

文章编号: 1001-3806(2016)02-0296-07

基于相位一致性改进的活动轮廓分割模型

郑伟^{1,2}, 张晶^{1,2}, 李凯玄^{1,2}, 郝冬梅³

(1. 河北大学 电子信息工程学院, 保定 071002; 2. 河北大学 河北省数字医疗工程重点实验室, 保定 071002; 3. 河北大学附属医院, 保定 071000)

摘要: 为了实现甲状腺超声图像中结节组织的快速准确分割, 克服图像灰度分布不均匀和边缘模糊对分割结果造成的影响, 采用了基于相位一致性改进的活动轮廓分割模型。首先, 利用相位一致性边缘检测原理构造一种新的速度函数, 不仅弥补了梯度算子边缘检测中由于滤波处理造成边缘损坏的缺陷, 而且可以灵活地控制曲线演化速率; 然后, 将该速度函数乘入到无边缘主动轮廓模型的能量项中, 避免了线性组合中的权重分配问题, 同时具有全局分割能力。通过理论分析和实验验证, 改进模型的相对差异度均小于 1%, 运行时间均低于对比模型。结果表明, 新模型实现了灰度分布不均匀图像的精确分割, 同时分割效率也有所提高。

关键词: 图像处理; 甲状腺超声图像分割; 活动轮廓模型; 相位一致性; 速度函数

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi:10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2016.02.031

Improved active contour segmentation model based on phase consistency

ZHENG Wei^{1,2}, ZHANG Jing^{1,2}, LI Kaixuan^{1,2}, HAO Dongmei³

(1. College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China; 2. Key Laboratory of Hebei on Digital Medical Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China; 3. The Affiliated Hospital of Hebei University, Baoding 071000, China)

Abstract: In order to realize rapid and accurate segmentation of nodular tissue in thyroid ultrasound images and overcome the effects of uneven gray distribution and fuzzy boundary of images on segmentation results, an improved active contour segmentation model based on phase congruency was proposed. First, a new speed function was constructed by means of the principle of phase congruency edge detection. It not only made up the defect of edge damage due to filter processing during gradient operator edge detection but also controlled curve evolution rate flexibly. After that, the speed function was introduced to the energy term of active contour model without edge to avoid the problem of weight distribution in the linear combination and have global segmentation ability. Through theoretical analysis and experimental verification, the relative difference of the improved model is less than 1% and the running time is less than that of the comparison models. The results show that the new model achieves accurate segmentation of image with uneven gray distribution and the efficiency of segmentation is improved.

Key words: image processing; thyroid ultrasound image segmentation; active contour model; phase consistency; speed function

引言

世界卫生组织表明: 甲状腺疾病已成为全球五大病因之一, 预计 2020 年将跃升为第二大病因。我国约有 7000 多万患者深受甲状腺疾病的折磨。甲状腺疾病在临床上多表现为结节, 甲状腺结节是指甲状腺内的肿块, 可能是肿瘤或者囊肿, 也可能是甲状腺癌, 因

此在临床上及早认识甲状腺结节的特性, 尤其是良恶性的辨别, 对治疗方案的选择意义重大。由于超声检查技术具有实时性、无损伤性、可重复性和成本低廉等优点, 被广泛应用于甲状腺疾病检测, 同时成为甲状腺结节诊断的主要辅助手段之一。由于医学图像数据量大, 导致医生手工分割费时费力且易受主观因素影响, 因此, 结合计算机分析计算和医生实际经验的交互式分割方法在实际中得到广泛应用。

受成像原理和成像设置的限制, 医学图像大多存在灰度分布不均匀、边界不清晰、拓扑结构复杂和受斑点噪声影响等问题, 因此, 给医学图像的准确分割带来了严峻的挑战。现有的医学图像分割方法中, 传统的包括边缘检测方法^[1]、区域生长方法、阈值分割方法

基金项目: 河北大学医工交叉研究中心开放基金资助项目(BM201103)

