局部统计信息驱动的主动轮廓的图像分割

摘要

本文提出了一种用于图像分割的局部统计信息驱动的主动轮廓模型。

每个不均匀对象的局部强度被建模为高斯分布。在每个局部区域中高斯分布的方法被建模为偏振场乘以反映不均匀物体的物理性质的分段常数。局部统计信息拟合能量函数用水平集函数，偏差场，分段常数和方差表示为变量。提出的模型通过高效的数值模式来实现，以确保足够的数值精度。它在许多合成图像和真实图像上验证，并且有希望的实验结果显示其在鲁棒性和准确性方面的优点。

关键词：主动轮廓模型，图像分割，偏置场参数常数，水平集

1. 引言

图像分割是许多模式识别应用中的关键问题。在过去的几十年中，已经提出了许多新颖的图像分割技术，例如基于超像素的方法，基于图切割的方法和基于主动轮廓模型的方法[1]。主动轮廓模型具有大量有希望的应用，特别是在医学成像领域。现有的主动轮廓模型通常分为两种类型：基于边缘的模型[2-4]和基于区域的模型[5-14]。前者通常利用边界信息来吸引轮廓以到达期望的边缘。 它们适用于具有强边界的图像。然而，这些模型容易遭受许多问题，例如严重的边界泄漏和对初始轮廓和噪声的高灵敏度，这导致一些不期望的效果。

基于区域的目标是依靠一些基于区域的描述符来控制轮廓演化。它们在初始轮廓定位，边界抗泄漏和基于边缘的抗噪声能力方面具有许多优点。例如，着名的C-V模型已被广泛用于分割二元相位图像，假设在每个对象区域中强度在统计上是均匀的。因此，它不能产生具有强度不均匀性的图像的期望结果。存在用于精确地分割具有强度不均匀性的对象的许多方法。参考文献[7]通过在其能量函数中引入局部项来改进C-V模型。该方法需要调整局部项的适当权重参数以进行精确分割，但是这种参数的选择是困难的。 参考文献[8] [9]提出了局部二元拟合（LBF）模型，利用局部强度手段，可以有效地处理强度不均匀性。在参考文献[10]中，提出了一个局部图像拟合（LIF）模型，它也利用强度手段，可以比LBF模型更有效，具有类似的处理强度不均匀性的能力。参考文献[11]提出局部高斯分布拟合（LGDF）模型，通过高斯分布表征局部图像强度，即使在严重强度不均匀性存在于图像中也可以产生结果。无论LBF模型，LIF模型和LGDF模型，它们仅利用图像局部区域信息，这使得它们对初始轮廓敏感。在[13]中，提出了局部强度聚类（LIC）模型。 LIC模型将局部区域平均信息相关联，局部区域平均信息被描述为将真实图像相乘的偏置场，并且因此可以有效地处理具有初始轮廓的柔性位置的强度不均匀性。然而，它不考虑不同集群中的方差，这可能导致不期望的分割。

在本文中，提出了一种用于图像分割的局部统计信息驱动的主动轮廓模型。我们使用局部区域均值和方差信息来构造局部统计信息拟合（LSIF）能量。 使用有效的数值方案来确保足够的数值精度。 实验结果表明它可以产生更好的分割。

1. 背景

2.1 LBS模型

参考文献[8] [9]提出了LBF模型，通过有效利用局部图像信息，在存在强度不均匀性的情况下对图像进行分割。LBF模型已经实现了期望的分割结果。 他们建议定义以下能量功能

公式（1）

其中v，μ，λ1，λ2是固定的权重参数。 c1和c2是局部近似轮廓内部和外部的图像强度的两个拟合函数，这使得LBF模型能够有效地处理强度不均匀性。 然而，它仅基于局部强度均值，当强度不均匀性强时，这可能导致不准确的分割。此外，c1和c2仅与局部强度信息相关，并且这可以导致对轮廓的初始化的敏感性。

2.2 LGDF模型

参考文献[11]提出了LGDF模型来处理高强度不均匀性，意图通过Guassian分布描述图像的局部强度。提出了以下能量函数：

公式（2）

其中Pi，x（i = 1,2）是概率密度函数：

公式（3）

其中ui（x）表示强度平均值，σi（x）表示标准偏差。它考虑了局部区域平均值和方差信息，因此可以准确地分割具有强强度不均匀性的图像。然而，仅利用局部强度信息，这可能导致不具有适当的初始轮廓的不期望的分割。

2.3 LIC模型

具有强度不均匀性的图像可以建模为

公式（4）

其中I表示给定图像; b表示偏置场; J表示应该是分段常数的真实信号; n表示零均值Guassian噪声。如果图像由两个区域组成，即前景Ω1和背景Ω2，则J（x）= zi。 Ωi，其中zi是常数，i = 1,2。因此，可以近似局部图像强度由b（x）zi。基于这个想法，定义了以下能量函数：

公式（5）

偏置场b与局部强度信息相关，并且与全局强度信息相关。因此，LIC模型同时考虑局部和全局强度信息，它们通过灵活初始化处理强度不均匀性。然而，LIC模型不考虑局部方差，这可能使其产生不准确的分割。

