

文章编号 1004-924X(2019)07-1593-08

结合 Retinex 校正和显著性的主动轮廓图像分割

刘冬梅, 常发亮*

(山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 为了实现对亮度不均匀和含有复杂背景自然图像的快速准确分割, 本文提出一种结合 Retinex 校正和显著性分析的主动轮廓分割模型。通过引入 Retinex 校正, 获取图像中物体本身的反射分量, 可以抑制由非均匀光照带来的亮度不均影响; 另一方面, 经过 Retinex 校正后的图像更加客观地反映图像的本质, 确保了后续显著性信息提取的精确性, 使其更具实际指导意义。将显著性信息引入到主动轮廓模型之中, 有助于对含有复杂背景的图像进行有效分割。结合 Retinex 校正和显著性信息, 得到新的主动轮廓模型能量方程, 运用水平集方法指导曲线演化, 达到图像分割的目的。通过实验分析, 本文提出的主动轮廓模型可以实现快速、有效及鲁棒的图像分割。在 MSRA 数据库上平均处理速度为 4.277 秒/幅, F 均值达到 0.735。

关键词: 图像分割; 亮度不均匀; Retinex; 显著性检测

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20192707.1593

Active contour model for image segmentation based on Retinex correction and saliency

LIU Dong-mei, CHANG Fa-liang*

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

* Corresponding author, E-mail: flchang@sdu.edu.cn

Abstract: To achieve fast and accurate segmentation of natural images with intensity inhomogeneity and complicated backgrounds, an active contour model combined with Retinex correction and saliency analysis for image segmentation was proposed. Retinex correction was applied to obtain the reflection component of objects in images; this could suppress the influence of intensity inhomogeneity caused by nonuniform illumination. Moreover, the Retinex-corrected image reflected the image essence more objectively, ensuring the accuracy of subsequent salient information extraction and making it more practical and instructive. The introduction of saliency information into the active contour model was helpful for the effective segmentation of images with complex backgrounds. By combining Retinex correction and saliency information, a new active contour model energy equation was obtained, and the level set method was used to guide the curve evolution to achieve image segmentation. Through experimental analysis, the proposed method was proved to be fast, effective, and robust. The average process-

收稿日期: 2018-12-29; **修订日期:** 2019-03-06.

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2018YFB1305300); 国家自然科学基金资助项目 (No. 61673244)

ing time on the MSRA database is 4.277 s per image, and the average F value is 0.735.

Key words: image segmentation; intensity inhomogeneity; Retinex; saliency detection

1 引言

图像分割是图像分析和计算机视觉任务中基础且重要的组成部分,主动轮廓模型通过引入图像的灰度信息、边界信息以及各种先验知识,能够进行灵活有效地图像分割,近年来得到了广泛关注及应用^[1-3]。主动轮廓模型通过闭合曲线的演化实现对目标的分割,引入水平集方法^[4]的主动轮廓模型用高维曲面来映射低维曲线,将二维图像不同区域之间的边界看作同定义域下三维曲面的水平集函数的零水平集,通过水平集函数的演化实现对图像不同区域间边界曲线的演化,达到精确地图像分割。

一般可以将主动轮廓模型划分为两类:基于边缘的主动轮廓模型^[5-6]和基于区域的主动轮廓模型^[7-8]。基于边缘的主动轮廓模型主要利用图像的梯度信息控制曲线的演化,在弱边缘处容易发生边界泄露;基于区域的主动轮廓模型一般依据图像的灰度信息对曲线演化进行引导,受噪声和弱边缘的影响较小,但对亮度不均匀图像往往不能取得很好的分割结果。Chan 和 Vese 提出的基于图像全局灰度信息的 CV 主动轮廓模型^[5],不依赖图像的梯度信息,能较好地处理弱边缘图像,但对亮度不均匀的图像处理效果不理想。在 CV 模型的基础上,LBF(Local Binary Fitting)模型^[9]和 LIF(Local Image Fitting)模型^[10]被相继提出,前者利用图像局部灰度信息,后者引入局部图像拟合能量,对亮度不均匀图像分割取得较好的效果,但随着局部信息的引入,它们都存在对初始轮廓敏感并容易陷入局部极小值从而产生分割紊乱现象。在自然图像中,亮度不均匀大多是由于非均匀光照引起的,Retinex 理论指出人类视觉在不同光照条件下都能区分物体表面的颜色,物体的颜色是由物体对光线的反射能力决定的,与光强无关^[11-12]。因此本文将 Retinex 理论应用到主动轮廓分割中,对存在亮度不均匀的图像进行改善。