作者简介: 郑伟(1972-), 女, 教授, 博士, 现主要从事图像处理、图像安全通信的研究。

E-mail: 147685650@qq.com

收稿日期: 2015-01-28; 收到修改稿日期: 2015-03-24

和分水岭方法等;基于特定理论的包括基于统计学分割方法^[2]、基于图论分割方法和基于活动轮廓模型的分割方法^[3-9]等。其中,基于活动轮廓模型的分割方法不仅可以自由地处理拓扑结构变化,还能获得光滑且闭合的轮廓曲线,加之有水平集方法和偏微分方程等的理论支撑,能平稳地计算出最终结果,且表达形式灵活,就模型本身而言,可实现多模型的组合优化,故应用空间更广泛。基于以上这些优点,本文中采用其中经典的无边缘主动轮廓模型^[3](C-V)作为研究对象。以往学者们针对 C-V 模型无法分割灰度分布不均匀图像的问题,大都借用 LI^[4]的局部二值拟合模型(local binary fitting, LBF)思想将图像局部信息作为局部拟合能量项,再将 C-V 模型的保真项作为全局拟合能量项,最后用两者的线性组合构成总能量泛函。在参考文献[5]~参考文献[7]中,虽然对灰度分布不均匀图像的分割效果有所提高,但是对于弱边缘图像的边缘捕捉能力不佳,同时需要人为进行权重分配,这就降低了模型的自适应能力。而参考文献[8]中将构造偏差矩阵的梯度值作为边缘引导函数引入到 C-V 模型中。参考文献[9]中将模糊隶属度构造的速度函数引入到 C-V 模型中指导曲线演化,这两种融合思想均不需要考虑权重分配问题,因此对本文中模型的构造起到了很大的启发作用。

综合以上分析,第一,为了准确捕捉目标边缘,提高灰度分布不均匀图像的分割准确性,本文中采用基于相位信息的边缘检测方法,而现有的基于边缘的活动轮廓模型仍属于基于梯度边缘检测范畴,其分割结果好坏取决于目标边界的阶跃型边缘是否理想。甲状腺超声图像灰度对比度低,边界模糊且受斑点噪声影响,除了阶跃型边缘还存在大量的线型边缘,因此使用基于梯度信息的分割模型无法实现准确分割。于是作者考虑利用相位信息进行边缘检测,相位一致性模型是 MORRONE 和 OWENS 等人在研究马赫带时提出的,首先其对图像亮度和对比度不敏感,比较符合人类的视觉特性。其次,相位边缘检测的抗噪声性能很强,而超声图像受斑点噪声影响严重,采用基于梯度算子的边缘检测时要对图像进行平滑处理,因此会造成大量边缘细节信息丢失,而基于相位信息的边缘检测不需要进行滤波预处理,故对边缘信息起到很好的保护作用。最后,相位边缘检测可以检测出线型边缘、阶跃型边缘和屋顶型边缘,而在超声图像中除阶跃型边缘外还存在很多线型边缘,因此,相位边缘检测对超声图像边缘检测能力较强。综合以上相位信息的优点,本文中首先利用相位一致性原理构造一种新的速度函数,使该速度函数在远离目标边界处时加快演化速度,

在目标边界处时为零,曲线停止演化。其次为了提高模型的自适应能力,将该速度函数以因数的形式拟合到 C-V 模型中,克服了权值分配问题。通过实验验证了本文中模型对甲状腺超声图像分割的有效性,且边缘捕捉能力也有所提高。

1 基于相位一致性改进的活动轮廓模型

1.1 C-V 模型分析

CHAN 和 VESE 提出了基于区域信息的无边缘主动轮廓模型,简称 C-V 模型,该模型将图像区域分为两个相对同质的区域,因此又称为分段常量模型,是一种全局最优的分割方法。假设 C 是图像定义域 Ω 内的一条封闭曲线, s 是曲线 C 上的点,现将 Ω 分成两个区域:曲线 C 的内部区域为 Ω_1 和曲线 C 的外部区域为 Ω_2 。则活动轮廓模型的能量泛函定义为:

$$E(C, c_1, c_2) = \nu \oint_C ds + \lambda_1 \iint_{\Omega_1} |I - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega_2} |I - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

式中, ν, λ_1 和 λ_2 是权重系数, I 表示待分割图像, c_1 和 c_2 分别为闭合曲线 C 内外部的灰度均值。等号右边第 1 项是长度项,也称平滑项,其作用是保持曲线光滑;等号右边第 2 项和第 3 项是保真项,当曲线 C 位于目标边界时,能量泛函达到最小值。

设 ϕ 是水平集函数,闭合曲线 C 是零水平集,即有 $C = \{(x, y) | \phi(x, y) = 0\}$, 并且 ϕ 是内正外负,则能量泛函的水平集表达式为:

$$E(\phi) = \nu \oint_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx + \lambda_1 \int_{\Omega_1} |I - c_1|^2 H_{\varepsilon}(\phi) dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |I - c_2|^2 [1 - H_{\varepsilon}(\phi)] dx \quad (2)$$

式中, $\delta_{\varepsilon}(\phi)$ 和 $H_{\varepsilon}(\phi)$ 是正则化函数,下标 ε 是正则化参量。曲线 C 内外部的灰度均值表达式如下:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I \cdot H_{\varepsilon}(\phi) dx}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) dx} \quad (3)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I \cdot [1 - H_{\varepsilon}(\phi)] dx}{\int_{\Omega} [1 - H_{\varepsilon}(\phi)] dx} \quad (4)$$

