,如图 1 所示)。



①形状对齐;②计算符号距离函数;③求平均形状和特征形状

图 1 Tasi 的基于先验形状的水平集图像分割框架

训练部分:包括形状对齐和构建参数形状模型。对于一个给定的训练形状集,通过最小化对齐模型能量函数使形状对齐(应用梯度下降法,具体内容见文献[6]),并计算每个形状对应的符号距离函数。然后应用主成分分析法得到当前形状集的平均形状 $\bar{\phi}$ 和特征形状 ϕ_i (将矩阵 U 的第 i 列 U_i 再按 $N \times N$ 结构排列即可得到 ϕ_i),而平均形状和特征形状用来构建参数形状的隐含描述:

$$\phi[w, p](x, y) = \bar{\phi}(x', y') + \sum_{i=1}^k w_i \phi_i(x', y') \quad (8)$$

其中, $\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = T[p] \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$, w 为形状参数(不同于 α), p 为姿态

参数。 $T[p]$ 为用于将训练集中的形状对齐的转换矩阵,它是平移矩阵、尺度矩阵和旋转矩阵这 3 个矩阵的乘积^[6]。

分割部分:应用梯度下降法最小化基于区域的水平集分割模型的能量函数(Chan-Vese 模型、二值平均模型等),计算隐含表达形状的参数 w 和 p 。在每一迭代步骤,更新 w 和 p ,产生新的水平集 $\phi[w, p]$,而分割曲线 C 是由这个新水平集隐含表达的。然后在新的分割曲线基础上计算曲线内部和外部的统计参数(如灰度均值、方差等),这些统计参数用于更新 w 和 p (下一次迭代)。如此一直迭代到分割曲线收敛。

此外,还有很多学者提出了他们自己的分割模型。

Paragios 和 Rousson^[10,11]从一个训练集构建了一个新的水平集形状表达。他们将之用于两个形状的非刚性配准,并用一修改版的测地活动区域模型进行物体分割。

将先验形状与测地活动轮廓相融合,Chen^[12,13]提出了一个变分模型。该模型由通过先验形状计算得来的形状项和测地活动轮廓项组成,可以同时实现配准和分割。与 Leventon 方法不同的是,Chen 的形状模型不是基于概率性问题,而是通过计算一个刚性配准的训练样本集曲线的平均值来表达形状模型。

Bresson 等人^[14]提出了一个变分分割模型,该模型由活动轮廓、先验几何形状和 Mumford-shah 函数来构建。它将 Leventon 的统计形状模型与 Chen 等^[12,13]人提出的能量形状项进行集成,定义能量函数的形状项 E_{shape} 为一个基于形状的函数。该函数依赖于活动轮廓、主成分分析特征向量和几何转换矩阵,度量了分割轮廓和先验形状(基于主成分分析的表达)差异。Bresson 用 Chen 的模型而不是 Leventon 的最大后验概率方法,来计算空间几何转换矩阵和特征向量,这实际上

是对 Chen 的工作的扩展。并在此基础上,实现了先验形状集成到基于区域的分割模型的图像分割,如基于 Mumford-shah 模型。

Cremers 等人^[15-17]改变了 Mumford-Saha 函数,使之与参数化形状的统计模型相结合,来分割有误导信息的图像(噪声、遮挡、很强的混乱背景)。关于形状模型,在文献[15]中他们假设训练形状服从多元的高斯分布,并在文献[16]中通过对主成分分析核的扩展构建非线性统计形状模型。

陈^[18]用期望最大算法求得图中每点属于分割目标的后验概率,通过此 posterior 概率构造伪灰度图像,来代替原来的灰度图像,以达到目标与背景呈阶跃分布的目的。陈利用该方法从左心室 MR 图像提取外轮廓,但该方法基于先验形状为高斯分布的假设,且先验形状的表达不是基于水平集的隐含表达,而是基于轮廓曲线上的一些控制点来表达形状。此外,尚^[19]把形状先验知识表达成一种速度场,把此速度场嵌入到几何主动轮廓模型中,指导图像的分割。

4 一致性问题

在构建形状模型时,形状对齐是一个必需的步骤,应将训练样本中不同姿态的形状对齐于一个共同的姿态。只有这样才能构建一个有意义的模型,然后才能寻求一个压缩表达以嵌入先验信息。与先验形状相比,图像中的分割目标可能有不同的大小和朝向,在基于先验形状的水平集图像分割过程中,也需要将先验形状与分割目标对齐。这两者之间的转换参数是未知的,但它的形式是可知的^[4],即待分割目标是先验模型的相似变换。这种约束可能有两种选择:第一种是形状约束的曲线演化,如在文献[5, 11, 13]中所表达的演化水平集和先验形状之间的转换;第二种是不考虑曲线演化,而是优化一个给定参数模型的参数,使之与图像相匹配,见文献[6, 20]。

Cremers^[8]等人提出一种内在的对齐方法来解决姿态的估计问题。该方法非常巧妙,不需要再直接估计转换矩阵(转移矩阵和尺度矩阵)参数。Cremers 定义能量函数为形状先验项与数据项的加权和,见式(9)。其中,数据项与 C-V 模型^[21]一致。同时定义形状能量项为给定的先验形状(通过 ϕ_0 描述)和演化曲线 ϕ 之间的距离,见式(10)。内在的形状对齐步骤包含在最小化能量函数 E_{shape} 的过程中,感兴趣的读者可参见文献[8]。

$$E_{\text{total}}(\phi) = E_{\text{cv}}(\phi) + \beta E_{\text{shape}}(\phi) \quad (9)$$

$$E_{\text{shape}}(\phi) = d^2(\phi, \phi_0) = \int_{\Omega} (H(\phi(R_{\text{sc}}x + R_{\text{tr}})) - H(\phi_0(x)))^2 dx \quad (10)$$