传统的基于灰度信息主动轮廓图像分割往往是将图像分割成多个区域,没有突出图像的重要

信息。视觉显著性检测^[13-15]能够通过模拟人类视觉系统的特点,从复杂场景中迅速提取具有重要意义显著区域加以关注。将显著性信息加入到图像分割的任务当中,可以有助于实现对含有复杂背景图像进行快速准确鲁棒分割。

基于上述分析,本文结合人类视觉对亮度和色彩的感知理论以及视觉注意机制的显著性检测算法,提出一种新的结合 Retinex 校正和显著性分析的主动轮廓图像分割模型。一方面,运用 Retinex 对输入图像进行校正,抑制非均匀光照;另一方面,分析 Retinex 校正对显著性检测的影响;最后实验表明本文提出的主动轮廓分割模型可以有效鲁棒地分割亮度不均以及存在复杂背景图像。

2 CV 主动轮廓模型

定义图像域 $\Omega \subset \mathbb{R}^2$, $I(x, y): \Omega(x, y) \rightarrow \mathbb{R}$ 表示输入的图像,设 $C(x, y)$ 为闭合曲线,将图像划分为内部和外部两个区域,定义一个以分割闭合曲线为自变量函数的能量泛函,通过对此能量泛函极小化以及自变量函数寻优的过程可以实现目标的分割。CV 主动轮廓模型^[5]的能量泛函为:

$$E_{CV} = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy, \quad (1)$$

其中: φ 为根据闭合曲线 C 构造的水平集函数,并且规定当点 (x, y) 在曲线 C 内部时, $\varphi(x, y) > 0$; 当点 (x, y) 在曲线 C 外部时, $\varphi(x, y) < 0$; 当点 (x, y) 在曲线 C 上时, $\varphi(x, y) = 0$; ∇ 为梯度算子; $\delta(\cdot)$ 为一维 Dirac 函数, $H(\cdot)$ 是 Heaviside 函数; c_1 和 c_2 分别表示曲线内部和外部图像区域的灰度均值;各项权重系数 $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$ 为常数。

曲线演化方程即水平集函数的演化方程通过最小化式(1)的能量泛函得到,能量泛函的最小化问题可以通过求解能量泛函对应的欧拉方程来实现,水平集函数的演化方程如式(2):

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = -\frac{\partial E_{CV}}{\partial \varphi} = \delta(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu \right] + \delta(\varphi) \left[-\lambda_1 (I(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_2)^2 \right]. \quad (2)$$

灰度均值 c_1, c_2 可根据式(3),式(4)求得:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy}, \quad (3)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy}. \quad (4)$$

3 新的主动轮廓图像分割模型

CV 模型是一个基于全局区域信息的主动轮廓分割方法,具有一定的抗噪性,并且可以不考虑曲线的初始位置,但对于亮度不均匀以及含有复杂背景的图像无法实现有效鲁棒分割。

3.1 结合 Retinex 校正的主动轮廓分割

Retinex 理论是由 Land 等基于人类视觉系统提出的^[11],其基本思想是认为物体的颜色是由物体本身的反射率决定的,与光强无关,即物体的颜色不受光照非均性的影响,具有一致性。Retinex 理论假设一幅图像 $I(x, y)$ 是由场景的光照分量和物体对场景的反射分量组成,满足式(5):