该模型充分利用图像全局区域信息,所以水平集的初始演化曲线的选取很灵活。从另一方面考虑,该模型假设将图像区域分为两个部分,即目标和背景,因此对目标和背景有明显灰度变化的图像分割效果较好,而甲状腺超声图像的灰度分布不均匀且对比度较低,所以无法达到令人满意的分割效果。

1.2 相位一致性分析

相位一致性是从频域的角度来分析图像灰度的突变情况,其理论基础是假设各种边缘特征类型包括马赫带出现在傅里叶谐波分量叠加最大的相位处^[10],即图像中傅里叶分量相位最一致的点为特征点。这一假设已被证明与人类视觉系统特征识别的很多心理学解释相一致^[11]。并且在检测图像边缘时比传统的梯度计算方法更可靠^[12]。MORRONE 和 OWENS 将相位一致性函数定义为:

$$p_c(x) = \max_{\varphi_n(x) \in [0, 2\pi]} \frac{\sum_n A_n \cos[\varphi_n(x) - \bar{\varphi}_n(x)]}{\sum_n A_n} \quad (5)$$

式中, A_n 表示傅里叶级数第 n 次谐波的幅度, $\varphi_n(x)$ 表示第 n 次谐波在 x 点的相位, $\bar{\varphi}_n(x)$ 表示当 $p_c(x)$ 取最大值时傅里叶变换中各局部相位的加权平均值。

然而,斑点噪声在超声图像中无处不在,且比超声图像的特征点出现概率还大,为此 KOVESI^[13-14] 指出,用补偿参量 T 作为噪声能量的估计,在对小波响应之和进行归一化之前减去噪声估计,即可消除噪声的影响。综上所述,先计算图像各个方向上的局部能量 $E_o(x)$, 同时进行噪声补偿,然后再求各个方向的局部能量之和,最后将各方向上的幅值进行归一化处理。所以,修正后的相位一致性表示为:

$$p_c'(x) = \frac{\sum_o [E_o(x) - T]}{\sum_o \sum_m A_{om}(x) + \varepsilon'} \quad (6)$$

式中, $p_c'(x)$ 是相位一致性测度, $A_{om}(x)$ 表示各方向的幅值,下标 o 和 m 分别表示小波滤波器的方向和尺度, ε' 是极小常数。采用相位一致性方法对合成图像和甲状腺超声图像进行边缘检测时,具有很好的抗噪性和多边缘检测能力,更为突出的优点是对图像亮度不敏感,克服了甲状腺超声图像灰度对比度低和边缘模糊的缺陷,可以很好地检测出结节边缘。但其不足之处是无法得到封闭的轮廓曲线,因此,本文将水平集活动轮廓模型可得到闭合曲线这一优点与相位一致性检测方法相结合,构造一种新的活动轮廓分割模型来实现甲状腺结节的有效分割。

1.3 基于相位一致性的速度函数的构造

通过以上相位一致性的分析可知,在目标边缘处也就是所有的傅里叶分量相位保持一致时取得极大值,在背景区域取得极小值,因此,从理论上讲其取值范围是 $p_c'(x) \in (0, 1)$ 。但是,在实际求解过程中,计算出的 $p_c'(x)$ 值往往近似等于 1,如若按一般的思维定义速度函数,如 $R = 1 - p_c'(x)$,那么在目标边缘处速度函数 $R \neq 0$,曲线将继续进行演化,这样就会出现

过分割问题。又考虑到目标边缘小范围附近的像素点相对应的 $p_c'(x)$ 值比较相近。所以,为了保证速度函数的完整性,则构造如下基于相位一致性的速度函数:

$$R = \begin{cases} \frac{1}{1 + p_c'}, & (p_c' < k) \\ 0, & (p_c' \geq k) \end{cases} \quad (7)$$

式中, k 是常量。该速度函数具有以下特性:(1) $R \in [0, 1]$; (2) 当演化曲线离目标边缘较远时, $p_c' \ll k$, 则 R 会逐渐变大,推动曲线向目标边缘靠近; (3) 当演化曲线接近目标边缘时, $p_c' < k$, 则 R 会逐渐变小,降低曲线演化速度; (4) 当演化曲线在目标边缘处时, $p_c' \geq k$ 即达到极大值,此时 $R = 0$, 则曲线在目标边缘处停止演化。总之,为了提高模型的边缘检测能力,同时还要根据运动轮廓与目标边缘之间的距离来控制曲线演化速率,构造基于相位一致性的速度函数,使得当相位一致性测度大于某值时,将其强制置零,停止曲线运动;当 p_c' 小于某值时,使其按照(7)式中构造的函数关系进行演化比较稳定。

