

多层 Mumford-Shah 向量值图像分割、去噪与重建模型

刘国才¹ 王耀南¹

摘要 针对多层 Mumford-Shah 图像分割、去噪与重建模型不能进行彩色等向量值图像处理的问题, 提出了多层 Mumford-Shah 向量值图像分割、去噪与重建模型和求解该模型泛函最小值的水平集逐层迭代算法. 该模型是 Mumford-Shah “最小分割问题”的向量值图像 “多层” 实现模型. 实验结果表明, 该方法不仅能够同时进行具有 T 型图像边缘或更复杂拓扑结构图像边缘的向量值图像分割、去噪与重建, 而且比 Tsai A 等人提出的多层求解轮廓和 Chan T 等人提出的多相水平集方法更简单有效.

关键词 向量值图像处理, 多层 Mumford-Shah 模型, 水平集方法, 最小分割问题, 医学图像处理
中图分类号 TP391.4

Hierarchical Mumford-Shah Model for Vector-valued Image Segmentation, Denoising and Reconstruction

LIU Guo-Cai¹ WANG Yao-Nan¹

Abstract A novel hierarchical Mumford-Shah functional model is addressed to simultaneously segment, denoise and reconstruct the data within a given vector-valued image such as a color image, and to handle important image features such as triple points and other multiple junctions, which can be seen as a hierarchical case of the Mumford-Shah minimal partition problem for vector-valued images. At the same time, a new iterative tier-by-tier algorithm based on techniques of level set is proposed to minimize the functional, which is more effective and more simply than existing algorithms such as the hierarchical approach proposed by Tsai A *et al.* and the multiphase level set methods proposed by Chan T *et al.*

Key words Vector-valued image processing, hierarchical Mumford-Shah model, level set methods, minimal partition problem, medical imaging

1 引言

Mumford-Shah 图像分割、去噪与重建模型用一个广义图像能量泛函最小值问题 (1) 描述图像分割 (目标检测)、去噪 (平滑) 与重建这三个基本问题^[1,2]. 式 (1) (式 (1)~式 (5) 见下页底部) 中, Ω 是图像域, u_0 是观测到的图像; u 是可能被噪声污染的图像 u_0 的 “最优” 分段光滑近似; C 是 u_0 边缘的连续封闭曲线近似, 且 u 仅在 $\Omega \setminus C$ 处是光滑的; μ, ν 为加权系数, H^1 是一维 Hausdorff 测度. 如果限定 “最优” 分段光滑近似图像 u 为分段常数, 即在 $\Omega \setminus C$ 的每个连通子区域 Ω_i 内, $u = c_i$ (常数), 则得到所谓的 “最小分割问题” (2), 且对给定的闭集 C , 使式 (2) 成立的 c_i 为 u_0 在 Ω_i 内的平均值.

刘国才等人对最小值问题 (1) 和 (2) 解的存在

性和规范化理论研究情况进行了概述^[3]. 由于一维的 “图像边缘” C 未知, 且这些最小值问题均为非凸的, 因此很难找到问题 (1) 和 (2) (见下页) 的全局最小解. Chan T 等人提出了一种不依赖图像边缘的向量值图像活动轮廓模型 (3)^[4]. 当 $\nu = 0, \lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 时, 它是向量值图像的二值 “最小分割问题” (2). 该模型用蛇或活动轮廓曲线 C 描述向量值图像 u_0 的边缘 (连续封闭曲线近似), 并采用 “水平集” 方法求解^[5]. 对多相的向量值图像, 如具有 T 型图像边缘或更复杂拓扑结构边缘的向量值图像, Chan T 等人提出了相应的多相水平集方法^[6]. Tsai A 等人根据边值随机过程最优估计理论提出了一种向量值图像处理模型 (4) (简记为 TYWM)^[7]. 它是最小值问题 (1) 的一种弱解形式, 需要联合利用 “水平集” 方法和边值随机偏微分方程数值解法求解. 对多相的向量值图像, Tsai A 等人同时提出了相应的分层 (级) 实现轮廓. 最近, Song Gao 等人的研究发现^[8], Chan T 等人提出的多相水平集方法对初始零水平集 (活动轮廓曲线) 非常敏感, 不合适的初始零水平集可导致错误的图像分割.