3 所提出的方法

3.1所提出方法的陈述

受LGDF模型和LIC模型的驱动，我们构建了一种新的方法，可以被认为是这两个模型的组合。我们的模型具有LGDF模型和LIC模型的优点，强大的不均匀性可以通过灵活的初始化有效地处理。 基于LGDF模型的基本框架，我们使用bz1和bz2近似强度均值，而不是u1和u2，并定义局部统计信息拟合（LSIF）能量：

公式（6）

其中P'i，x（i = 1,2）表示为：

公式（7）

电平集函数Φ能够分别表示Φ的零电平集合内部和外部的前景Ω1和背景Ω2分别为Ω1= {Φ> 0}和Ω2= {Φ<0}。 使用级别集表示，E LSIF可以重写为

公式（8）

其中M1（Φ（y））=Hε（Φ（y）），M2（Φ（y））= 1-Hε（Φ（y））常常需要长度项来规范Φ的零水平集，其由定义

公式（9）

正则化海维赛函数Hε（Φ）通常表示为

公式（10）

并且相应的Dirac函数δε（Φ）表示为

公式（11）

整体能量函数是

公式（12）

正则化海维赛函数Hε（Φ）通常表示为

公式（13）

其中μ> 0是加权参数。显然，如果我们使公式，我们的模型与LIC模型相同。然而，out模型考虑局部方差信息，这使得它具有比LIC模型更好的分割性质。

3.2所提出方法的实施

我们使用有效的数值方案[15]来实现所提出的方法，以避免重新初始化过程。需要在能量函数中增加距离正则化项。 距离正则化项定义为

公式（14）

等式（12）中的能量函数F LSIF可以被重写为

公式（15）

其中v是非负常数。 可以通过最小化该能量函数来获得分割结果。

F LSIF的最小化能够通过使用标准梯度下降法来实现。 这些变量Φ，b，z1，z2，σ1，σ2可以通过固定其他变量获得。通过固定变量Φ，b，z1，σ1，σ2，并相对于z1和z2最小化能量函数F LSIF（Φ，b，z1，z2，σ1，σ2），我们得到闭合形式的解 z1和z2

公式（16）

公式（17）

其中\*表示卷积运算符。

通过固定变量Φ，b，z1，z2，σ1，σ2并相对于b最小化能量函数F LSIF（Φ，b，z1，z2，σ1，σ2），我们得到b的最小值如下

公式（18）

通过固定变量Φ，b，z1，z2并相对于σ1和σ2最小化能量函数F LSIF（Φ，b，z1，z2，σ1，σ2），我们获得σ1和σ2的解的闭合形式 如下

公式（19）

公式（20）

保持变量Φ，b，z1，z2固定，并使能量函数最小化F LSIF（Φ，b，z1，z2，σ1，σ2）相对于Φ，对应的梯度流向为：

公式（21）

其中

公式（22）

公式（23）

程序可以归纳如下：

等式（12）中的能量函数F LSIF可以被重写为

1. 初始化级别集函数

公式（24）

其中c0是正常数，R是图像中的区域。

1. 初始化偏置场b 1，局部标准偏差σ1 =σ1和σ2 = 2。
2. 分别使用等式（15）和（16）更新z1和z2。
3. 使用等式（17）更新b
4. 使用等式（18）更新σ1，使用等式（19）更新σ2。
5. 使用等式（20）推出Φ。
6. 返回步骤3，直到Φ收敛。

4 实验结果

我们的模型被应用于分割不同模态的合成和真实图像，并分别与LGDF模型和LIC模型进行比较。 选择具有标准偏差σ的截断高斯窗K. 我们使用以下固定参数：v = 1，ε= 1，c0 = 1和Δt= 0.1。 参数N和T需要根据图像进行调整。

我们利用Jaccard相似性（JS）[16]进行比较，以定量评估这三个模型在实验中的性能。 JS可以定义

公式（25）

其中W1是分割对象，W2是背景实况。

4.1与LGDF模型的比较

图1和图2分别显示了LGDF模型和我们用于分割心脏的CT图像和脑的MR图像的方法之间的比较。使用相同的初始轮廓，其由两个模型中的蓝色曲线表示。显然，LGDF模型不能用大多数初始化来分割对象，因为它仅考虑局部强度信息，如图1（a）和图2（a）所示。我们的模型考虑了局部和全局强度信息，因此它总是检测具有不同初始轮廓的感兴趣对象，如图1（b）和图2（b）所示。

4.2与LIC模型的比较

图3，图4和图5分别示出了LIC模型和用于分割合成图像，骨的X射线图像和汽车的红外图像的所提出的模型之间的比较。 使用相同的初始轮廓。在这三个图像中出现严重的强度不均匀性。 图3（b），图4（b）和图5（b）显示了LIC模型的分割结果。显然，LIC模型不能很好地为他们工作。 相比之下，我们的模型可以产生更好的分割结果，因为它考虑局部方差信息，如图3（c），图4（c）和图5（c）所示。 JS值如图1所示。 显然，我们的模型有更好的性能。

5论文提交

提出了一种局部统计信息驱动的主动轮廓模型用于图像分割。 我们的方法使用局部和全局统计信息，这使得它更有效地处理严重的强度不均匀性。我们的模型对初始轮廓也非常鲁棒。 它使用有效的数值方法实现，以确保准确的分割结果，并避免复杂的重新初始化过程。 实验结果表明我们的方法与LGDF模型和LIC模型相比的优势。

参考文献