1.4 本文中模型的水平集表达

针对甲状腺超声图像的灰度不均匀性、存在大量散斑噪声和结节边缘不清晰等特点,在 C-V 模型的基础上,通过引入一个基于相位一致性速度函数 R 来构建外部能量函数。为了保证曲线向内收缩和向外扩张时具有相同的运动速率,将保真项设置为相同的速率,其水平集函数表达式如下:

$$E_{\text{ext}}(\phi) = \nu \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dx + \lambda_1 \int_{\Omega_1} R |I - c_1|^2 \times H_{\varepsilon}(\phi) dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} R |I - c_2|^2 [1 - H_{\varepsilon}(\phi)] dx \quad (8)$$

另外,在曲线演化过程中,一方面为了确保水平集函数十分接近符号距离函数,特别是在零水平集附近的区域;另一方面为了避免水平集函数重新初始化,节省计算时间,为此引入惩罚函数项^[15]作为内部能量项,其水平集表达式如下:

$$E_{\text{int}}(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (9)$$

综合上述分析,本文中模型的总能量泛函表达式如下:

$$E(\phi) = E_{\text{int}}(\phi) + E_{\text{ext}}(\phi) \quad (10)$$

结合(7)式、(8)式、(9)式和(10)式,通过 Euler-Lagrange 变分法,根据梯度下降法最小化总能量泛函 $E(\phi)$,其梯度下降流方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \nu \delta_{\varepsilon}(\phi) \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \delta_{\varepsilon}(\phi) R (\lambda_2 |I - c_2|^2 - \lambda_1 |I - c_1|^2) \quad (11)$$

式中, μ 是权重系数, div 是散度算子, ∇ 是梯度算子, Δ

是拉普拉斯算子。等号右边第1项是内部能量项,使其无限接近符号距离函数以防止水平集函数重新初始化过程;第2项是平滑项,避免水平集曲线出现凹凸不平的问题;第3项是曲线演化的主要作用力,推动曲线向目标边缘处移动。

通过以上理论分析可知,本文中算法是在以 C-V 模型为原型的基础上,加入相位一致性 (phase congruency, PC) 速度函数,故简称 PCCV 模型。首先,充分利用图像相位信息,提高其边缘检测能力;然后,采用相位一致性测度构造一种新的速度函数来控制曲线演化速度,其本质是在局部范围内更精确地控制曲线的方向;而 C-V 模型可以在全局范围内控制曲线的收缩和扩张,因此具有全局分割能力,另外速度函数的加入可进一步控制曲线演化的速率,二者的结合可以起到互补和互相约束的作用,共同完成甲状腺结节超声图像的分割任务。下面通过实验对本文中模型的有效

性进行验证。

2 实验结果及分析

实验环境:Lenovo, Intel (R) Core (TM) i3 CPU 2.10 GHz, 2GB 内存, Windows7 旗舰版操作系统, 编程软件是 MATLABR2009b。参量设置为: $\nu = 0.001 \times 255 \times 255$, $\mu = 1.0$, $\varepsilon = 1.0$ 。

图1是对两幅含噪声图像进行边缘检测的实验结果对比,图1b和图1f是采用canny算子进行边缘检测,由图可知,存在冗余边缘,无法正确检测出目标边缘;图1c和图1g是梯度边缘检测,在噪声干扰小和灰度对比度高的位置可以检测出边缘,在受噪声干扰大的位置无法准确检测出边缘;图1d和图1h是相位一致性边缘检测结果,由图可知,基于相位信息的边缘检测方法抗噪声能力较强,且对图像亮度和对比度不敏感,能正确检测出目标边缘。