受二值最小分割问题 (3) 和最小值问题 (4) 分层实现思想的启发, 本文提出了一种多层 Mumford-Shah 向量值图像分割、去噪与重建模型 (以下简称

收稿日期 2005-9-26 收修稿日期 2006-7-18
Received September 26, 2005; in revised form July 18, 2006
国家自然科学基金 (60375001), 教育部高等学校博士点科研基金 (20030532004), 湖南省自然科学基金 (06JJ4044) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60375001), Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education or SRFDP (20030532004), the Natural Science Foundation of Hunan Province (06JJ4044)
1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082
1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082
DOI: 10.1360/aas-007-0602

称“多层Mumford-Shah向量模型”, 记为HMSMv). HMSMv 是多层 Mumford-Shah 模型 (HMSM)^[3] 在彩色、多通道等向量值图像处理情况下的推广, 它是向量值图像多值最小值问题 (2) 的一种“多层”模型, 采用“水平集逐层迭代算法”求解, 可对多相的向量值图像同时进行分割、去噪与重建, 且可采用任意的初始零水平集作为图像边缘的初始近似曲线. 本文第 2 节论述多层 Mumford-Shah 向量模型, 第 3 节论述多层 Mumford-Shah 向量模型的水平集逐层迭代算法, 第 4 节给出相应的实验结果.

1.1 多层 Mumford-Shah 向量模型

多层 Mumford-Shah 向量模型 (HMSMv) 是人们观察真实景物方法的一种数学抽象, 而 HMSMv 的“层次”是真实图像中的图像细节“层次”的抽象. 当人们观察一幅 (层次丰富的景物) 图像时, 首先看到的是最夺目的景物 (前景). 随着观察的不断深入, 人们看到了图像中层次更低的更多细节部分 (其它景物或前景). HMSMv 也是如此, 采用的“层次”越多, HMSMv 能识别的不同图像特征目标“前景”就越多. 此所谓“众人观景景千万”, 人们实际上看到的是不同层次上的景物. HMSMv 由最小值问题 (5) 描述. 式 (5) 中, h 为该模型中层次的序号, n 为该模型中第 h 层图像区域内子连通图像区域的序号, i 是向量图像分量序号, N 是向量图像分量个数, $u_{i,0}$ 是观测到的向量值图像 \mathbf{u}_0 的第 i 个分量, C^{hn} 是图像 \mathbf{u}_0 边缘在第 h 层第 n 个子连通图像区域 Ω^{hn} 内的连续封闭曲线 (族) 近似, L^{hn} 是 C^{hn} 的长度,

Ω_1^{hn} 是 C^{hn} 的内部区域, Ω_2^{hn} 是 C^{hn} 的外部区域, $c_{i,1}^{hn}$ 和 $c_{i,2}^{hn}$ 分别为 $u_{i,0}$ 在 Ω_1^{hn} 和 Ω_2^{hn} 内的常数近似值, μ^{hn} 、 λ_i^{hn} 为加权系数.

对于特定的观测图像 \mathbf{u}_0 , 图像边缘本质上是图像中不同图像特征目标区域 (包括背景) 之间的自然分界线. 真实的图像中往往包含很多不同图像特征的目标区域, HMSMv 将这些不同图像特征的目标区域进行分“层”处理. 在第一层次 (最高层次), HMSMv 仅将图像中最主要的目标视为第一层次“前景”, 而将所有其它目标 (包括背景) 视为第一层次“背景”, 因此 C^{11} 是第一层次“前景”和“背景”区域之间的分界线或“图像边缘”, Ω_1^{11} 是第一层次“前景”区域, Ω_2^{11} 是第一层次“背景”区域. 在第二层次, HMSMv 分别独立处理第一层次“前景”区域子图像和第一层次“背景”区域子图像, 识别出这些子图像区域中的第二层次“前景”、“背景”和“边缘”. 更低层次的处理依次类推. 当某一层次的“前景”或“背景”区域中不再包含更低层次的“前景”或“背景”目标时, 相应的 Ω_1^{hn} 或 Ω_2^{hn} 成为空集. 因此 HMSMv 中的 Ω^{hn} 采用递推的方式定义, 如式 (6) 所示. 式 (6) 中 Ω 是整个图像域, ϕ 为空集.