$$I(x, y) = L(x, y) * R(x, y), \quad (5)$$

其中: $L(x, y)$ 表示图像的照度分量, $R(x, y)$ 表示图像的反射分量。Retinex 的目的就是从原始图像中剔除照度分量,求解物体本身的反射分量。为了更好地模拟人眼对亮度的感知能力,且便于计算,一般在对数域对 Retinex 模型进行求解:

$$r(x, y) = i(x, y) - l(x, y), \quad (6)$$

其中: $i(x, y) = \log I(x, y)$, $l(x, y) = \log L(x, y)$, $r(x, y) = \log R(x, y)$ 。当去除照度分量后,利用主动轮廓模型对得到的不受光照非均性影响的反射分量进行分割,将在一定程度上提升对灰度不均匀图像的分割能力。由于 Lab 颜色空间色域比 RGB 颜色空间更宽,色彩分布更均匀,更符合人类的视觉感知,并且其亮度和色度通道是分开的,可以通过只对亮度通道进行处理从而简化计算。因此,首先将原始图像转换到 Lab 颜色空间再进行后续处理。

利用 MSR(Multiscale Retinex)算法^[16]对 L 通道进行校正,其他通道保持不变,得到校正后的反射分量 $R(x, y)$,则新的主动轮廓能量泛函为:

$$E_{CVR} = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \alpha_1 \int_{\Omega} |R(x, y) - m_1|^2 H(\varphi) dx dy + \alpha_2 \int_{\Omega} |R(x, y) - m_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy, \quad (7)$$

其中 m_1 和 m_2 为相应的反射分量 $R(x, y)$ 在曲线内部和外部的灰度均值,即:

$$m_1 = \frac{\int_{\Omega} R(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy}, \quad (8)$$

$$m_2 = \frac{\int_{\Omega} R(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy}. \quad (9)$$

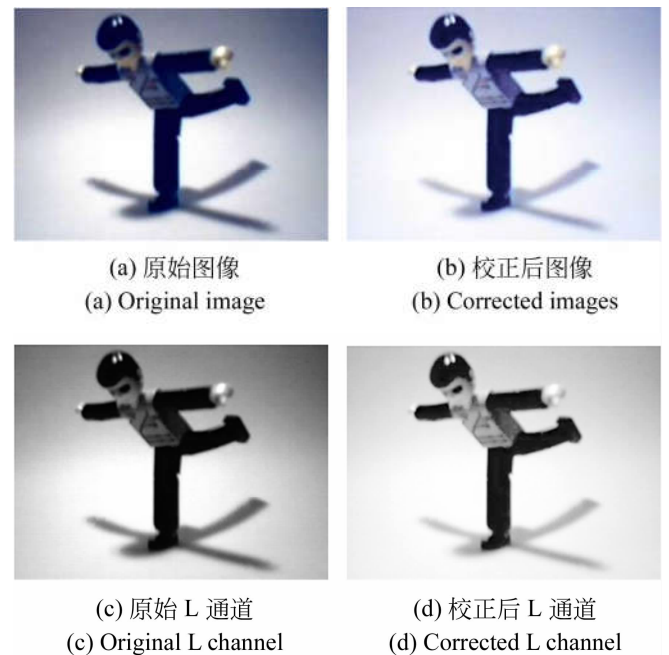


图 1 Retinex 校正前后对比

Fig. 1 Comparisons before and after Retinex-correction

图 1 给出了图像在 Retinex 校正前后的对比示例,可以看到校正后的图像及 L 通道中光晕的效果和原图相比较有所减轻,整幅图像的亮度变得更加均匀,同时保持了图像的细节。

3.2 结合显著性的主动轮廓分割

显著性检测利用视觉注意机制从复杂场景中提取最容易引起注意的显著部分,一般是利用图像的底层视觉特征生成显著图。为了提高图像分割的有效性,将图像的显著性信息引入到主动轮