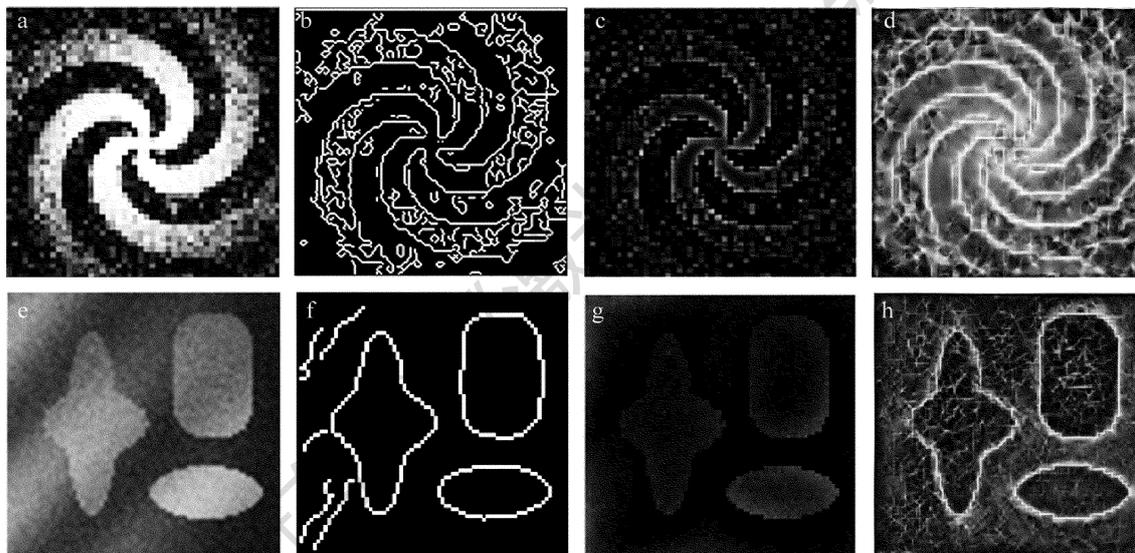


Fig. 1 Comparison of edge detection for noise images

a, e—original image b, f—canny operator edge detection c, g—gradient of edge detection d, h—phase consistency of edge detection

图2是对多边缘图像进行边缘检测的对比实验,图2b和图2f是canny算子边缘检测结果;图2c和图2g是梯度边缘检测;图2d和图2h是相位一致性边缘检测。人工合成图像含有多种形状的边缘,尤其是矩形目标之间对比度极低且边界不显著,甲状腺超声图像灰度分布不均匀且对比度低,边缘不清晰。通过实验可知,canny算子边缘检测和梯度边缘检测均没有将目标边缘完全检测出来,在对比度较低处出现漏检的情况,而基于相位一致性边缘检测可以检测出对比度低的目标边缘,该实验证明了基于相位信息边缘检测方法的优越性。

图3是参量 k 在取不同值时的分割结果,图3a~图3e是原图分割结果;图3f~图3j是二值化处理后

的图像。通过实验结果可知,当 $k \in (0, 0.2)$ 时,演化曲线会越过目标边缘,出现过分割现象;当 $k \in (0.3, 0.5)$ 时,演化曲线可以较准确地停止在目标边缘,此时分割效果很理想;而当 $k \in (0.6, 1)$ 时,演化曲线向内收缩,无法到达目标边缘,即出现欠分割现象。综合以上分析,本文中选择了 $k \in (0.3, 0.5)$ 范围内的值,可以取得较好的分割结果。

图4所用图像是一幅甲状腺肿瘤超声图像,该图像灰度对比度低且分布不均匀,结节内部回声不均匀,边界回声不清晰。其中参量 $\lambda_1 = 1.0$, $\lambda_2 = 2.0$ 。图4a是初始轮廓;图4b是手动分割结果,作为金标准;图4c是距离正则化水平集演化^[16](distance regularized level set evolution, DRLSE)模型的分割结果,得到了封