$$\begin{aligned} \Omega^{11} &= \Omega, & \Omega^{hn} &= \Omega_1^{hn} \cup \Omega_2^{hn} \cup C^{hn} \\ \bigcup_n \Omega^{hn} &= \Omega, & \Omega^{hn} \cap \Omega^{hm} &= \phi \\ & & n \neq m & \\ \Omega^{(h+1)(2n-1)} &= \Omega_1^{hn}, & \Omega^{(h+1)(2n)} &= \Omega_2^{hn} \\ h &= 1, 2, \dots, & n, m &= 1, 2, \dots, 2^{(h-1)} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\inf_{u, C} \{F^{\text{MS}}(u, C) = \int_{\Omega} |u - u_0|^2 dx + \mu \cdot \int_{\Omega \setminus C} |\nabla u|^2 dx + v \cdot \int_C dH^1\} \quad (1)$$

$$\inf_{c_i, C} \{F^{\text{MS}}(c_i, C) = \sum_i \int_{\Omega_i} |u_0 - c_i|^2 dx + v \cdot \int_C dH^1\} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \inf_{c_{i,1}, c_{i,2}, C} \{F^{\text{CV}}(c_{i,1}, c_{i,2}, C) &= \mu \cdot L + v \cdot A + \lambda_1 \cdot \int_{\Omega_1} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |u_{i,0} - c_{i,1}|^2 dx + \\ &\lambda_2 \cdot \int_{\Omega_2} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |u_{i,0} - c_{i,2}|^2 dx\} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\inf_{f_i, C} \{F^{\text{TYW}}(f_i, C) = \beta \cdot \int_{\Omega} \sum_{i=1}^N |f_i - g_i|^2 dx + \alpha \cdot \int_{\Omega \setminus C} \sum_{i=1}^N |\nabla f_i|^2 dx + \gamma \cdot \oint_C ds\} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \inf_{c_{i,1}^{hn}, c_{i,2}^{hn}, C^{hn}} \{F_{hn}^{\text{HMS}}(c_{i,1}^{hn}, c_{i,2}^{hn}, C^{hn}) &= \mu^{hn} \cdot L^{hn} + \int_{\Omega_1^{hn}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^{hn} \cdot |u_{i,0} - c_{i,1}^{hn}|^2 dx + \\ &\int_{\Omega_2^{hn}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^{hn} \cdot |u_{i,0} - c_{i,2}^{hn}|^2 dx\} \end{aligned} \quad (5)$$

$u_{i,0}$ 在 Ω^{hn} 内的近似图像 u_i^{hn} 由 (7) 确定. $u_{i,0}$ 在第 h 层的所有 Ω^{hn} 内的全体 u_i^{hn} 构成 $u_{i,0}$ 的第 h 层近似图像 u_i^h , 它是由多个分段常数值 (灰度) 图像组成的, 且 u_i^h 仅在各 C^{hn} 上不光滑. 称 u_i^{hn} 和 u_i^h 为 $u_{i,0}$ 的 HMSMv 重建图像 (分量), 由它们分别组成的向量 $\mathbf{u}^{hn} = (u_1^{hn}, u_2^{hn}, \dots, u_N^{hn})$ 和 $\mathbf{u}^h = (u_1^h, u_2^h, \dots, u_N^h)$ 称为观测到的图像 \mathbf{u}_0 的相应 HMSMv 重建图像. 第 h 层全体 C^{hn} 的集合构成图像 \mathbf{u}_0 边缘的第 h 层连续封闭曲线 (族) 近似, 记为 C^h .

$$u_i^{hn} = \begin{cases} c_{i,1}^{hn}, & \text{当 } x \in \Omega_1^{hn} \cup C^{hn} \text{ 时} \\ c_{i,2}^{hn}, & \text{当 } x \in \Omega_2^{hn} \text{ 时} \end{cases} \quad (7)$$

如果 $u_{i,0}$ 是一个具有 256 灰度级的图像, 则在理论上, 取 $h = 1, 2, \dots, 9$ 即可. 因为在一定层次上, 特定图像中可区分的“前景”和“背景”数是有限的, 所以当 h 较大时, 非空 Ω^{hn} 的个数一般小于 $2^{(h-1)}$. 一般取 $h = 4$ 便能获得较好的图像分割、去噪与重建效果.

1.2 模型之间的关系

HMSMv 即全体 Ω^{hn} 上的最小值问题 (5) 是向量值图像多值最小分割问题 (2) 的一种“分层”表达. 对给定的子连通图像区域 Ω^{hn} , 最小值问题 (5) 是最小值问题 (2) 的特例, 同时也是最小值问题 (3) 的特例. 当 $v = 0, \lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_i^{hn}, C = C^{11}$ 时, 二值最小分割问题 (3) 和 Ω^{11} 上的最小值问题 (5) 完全相同. 如果在最小值问题 (5) 能量泛函 $F_{hn}^{\text{HMS}}(c_{i,1}^{hn}, c_{i,2}^{hn}, C^{hn})$ 中引入 Ω_1^{hn} 的面积 (A) 约束项 $v^{hn} \cdot A$, 且对 (5) 右边各项分别加权, 则得到更一般的 HMSMv.