廓模型当中。利用基于区域检测的频率调谐显著性计算模型^[13]提取图像的显著性信息,因为该模型计算简单、快速,并且能够生成全分辨率、显著物体边缘清晰的显著图。本文显著性信息是在经过 Retinex 校正后的图像反射分量 $R(x, y)$ 上计算得到的,公式如式(10)表示:

$$S(x, y) = |R_m - G_\omega * R(x, y)|, \quad (10)$$

其中: R_m 是通过计算 Lab 空间各个通道像素值的算术平均值得到的; G_ω 代表标准差为 ω 的高斯滤波器,目的是平滑图像。

图 2 给出了图像在 Retinex 校正前后的显著图对比示例,从左到右依次为原始图像、原始显著图、Retinex 校正后图像以及校正后的显著图。由第 1 个例子可以看出校正后的显著目标的整体显著度相比较校正前更高,高显著值更加集中地分布在目标的主要躯干部分;由第 2 个例子可以看出,校正后的显著图花朵和花苞的显著度提高,并且叶子的显著度降低,显著目标与非显著区域的显著对比度加大;第 3 个例子从原图可以观察到左侧水面和右侧水面由于光源的影响亮度不一

致,对比图 3(b)和图 3(d),可以看到校正后的显著图能够更加真实地反映图像的本质。因此,Retinex 校正对图像的显著性提取具有比较有效的增强作用,对后续的计算具有更好的指导意义。

经过显著性计算,包含图像显著性信息的能量泛函定义如下:

$$E_{CVS'} = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \beta_1 \int_{\Omega} |S(x, y) - s_1|^2 H(\varphi) dx dy + \beta_2 \int_{\Omega} |S(x, y) - s_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy, \quad (11)$$

其中 s_1 和 s_2 为显著性信息在曲线内部和外部的灰度均值,即:

$$s_1 = \frac{\int_{\Omega} S(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy}, \quad (12)$$

$$s_2 = \frac{\int_{\Omega} S(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy}. \quad (13)$$