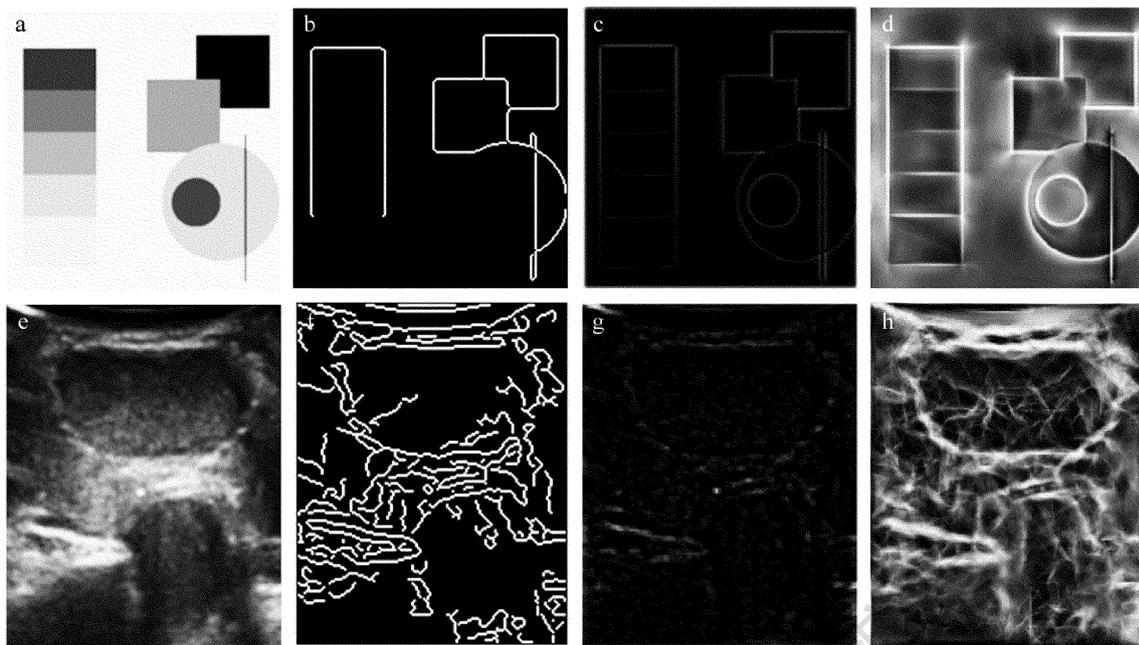


Fig. 2 Comparison of multi-edge detection

a, e—original image b, f—canny operator edge detection c, g—gradient of edge detection d, h—phase consistency of edge detection

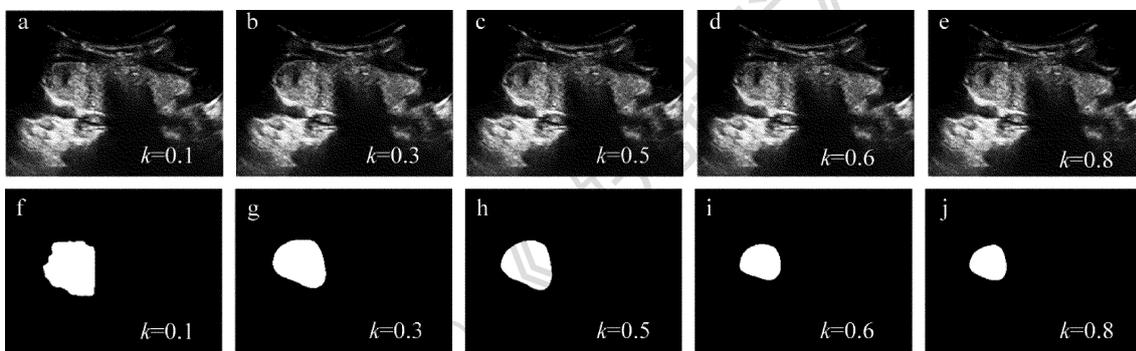


Fig. 3 Analysis of the value of k

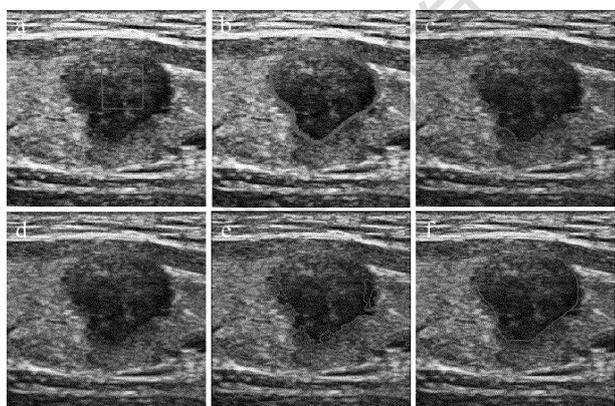


Fig. 4 Segmentation results of thyroid ultrasound image 1

a—original shape b—manual segmentation c—DRLSE model d—C-V model e—LIU's model f—PCCV model

闭的轮廓线但出现了过度分割情况,且曲线内部有空洞现象,原因是由于该图像灰度不均匀且边界不清晰,使得利用梯度信息作为边界指示函数的 DRLSE 模型无法正确检测到目标边缘,因此造成曲线在肿瘤边缘仍进行演化,出现过分割现象;图 4d 是 C-V 模型的

分割结果,该分割结果是毫无意义的,由于 C-V 模型的能量项是基于全局拟合信息构造的,因此不能分割灰度不均匀的图像;图 4e 是 LIU 等人^[6]的模型分割结果,其无法正确捕捉结节边缘,且在灰度分布不均匀处的分割结果是无效的,原因在于该模型将局部灰度信息与全局灰度均值信息进行线性组合,对于灰度分布不均的超声图像很难合理进行权重分配,因此造成分割效果很不理想;图 4f 是本文中模型的分割结果,可以看出演化曲线正确停止在目标边缘处,由于本文中采用相位信息进行边缘检测,很好地克服了图像灰度不均匀对分割造成的影响,因此分割效果很理想。

图 5 是一幅乳头状癌甲状腺超声图像,该肿瘤边界很不清晰且整体回声低。其中参量 $\lambda_1 = 1.0, \lambda_2 = 1.5$ 。图 5c 是 DRLSE 模型分割结果,出现了严重的过度分割,演化曲线无法准确停止在目标边界,因此分割效果不佳;图 5d 是 C-V 模型分割结果,演化曲线只能在灰度相对同质的区域停止,由于该图像灰度分布不均匀,因此无法得到满意的分割结果;图 5e 是 LIU 模