如果将观测到的图像 \mathbf{u}_0 视为图像域 Ω 上的向量值函数, HMSMv 本质上是将 Ω 划分为 $2^{(h-1)}$ 个互不重叠的子连通图像区域 Ω^{hn} , 并在每个 Ω^{hn} 上采用分段常数值 (实际上是 \mathbf{u}_0 在 Ω^{hn} 上的平均值) 函数逐层逼近 \mathbf{u}_0 , 因此, 我们推测在一定的条件下, 当 $h \rightarrow \infty$ 时, HMSMv 的解收敛到向量形式的最小值问题 (2) 的解. 大量实验研究结果验证了以上推测, 但严格的理论依据还有待进一步研究.

2 水平集逐层迭代算法

水平集方法最初被用来研究依赖于曲率的曲线的演化过程^[5], 后来被广泛应用于各种和曲线演

化相关的科学研究和工程领域^[9], 包括图像科学领域^[6]. 为了求解最小值问题 (5), 本文提出了一种水平集逐层迭代算法, 3.1 节论述该算法的基本部分, 3.2 节论述该算法的逐层迭代部分.

2.1 基本算法

类似于文献 [3] 的基本算法, 对每一个给定 Ω^{hn} , 用蛇或活动轮廓曲线描述向量值图像 \mathbf{u}_0 的边缘 C^{hn} , 并采用水平集方法求解, 且使式 (5) 成立的所有 $c_{i,1}^{hn}$ 和 $c_{i,2}^{hn}$ 分别为 $u_{i,0}$ 在 Ω_1^{hn} 和 Ω_2^{hn} 内的平均值, 它们的水平集表达式为 (8). 主要不同之处在于式 (8) 中的符号距离水平集函数 ϕ^{hn} 所满足的水平集方程 (9), 其中 $\phi_0^{hn}(x_1, x_2)$ 为 (x_1, x_2) 到初始零水平集 (图像边缘的初始封闭曲线 C_0^{hn} 近似) 的符号距离. 进一步, 可导出相应的 Ω_1^{hn} 与 Ω_2^{hn} 和 u_i^{hn} 的水平集表达式 (10).

$$\begin{aligned} C^{hn} &= \{(x_1, x_2) \in \Omega^{hn} : \phi^{hn}(x_1, x_2) = 0\} \\ c_{i,1}^{hn}(\phi) &= \frac{\int_{\Omega^{hn}} u_{i,0} \cdot H(\phi^{hn}(x_1, x_2)) dx}{\int_{\Omega^{hn}} H(\phi^{hn}(x_1, x_2)) dx} \\ c_{i,2}^{hn}(\phi) &= \frac{\int_{\Omega^{hn}} u_{i,0} \cdot (1 - H(\phi^{hn}(x_1, x_2))) dx}{\int_{\Omega^{hn}} (1 - H(\phi^{hn}(x_1, x_2))) dx} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \Omega_1^{hn} &= \{(x_1, x_2) \in \Omega^{hn} : \phi^{hn}(x_1, x_2) > 0\} \\ \Omega_2^{hn} &= \{(x_1, x_2) \in \Omega^{hn} : \phi^{hn}(x_1, x_2) < 0\} \\ u_i^{hn} &= c_{i,1}^{hn} \cdot H(\phi^{hn}(x_1, x_2)) + \\ &\quad c_{i,2}^{hn} \cdot (1 - H(\phi^{hn}(x_1, x_2))) \end{aligned} \quad (10)$$

式 (8) 和式 (10) 中,

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{当 } z \geq 0 \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } z < 0 \text{ 时} \end{cases}$$

2.2 迭代算法

类似于文献 [3] 的逐层迭代算法, 主要不同之处如下:

1) 区域融合与子图像区域的自动确定算法

令 $\Omega^{11} = \Omega$ 并根据 HMSMv 重建图像 u_i^h , 采用式 (11) 进行区域融合, 确定下一层的子连通图像区域, 其中 γ_i 为加权系数.