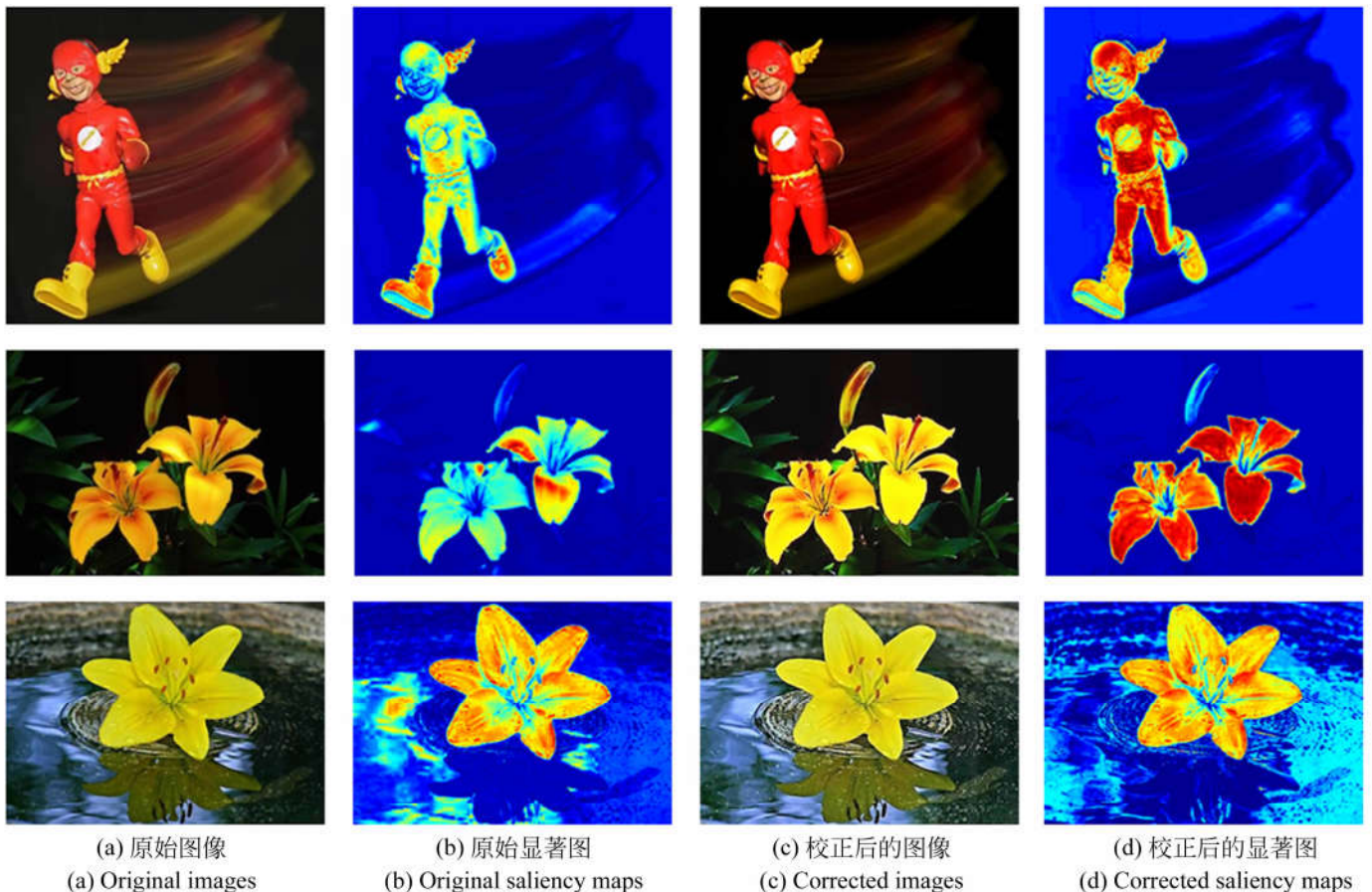


图 2 Retinex 校正前后的显著图对比

Fig. 2 Comparisons of saliency maps before and after Retinex-correction

3.2 综合 Retinex 校正和显著性的主动轮廓分割

由于在水平集函数演化迭代的过程中,需要不断对水平集函数重新初始化,否则在迭代过程中的累积误差容易造成零水平集的确切出现错误,从而造成分割不准确。为避免该问题,在能量泛函中加入如下惩罚项 $P(\varphi)$,使得水平集函数自动调整为符号距离函数,满足 $|\varphi|=1$:

$$P(\varphi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\varphi| - 1)^2 dx dy. \quad (14)$$

根据前面的分析,本文提出综合 Retinex 校正和显著性信息的主动轮廓模型 CVRS,其能量泛函公式如式(15)所示:

$$\begin{aligned} E_{CVRS} = & \eta \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\varphi| - 1)^2 dx dy + \\ & \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla\varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \\ & \omega_1 \left[\alpha_1 \int_{\Omega} |R(x, y) - m_1|^2 H(\varphi) dx dy + \right. \\ & \left. \alpha_2 \int_{\Omega} |R(x, y) - m_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \right] + \\ & \omega_2 \left[\beta_1 \int_{\Omega} |S(x, y) - s_1|^2 H(\varphi) dx dy + \right. \\ & \left. \beta_2 \int_{\Omega} |S(x, y) - s_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \right], \end{aligned} \quad (15)$$

其中: $0 < \omega_1, \omega_2 \leq 1$, 当系数 $\omega_1 = 1, \omega_2 = 0$ 时,模型简化为 CVR 模型;当系数 $\omega_1 = 0, \omega_2 = 1$ 时,模型简化为 CVS 模型。

一般情况下,在实际计算中,采用规范化的 Heaviside 函数和 Dirac 函数:

$$H_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right], \quad (16)$$

$$\delta_{\varepsilon}(x) = \frac{\varepsilon}{(\varepsilon^2 + x^2)\pi}, \quad (17)$$