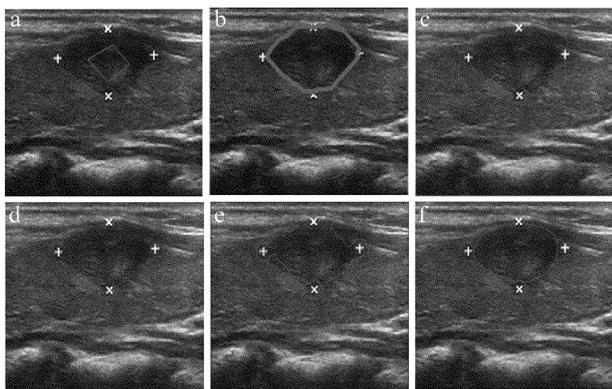


Fig. 5 Segmentation results of thyroid ultrasound image 2

a—original shape b—manual segmentation c—DRLSE model d—C-V model e—LIU's model f—PCCV model

型分割结果,该模型可以大致分割出结节轮廓,但分割结果不准确,出现了小面积的无效区域;图 5f 是本文中分割结果,演化曲线准确地与目标边缘吻合,正确地分割出乳头状癌区域,为医生的进一步诊断提供了准确的数据。

图 6 是一幅甲状腺肿瘤超声图像,其中参量 $\lambda_1 = 1.0, \lambda_2 = 1.0$ 。图 7 是一幅甲状腺恶性肿瘤超声图像,其中参量 $\lambda_1 = 2.0, \lambda_2 = 1.0$ 。从这两幅图像中可以看

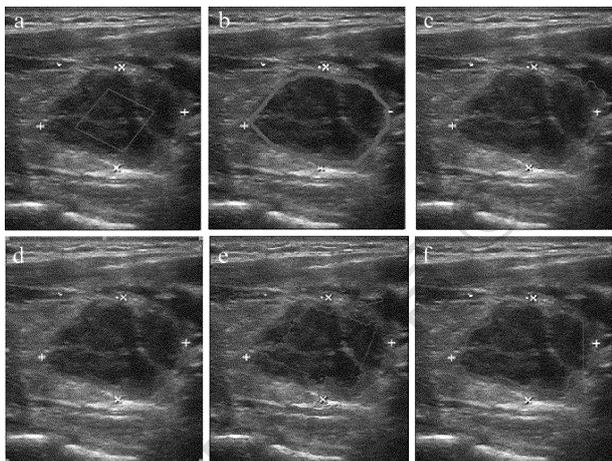


Fig. 6 Segmentation results of thyroid ultrasound image 3

a—original shape b—manual segmentation c—DRLSE model d—C-V model e—LIU's model f—PCCV model

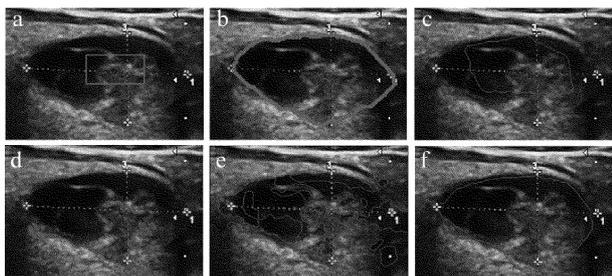


Fig. 7 Segmentation results of thyroid ultrasound image 4

a—original shape b—manual segmentation c—DRLSE model d—C-V model e—LIU's model f—PCCV model

出肿瘤形状不规则,无明显边缘,亮度对比度低。由 DRLSE 模型的分割结果可知,在局部灰度不均匀处分割曲线陷入了局部极小,且对于目标边缘不清晰的图像,曲线无法到达目标边界,这些不理想的分割结果暴露了基于梯度信息边缘检测方法的弊端,即无法检测出弱边缘且对灰度分布比较敏感。从 C-V 模型的分割结果可知,该分割结果可以说是完全无效的,对于灰度异质区域不能实现正确分割。从 LIU 的模型^[6]分割结果可知,其无法正确分割出甲状腺结节,虽然比 C-V 模型的分割效果有所改善,但同样会出现过亮或过暗的分割结果,对非同质区域分割效果较差。而从本文中 PCCV 模型的分割结果可以看出,演化曲线在肿瘤边缘处可以准确收敛,由于基于相位一致性速度函数与基于全局拟合信息共同作用,推动曲线运动达到了理想的分割效果。