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi^{hn}}{\partial t} = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i^{hn} \cdot [-(u_{i,0} - c_{i,1}^{hn})^2 + (u_{i,0} - c_{i,2}^{hn})^2] \right\} \cdot |\nabla \phi^{hn}| + \mu^{hn} \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \phi^{hn}}{|\nabla \phi^{hn}|} \right) \cdot |\nabla \phi^{hn}|, \\ \phi^{hn}(0, x_1, x_2) = \phi_0^{hn}(x_1, x_2), \end{cases} \quad \begin{aligned} &\text{当 } (t, x_1, x_2) \in (0, \infty) \times \Omega^{hn} \text{ 时} \\ &\text{当 } t = 0, (x_1, x_2) \in \Omega^{hn} \text{ 时} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\Omega^{(h+1)(2n-1)} = \{(x_1, x_2) : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_i \cdot u_i^h(x_1, x_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_i \cdot c_{i,1}^{hn}\}$$

$$\Omega^{(h+1)(2n)} = \{(x_1, x_2) : \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_i \cdot u_i^h(x_1, x_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_i \cdot c_{i,2}^{hn}\}$$

$$h = 1, 2, \dots,$$

$$n = 1, 2, \dots, 2^{h-1}, x = (x_1, x_2) \in \Omega \quad (11)$$

2) 模型参数的自适应调整算法

a) 对不同的原始图像, 给定合适的第一层模型参数 μ^{11} 和 λ_i^{11} ;

b) 在每次迭代过程中, 以 μ^{11} 和 λ_i^{11} 为基础对 μ^{hn} 和 λ_i^{hn} 进行自动调整, 一种可行的调整算法如式 (12), 其中 $\text{sqrt}(z)$ 为算术平方根函数, $\text{abs}(z)$ 为绝对值函数, $\text{max}(z)$ 为最大值函数, $i = 1, 2, \dots, N$, 其它函数的定义类似文献 [3].

$$\lambda_i^{hn} = \lambda_i^{11} \cdot \text{pnHier}^1(i) / \text{imMax_Min}(1, 1, i)$$

$$\mu^{hn} = \mu^{11} \cdot \text{max}(\text{pnHier}^1(i)) \cdot \text{sqrt}(\text{pnHier}^2) \cdot \text{max}(\text{abs}(c_{i,1}^{hn} - c_{i,2}^{hn})) \quad (12)$$

3 实验结果

3.1 基本实验

图 1 展示了基于水平集逐层迭代算法的 HMSMv 对具有典型 T 型图像边缘、且添加噪声的彩色鳄梨图像 (图 1(a)) 进行分割、去噪与重建的一组实验研究结果。

图像重建与分割: 考虑到原始图像中主要包括鳄梨皮、鳄梨肉、鳄梨核、鳄梨影和背景等五个不同的图像特征区域, 实验采用四层 HMSMv, 经过四次选择性的逐层迭代后, 获得了预期的鳄梨“HMSMv 重建图像、边缘图像和分割图像”, 实验结果如图 1(b)~(d) 所示. 该实验表明 HMSMv 不仅能够从被噪声严重污染的鳄梨图像中正确地分割出图像中的以上五个主要不同图像特征区域 (分割前无需先去噪), 其中包括三个 T 型边缘 (点), 而且能够同时去除原始图像中的噪声, 重建这五个主要的图像特征区域. 特别地, 为了重建和分割出图像中主要的五个图像特征区域, 每层实际只需进行一次迭代。

图像去噪与重建: 四个对比实验均采用三层 HMSMv 进行全自动逐层迭代处理, 但第一层模

型参数 μ^{11} 依次为 0.02、0.04、0.05、0.06, 而 λ_i^{11} 均为 1, 实验结果如图 1(e)~(h) 所示. 实验表明, HMSMv 的图像去噪能力随 μ^{11} 的增大而增强, 但同时 HMSMv 的图像细节重建能力将随之减弱, 这表明 HMSMv 的图像去噪和重建是一对矛盾, 噪声污染的程度限制了 HMSMv 的图像重建能力。

图像分割方法对比: 采用两层 HMSMv 进行实验, 经过二次选择性的逐层迭代处理, 获得了与文献 [7] 一致的图像分割结果, 如图 1(i)~(l) 所示, 但是基于水平集逐层迭代算法的 HMSMv 比基于水平集和边值随机微分方程数值解的 TYWM 更易实施, 计算效率更高。