其中: $\varepsilon \rightarrow 0$, 并且 $\delta_{\varepsilon}(x)$ 是 $H_{\varepsilon}(x)$ 的导数。

那么,最终曲线的演化通过最小化能量泛函求解水平集的演化方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial\varphi}{\partial t} = & \eta \left[\nabla^2\varphi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|}\right) \right] + \\ & \delta_{\varepsilon}(\varphi) \left[\mu \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|}\right) - v \right] + \\ & \delta_{\varepsilon}(\varphi) \left\{ \omega_1 \left[-\alpha_1 (R(x, y) - m_1)^2 + \alpha_2 (R(x, y) - m_2)^2 \right] + \right. \\ & \left. \omega_2 \left[-\beta_1 (S(x, y) - m_1)^2 + \beta_2 (S(x, y) - m_2)^2 \right] \right\}. \end{aligned} \quad (18)$$

4 实验结果及分析

为了验证本文提出的结合 Retinex 校正和显著性信息主动轮廓图像分割算法的有效性、鲁棒性等处理效果,在 MSRA1000^[13] 自然图像数据库上进行实验和对比。MSRA1000 数据库包含 1000 幅自然图像,并且每幅图像都有对应的全分辨率的二值化分割真值图。

实验环境为 Intel(R) Core(TM) 2.59 GHz CPU, 16.0 GB RAM, MATLAB R2018a。实验中模型参数设置如下: $\eta=0.1, \mu=5, v=1.5, \alpha_1=0.01, \alpha_2=0.01, \beta_1=0.03, \beta_2=0.03$ 。

4.1 CVR, CVS 和 CVRS 模型分割对比分析

为了验证 Retinex 校正和显著性分析对主动轮廓图像分割的增强作用,对 CV 模型、CVR 模型、CVS 模型以及 CVRS 模型进行实验比较。通过对式(15)中的系数 ω_1 和 ω_2 进行调整,可以在 CVR, CVS 及 CVRS 模型中进行切换:当 $\omega_1 = 1, \omega_2 = 0$ 时,切换为 CVR 模型;当 $\omega_1 = 0, \omega_2 = 1$ 时,模型切换为 CVS 模型;当 $\omega_1 = 1, \omega_2 = 1$ 时,模型切换为 CVRS 模型。

初始轮廓设置为棋盘格形式:

$$\begin{aligned} \varphi_0(x, y) = & \\ \sin\left(\frac{\pi \cdot \text{Height} \cdot x}{1500}\right) \cdot \sin\left(\frac{\pi \cdot \text{Width} \cdot y}{1500}\right), \end{aligned} \quad (19)$$