其中, H 为 Heaviside 函数, R_{sc} 为尺度矩阵, R_{tr} 为转移矩阵。

5 存在的问题和研究前景

基于先验形状的水平集图像分割还存在一些需要进一步研究的问题。

(1) 主成分分析(PCA)的目的在于寻求两个重要的量,即均值和方差,用它们来估计分割目标训练集的概率密度函数。现有一些方法受限于先验形状为高斯分布的假设。然而,用高斯函数来描述训练集的概率密度函数,在某些情况下是不适当的(例如有肿瘤的图像)。将来的工作应将 PCA 扩展为更加精确的技术,如非参数模型。

将非参数密度估计与基于水平集的形状表达相融合,从而构建一个基于统计先验形状的水平集分割模型,以精确表达任意的形状分布。此外,通过采用非参数密度估计技术,将形状分布模型构建于曲线族之上,从而解决符号距离空间是一个非线性空间的问题。

(2) 现有的模型只能分割一个目标,丢失了水平集方法能够同时分割多个目标的强大特性。多目标分割也是一个发展方向。

(3) 将局部信息和全局信息相结合,是未来的发展方向。在图像分割中,局部模型和全局模型有各自的优势。局部模型算法可以精确地捕捉到目标边界的变化,而对于全局模型来说却很困难。全局模型可以为分割过程提供宏观的指导及空间区域的相互关系。很多局部能量函数定义为沿着演化曲线的积分,使得它很难与全局信息(比如形状)相结合。一个理想的能量函数应能将局部和全局信息相统一,最终的演化方程可以由梯度下降法来求解。

(4) 为了将先验形状与分割图像比较,对齐步骤是必需的。所以,先验形状与演化曲线的一致性要求能够被嵌入到能量函数中,这也是未来的研究方向。

总之,基于先验形状的水平集分割模型既包含全局形状约束信息,又包含局部区域或边界约束信息,因此该分割方法对处理有遮挡、噪声和信息缺失的图像有很强的鲁棒性。关键问题是如何构建形状特性模型,如何在形状空间构建概率分布,如何在水平集的基础上引入形状驱动约束。

参 考 文 献

- [1] Cremers D, Rousson M, Deriche R. Review of statistical approaches to level set segmentation; integrating color, texture, motion and shape[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 72(2): 195-215
- [2] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour Models[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 1(1): 321-331
- [3] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Active shape models—their training and application[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1): 38-59
- [4] Rousson M, Paragios N. Prior Knowledge level set represent & visual grouping[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 76(3): 231-243
- [5] Leventon M E, Grimson W E L, Faugers O. Statistical shape influence in geodesic active contour[C]// *IEEE Conference of Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*. 2000, 1: 316-323
- [6] Tsai A, Yezzi A, Wells W, et al. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(2): 137-154
- [7] Kim J, Cetin M, Willsky A S. Nonparametric shape priors for active contour-based image segmentation[J]. *Signal Processing*, 2007, 87(12): 3021-3044
- [8] Cremers D, Osher S J, Soatto S. Kernel density estimation and intrinsic alignment for shape priors in level set segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 69(3): 335-351
- [9] Tasi A, Yezzi A, Wells W. Model - based curve evolution techniques for image segmentation[C]// *IEEE Conference of Computer Vision and Pattern Recognition*. 2001: 463-468
- [10] Paragios N, Rousson M, Ramesh V. Non-rigid registration using distance function[J]. *Journal of Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 89(2): 142-165
- [11] Rousson M, Paragios N. Shape prior for level set representations [C]// *Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision* vol. 2. Copenhagen, Denmark, 2002: 78-92
- [12] Chen Y, Tagare H, Thiruvenkadam S, et al. Using prior shapes in geometric active contour in a variational framework[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(3): 315-328
- [13] Chen Y, Thiruvenkadam S, Tagare H, et al. On the incorporation of shape prior into geometric active contour[C]// *IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision*. Vancouver, Canada, 2001: 145-152
- [14] Bresson X, Vandergheynst P, Thiran J. A variational model for object segmentation using boundary information and statistical shape prior driver by the Mumford-Shah functional[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 28(2): 145-162
- [15] Cremers D, Tischhauser F, Weickert J, et al. Diffusion snakes: introducing statistical shape knowledge into the mumford-shah function[J]. *International journal of computer vision*, 2002, 50(3): 295-313
- [16] Cremers D, Kohlberger T, Schnorr C. Non-linear shape statistics in mumford-shah based segmentation[C]// *European Conference on Computer Vision*. LNCS, Vol. 2351, Copenhagen. Springer, 2002: 93-108
- [17] Cremers D. Statistical shape knowledge in variational image segmentation[D]. Department of Mathematics and Computer Science, University of Mannheim, Germany, 2002
- [18] 陈强, 王平安, 夏德深. 形状统计 Mumford-Shah 模型的 MR 图像左心室外轮廓分割[J]. *计算机学报*, 2006, 29(11): 2044-2051
- [19] 尚岩峰, 杨新, 朱铭, 等. 基于先验知识和几何主动轮廓线的三维超生瓣膜分割[J]. *生物医学工程杂志*, 2008, 25(1): 1-6
- [20] Russon M, Cremers D. Efficient kernel density estimation of shape and intensity priors for level set segmentation[C]// *IEEE Workshop on Motion and Video Computing*. Orlando, Florida, 2005: 56-61
- [21] Chan T F, Vese L A. Active Contours without edges[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277