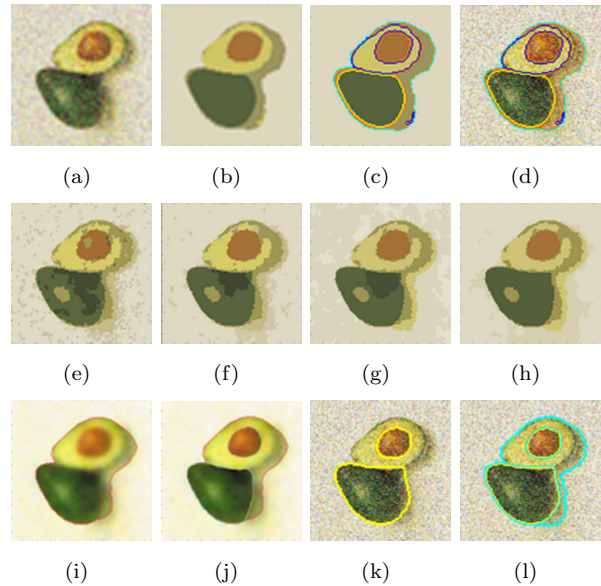


图 1 加噪鳄梨彩色图像的 HMSMv 去噪、重建与分割 ((a) 原始加噪彩色鳄梨图像; (b)~(d) 依次为四层 HMSMv 经过四次迭代后的重建图像 \mathbf{u}^{46} 及其相应的边缘图像和分割图像; (e)~(h) μ^{11} 分别为 0.02、0.04、0.05 和 0.06 的三层 HMSMv 去噪与重建图像 \mathbf{u}^3 ; (i) 和 (j) 为第一、二次 TYWM 分割图像; (k) 和 (l) 为第一、二次 HMSMv 分割图像, $\mu^{11} = 1.2$, $\mu^{21} = 0.06$)

Fig.1 Hierarchical segmentation, denoising, and reconstruction of a noisy avocado image ((a) Original noisy avocado image; (b)~(d) Reconstructed image \mathbf{u}^{46} of the original image and its corresponding segmenting curves superimposed on the top of the reconstructed image and the original image respectively; (e)~(h) Denoised and reconstructed image \mathbf{u}^3 of the original image as μ^{11} is 0.02, 0.04, 0.05 and 0.06 respectively; (i)~(j) Hierarchical level 1 and hierarchical level 2 segmentation based on TYWM; (k)~(l) Hierarchical segmenting curves superimposed on the top of the original image based on HMSMv with $\mu^{11} = 1.2$ at first and then $\mu^{21} = 0.06$)

3.2 彩色多普勒超声波心脏图像重建

图 2 展示了基于水平集逐层迭代算法的 HMSM_v 对彩色多普勒超声波心脏图像 (图 2(a)) 进行重建与分割实验的一组结果. 实验采用九层 HMSM_v 进行全自动处理, 结果如图 2(b)~(g) 所示, 它们表明随着迭代层次的不断增加, HMSM_v 的重建图像 (分段常数近似图像) 越来越逼近原始图像. 图 2(e) 表明, 经过四层迭代, HMSM_v 能够获得与文献 [7] 一致的重建图像 (图 2(h)), 且更加逼近原始图像 (图 2(a)). 在图 2(e) 中, 可以清晰地看到重建的白色心肌、高速流离超声传感器的红色物流和黄色物流、流向超声传感器的蓝色血流等具有医学价值的目标子图像区域以及两束灰色的超声波.

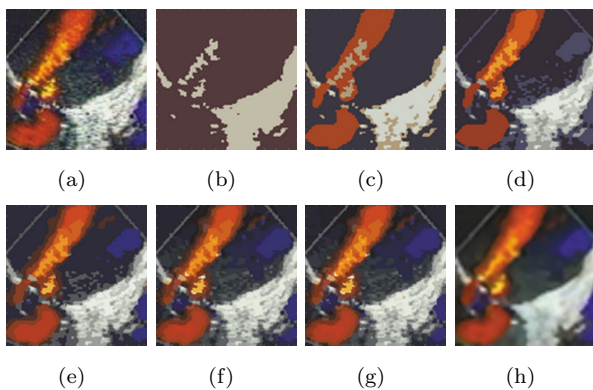


图 2 彩色多普勒超声波心脏图像的 HMSM_v 重建 ((a) 原始图像; (b)~(g) 依次为 u^1 、 u^2 、 u^3 、 u^4 、 u^7 、 u^9 HMSM_v 重建图像; (h) TYWM 重建图像)

Fig. 2 Hierarchical reconstruction of a color Doppler ultrasound image of the heart based on HMSM_v ((a) Original image; (b)~(g) Reconstructed images of the original image based on HMSM_v, u^1 , u^2 , u^3 , u^4 , u^7 , u^9 ; (h) Reconstructed image of the original image based on TYWM)