表 1 是图 4 ~ 图 7 在相同初始轮廓曲线条件下的运行时间比较。由表 1 可知,本文中 PCCV 模型的演化效率略高于 C-V 模型,同时远高于 DRLSE 模型和 LIU 的模型。由于 PCCV 模型的速度函数是基于相位信息,不需要计算所有像素点的梯度值,并且曲线是靠图像的全局拟合力进行收缩或膨胀,因此提高了曲线演化的效率,证明了本文中方法的优越性和有效性。

Table 1 Comparison of running time contrast/s

	DRLSE model	C-V model	LIU's model	PCCV model
Fig. 4	25.07	14.57	17.84	6.65
Fig. 5	31.14	16.91	33.63	13.90
Fig. 6	52.66	22.72	67.66	22.86
Fig. 7	19.38	9.84	13.69	8.09

为了客观地评价分割质量,采用相对差异度^[17]来进行比较,其中 O_t 表示原图像中待分割目标的像素数, O_s 表示实际分割后目标的像素数,则相对差异度 D 定义为:

$$D = \frac{|O_t| - |O_s|}{|O_t|} \times 100\% \quad (12)$$

由(12)式可知, D 越小则分割结果相对越精确。从表 2 可知,本文中方法的相对差异度 D 小于 DRLSE 模型的 D ,同时本文中方法的相对差异度均小于 1%,说明本文中模型的分割精度比 DRLSE 模型的分割精度高。

Table 2 Comparison of relative difference degree/%

	DRLSE model	PCCV model
Fig. 4	6.84	0.12
Fig. 5	36.52	0.09
Fig. 6	19.80	0.85
Fig. 7	42.70	0.73

3 结 论

将结节部位快速准确地从甲状腺超声图像中分割出来,以辅助医生作进一步诊断具有重大意义,而超声图像具有灰度分布不均匀、边界不清晰等特性,且同时受斑点噪声影响。针对这些问题,本文中提出基于相位一致性改进的活动轮廓分割模型,先利用相位信息来检测目标边缘,进而构造一种基于相位一致性的速度函数,可根据轮廓曲线距离目标边缘的远近来自动调整演化速度;然后将该速度函数融入到 C-V 模型中,使新模型具有全局最优的分割效果,并提高了模型的自适应性。实验结果表明,本文中模型可以准确地分割出甲状腺结节目标,不仅提高了分割效率,同时也增强了边缘检测能力。

参 考 文 献

- [1] ZHANG Z S, XI J Q, LIU Y. Canny operator study based on GCV criteria and Otsu [J]. *Computer Science*, 2013, 40(6): 279-282 (in Chinese).
- [2] WANG L, HE L, ARABINDA M. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(12): 2435-2447.
- [3] CHAN T, VESE L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [4] LI C M, KAO C Y, JOHN C G, *et al.* Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York, USA: IEEE, 2007: 1-7.
- [5] WANG L, LI C M, SUN Q, *et al.* Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2009, 33(7): 520-531.
- [6] LIU R J, HE C J, YUAN Y. Active contours driven by local and global image fitting energy [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, 24(3): 364-371 (in Chinese).
- [7] ZHANG J W, FANG L, CHEN Y J, *et al.* Left ventricle MRI segmentation based on active contour model [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(11): 2670-2673 (in Chinese).
- [8] WANG X H, JIN Y B. The active contour model for segmentation of coastal hyperspectral remote sensing image [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(8): 1031-1037 (in Chinese).
- [9] CHEN K, LI B, TIAN L F, *et al.* Fuzzy speed function-based active contour model for segmentation of pulmonary nodules [J]. *Bio-Medical Materials and Engineering*, 2014, 24(1): 539-547.
- [10] MORRONE M C, OWENS R A. Feature detection from local energy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1987, 6(5): 303-313.
- [11] MORRONE M C, BURR D C. Feature detection in human vision: a phase-dependent energy model [J]. *Proceedings of the Royal Society of London*, 1988, B235(1280): 221-245.
- [12] ZHENG W, PAN Z Y, HAO D M. The improved DRLSE ultrasound image segmentation model based on phase congruency [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, 41(1): 60-64 (in Chinese).
- [13] KOVESI P. Phase preserving denoising of images [C]// *The Australian Pattern Recognition Society Conference: DICTA '99*. Perth, Australia: The University of Western Australia, 1999: 212-217.
- [14] KOVESI P. Image features from phase congruency [J]. *Journal of Computer Vision Research*, 1999, 1(3): 1-26.
- [15] LI C M, XU C Y, GUI C F, *et al.* Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]// *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York, USA: IEEE, 2005: 430-436.
- [16] LI C M, XU C Y, GUI C F, *et al.* Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [17] COLLINS D L, EVANS A C, HOLMS C, *et al.* Automatic 3-D segmentation of neuro-anatomical structures from MRI [C]// *14th International Conference on Information Processing in Medical Imaging*. New York, USA: IEEE, 1995: 139-152.