其中 Height 和 Width 代表图像的高度和宽度。



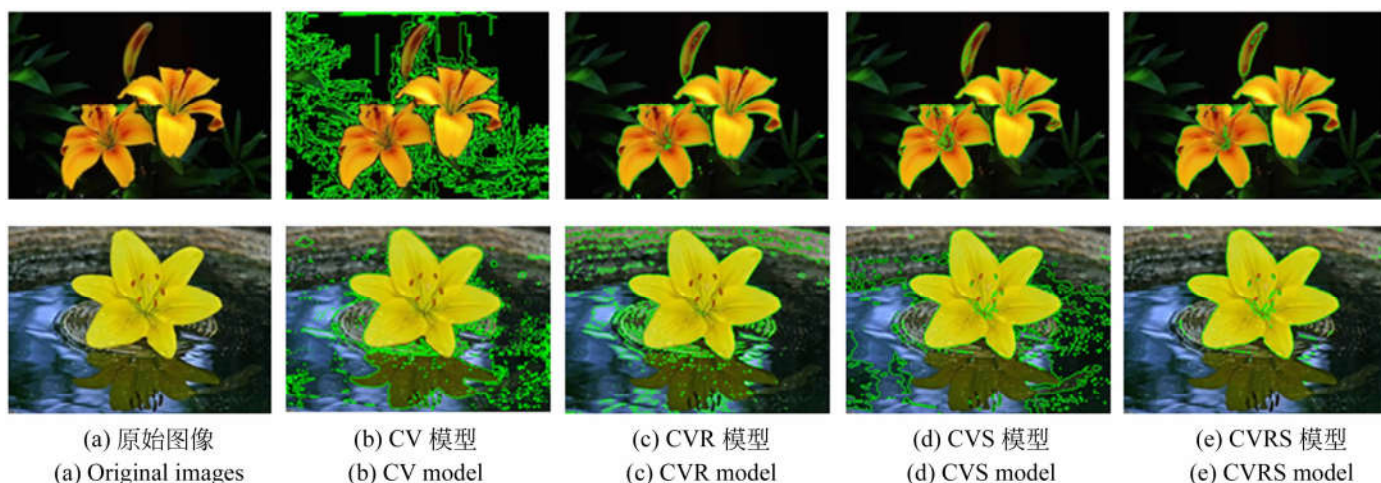


图 3 CV, CVR, CVS 及 CVRS 模型分割结果

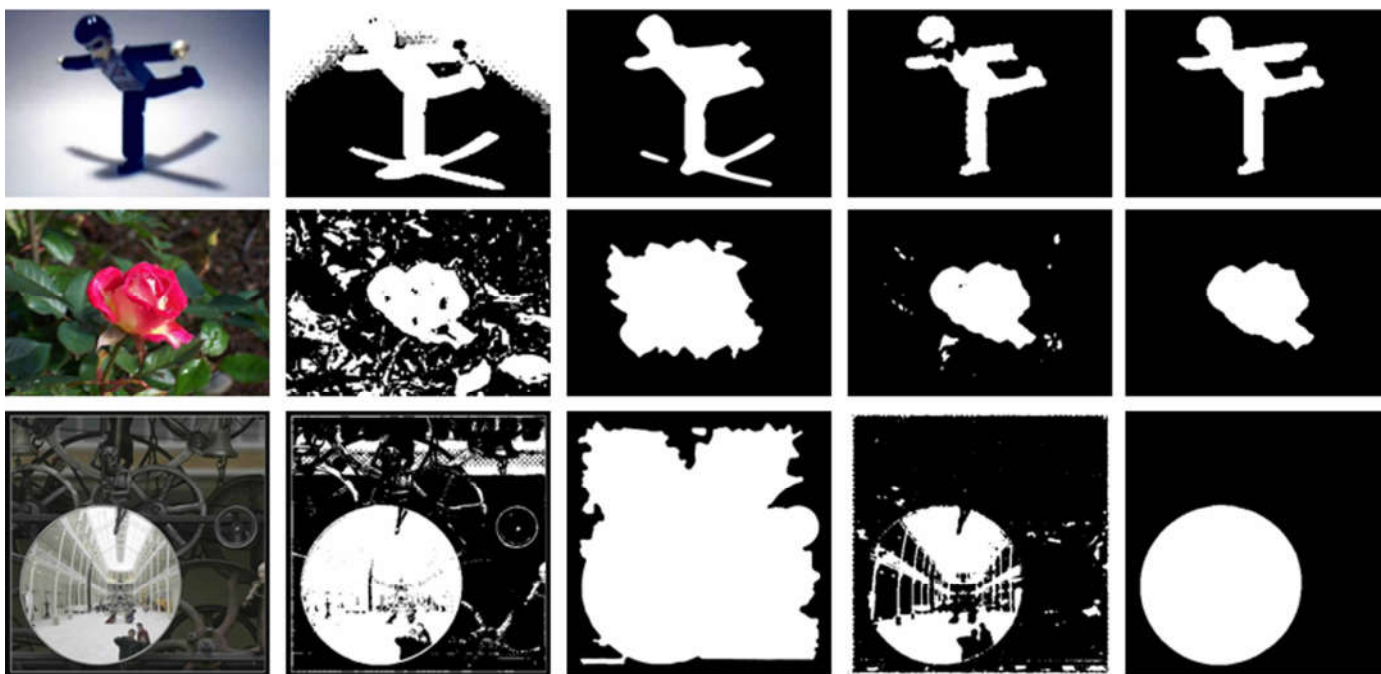
Fig. 3 Segmentation results of CV, CVR, CVS and CVRS models