3.3 彩色眼底视网膜和视乳头图像重建与分割

致盲性眼病是由多种原因引起的视网膜及神经组织病变、并最终可能导致视功能完全丧失的眼科疾病. 大量临床病例证明, 致盲性眼病早期会在视网膜上有所反映, 因此大多数致盲性眼病可通过视网膜 (图像) 进行分析诊断, 因此有效的视网膜图像重建与分割方法一直是该研究领域的热点问题^[10]. 在青光眼的早期诊断中, 具有特别分析诊断价值的是视网膜图像中视盘和视杯的重建与分割及其进一步的定量分析 (如杯盘面积比等), 因此, 有必要对视网膜图像中的视神经乳头部分图像进行深入分析处理. 但是由于噪声污染、血管遮挡、光照不均匀、对比度小、个体间差异大等视乳头图像分割中固有的难题, 使得视盘和视杯的重建、分割与度量分析非常困难^[11,12]. 图 3 展示了 HMSM_v 在基于彩色眼底视网

膜和视乳头图像进行致盲性眼病计算机辅助分析诊断领域的应用前景. 首先, 采用九层 HMSM_v 对视网膜图像进行全自动处理, 实验结果如图 3(a)~(f) 所示. 图 3(a) 和图 3(b) 表明, 九层 HMSM_v 可以

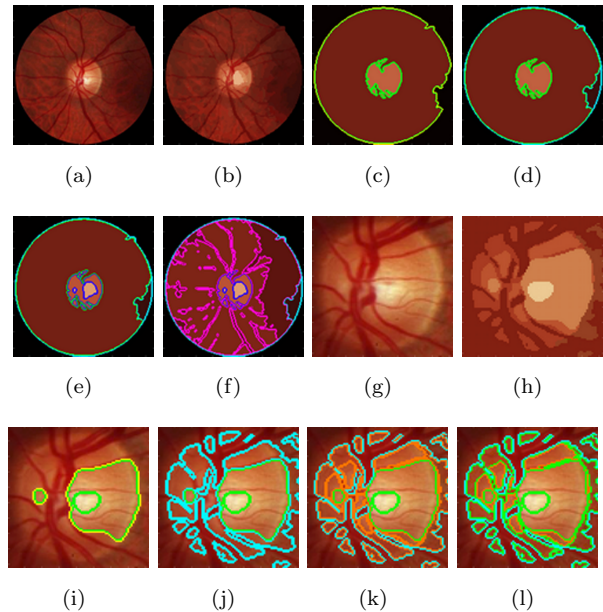


图 3 彩色眼底视网膜和视乳头图像的 HMSM_v 重建与分割 ((a) 原始视网膜图像; (b) 视网膜重建图像 u^9 ; (c) 标注视盘边缘 (绿色的曲线) 的视网膜 u^{21} ; (d) 标注视网膜边缘 (青色的曲线) 的视网膜 u^{22} ; (e) 标注视杯边缘 (蓝色的曲线) 的视网膜 u^{31} ; (f) 标注主要血管边缘 (紫色的曲线) 的视网膜 u^{32} ; (g) 原始视乳头图像; (h) 视乳头杯盘形态重建图像 u^{46} ; (i) 标注视杯形态边缘 (与 u^{21} 对应的绿色的曲线) 的视乳头图像; (j)~(l) 标注视盘形态边缘 (部分青色的曲线、部分浅红色的曲线和部分浅绿色的曲线, 分别与 u^{22} 、 u^{33} 、 u^{46} 对应) 的视乳头图像)

Fig. 3 Hierarchical segmentation and reconstruction of a color retinal image and a color optic nerve head image based on HMSM_v ((a) Original retinal image; (b) Reconstructed image u^9 of the retinal image; (c) Green segmenting curve of the optic disk superimposed on the top of the u^{21} ; (d) Cyan segmenting curve of the retinal superimposed on the top of the u^{22} ; (e) Blue segmenting curves of the optic cup superimposed on the top of the u^{31} ; (f) Purple segmenting curves of the blood vessels superimposed on the top of the u^{32} ; (g) Original optic nerve head image; (h) Reconstructed image u^{46} of the disk and cup of the optic nerve head image; (i) Green segmenting curves of the optic cup superimposed on the top of the optic nerve head image; (j)~(l) Green segmenting curves of the optic disk superimposed on the top of the optic nerve head image, which cyan, light red and green curves correspond with u^{22} , u^{33} , u^{46} , respectively)

很好地重建彩色视网膜图像; 图 3(c)~(f) 表明, 三层 HMSM_v 即可分割视网膜图像中具有致盲性眼病分析诊断价值的视盘、视网膜、视杯和主要血管子图像区域. 其次, 采用 HMSM_v 对彩色视乳头图像进行视盘和视杯形态的选择性重建与分割, 实验结果如图 3(g)~(l) 所示. 图 3(g) 和图 3(h) 表明, 仅经过五次选择性迭代, 便可获得相当于四层 HMSM_v 的较好的视盘和视杯形态重建效果; 图 3(i)~(k) 表明, 由于血管遮挡、光照不均匀, 不能通过 HMSM_v 的某一次迭代获得完整的视盘和视杯形态边缘, 因为视盘和视杯被血管自然分成许多部分, 而且每部分具有不同的光照强度, 这个问题我们已通过 HMSM_v 重建图像并联合其它图像处理技术得到了解决.

4 结束语

综上所述, 本文所提出的 HMSM_v 是一种非常有效、容易实施的向量值图像分割、去噪与重建模型. 该模型继承了 Mumford-Shah 模型能够同时完成图像分割、去噪与重建的优良特点; 也继承了 Mumford-Shah 图像分割模型不依赖于图像边缘信息 (比如图像梯度) 的特点, 所以对具有非常弱图像边缘的图像也能进行分割; 同时具有水平集方法固有的自动处理图像边缘曲线演化过程中的分裂与融合的特点; 而且逐层迭代算法可有效、简单地解决具有 T 型图像边缘或更复杂拓扑结构图像边缘这一重要图像边缘特征的多相图像的分割、去噪与重建问题. 我们已将 HMSM_v 成功应用于具有重要医学辅助诊断价值的彩色视乳头图像的杯盘形态重建与分割. 最后, 我们指出, 本文所提出的 HMSM_v 不仅可有效地实现彩色图像、多频谱图像、多通道图像等的同时分割、去噪与重建, 而且可基于该模型实现图像信息的融合. 此外, 限于篇幅, 部分细节和大量实验结果无法在此提供, 需要者可与本文作者联系.

References

- Mumford D, Shah J. Boundary detection by minimizing functionals. In: Proceedings of IEEE Conference Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA, 1985. 22~26
- Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, **42**(4): 577~685
- Liu Guo-Cai, Wang Yao-Nan. Hierarchical Mumford-Shah model for image segmentation, denoising, and reconstruction based on level set methods by an iterative Tier-by-Tier algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(4): 534~540 (刘国才, 王耀南. 基于水平集逐层迭代算法的多层 Mumford-Shah 图像分割、去噪与重建模型. *自动化学报*, 2006, **32**(4): 534~540)
- Chan T, Sandberg B Y, Vese L. Active contours without edges for vector-valued images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2000, **11**(2): 130~141

- Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 1988, **79**(1): 12~49
- Osher S, Paragios N. *Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision, and Graphics*. New York: Springer-Verlag, 2003. 75~193
- Tsai A, Yezzi A, Willsky A S. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(8): 1169~1186
- Gao S, Bui T D. Image segmentation and selective smoothing by using Mumford-Shah model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(10): 1537~1549
- Sethian J A. *Level Set Methods and Fast Marching Methods*. New York: Cambridge University Press, 1999. 165~349
- Li H, Chutatape O. Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(2): 246~254
- Lowell J, Hunter A, Steel D, Basu A, Ryder R, Fletcher E, Kennedy L. Optic nerve head segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, **23**(2): 256~264
- Chrastek R, Wolf M, Donath K, Niemann H, Paulus D, Hothorn T, Lausen B, Lammer R, Mardin C Y, Michelson G. Automated segmentation of the optic nerve head for diagnosis of glaucoma. *Medical Image Analysis*, 2005, **9**(4): 297~314



刘国才 湖南大学电气与信息工程学院副教授. 主要研究方向为图像识别, 计算机视觉和医学图像处理. 本文通信作者.
E-mail: lgc630819@sina.com
(LIU Guo-Cai Associate professor at College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. His research interest covers image recognition, computer vision, and medical image processing. Corresponding author of this paper.)



王耀南 湖南大学电气与信息工程学院教授. 1994 年获湖南大学控制科学与工程专业博士, 1995 年和 1997 年分别从事国防科技大学信息获取与处理技术学科博士后、德国洪堡基金博士后研究工作. 主要研究方向为智能控制, 图像处理 and 智能机器人. E-mail: yaonan@hnu.cn
(WANG Yao-Nan Professor at College of Electrical and Information Engineering, Hunan University. He received his Ph.D. degree from Hunan University in 1994. He was a postdoctoral scholar at National University of Defense Technology in 1995 and was supported by Alexander von Humboldt Foundation. His current interest covers intelligent control, image processing, and intelligent robotics.)