各个模型分割结果对比见图 3, 由对比可以看出, 经过 Retinex 校正后, 后面 3 个模型的分割结果相较于 CV 主动轮廓模型的分割结果有了比较明显的改善。尤其是第 3 个例子中, 对分割结果造成较大干扰的花朵倒影这一因素, 经 Retinex 校正后的分割结果中得到了纠正。对比第 1 个例子可以看出, 加入显著性信息之后, 分割结果更加精确, 而最后的 CVRS 分割结果综合了前两者的分割优点, 比如 CVS 分割结果中目标左边胳膊没有分割为一个整体但 CVR 分割结果中是一个整体, 最后的综合结果精确且完整地为目标进行了分割。第 2 个例子的最终分割结果既去除了 CVR 分割中一些细小的分割噪声, 又对 CVS 分割中不完整的花苞分割进行了改善。第 3 个例子

中, CVRS 分割结果相比于前面的分割结果得到了大幅改善, 既没有错误地对倒影进行分割, 又抑制了众多的背景噪声, 最后将花朵完整精确地分割出来。

4.2 CVRS 模型与其他模型分割性能比较

为了验证本文提出的结合 Retinex 校正和显著性分析的主动轮廓模型对图像分割的有效性, 在 MSRA1000 自然图像数据库上采用基于区域信息的 CV 模型^[5]、基于边缘信息的 DRLSE 模型^[7]以及本文 CVRS 模型进行测试, 比较结果如图 4 所示。第 1 个例子中存在亮度不均匀的现象, CV 的分割效果不佳, 基于边缘信息的 DRLSE 模型分割和 CV 分割结果相比有了改善, 但仍然错误地对阴影区域进行了分割, 本文 CVRS



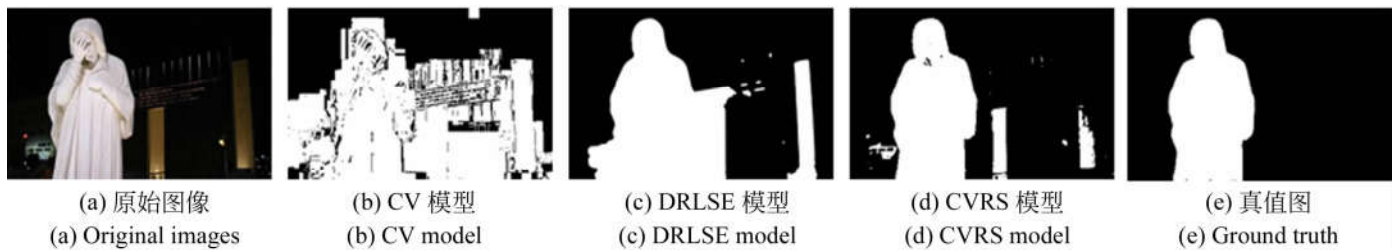


图 4 CV, DRLSE 及 CVRS 模型分割结果

Fig. 4 Segmentation results of CV, DRLSE and CVRS models

模型分割克服了前两者的缺点。后面 3 个例子中图像中背景较为复杂,基于区域信息的 CV 模型分割结果没有体现出鲁棒性,而对梯度信息比较敏感的 DRLSE 模型在梯度值较大的背景噪声处陷入局部极小值,即使增加迭代次数仍然无法正确分割。从几个例子的对比看出,本文算法取得了较为鲁棒的分割结果。

本文采用 F 值 (F-Measure) 来评价分割结果,并对比各个模型分割所用的时间, F-Measure 计算公式如式(20)所示:

$$F\text{-Measure} = \frac{2\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}, \quad (20)$$

其中: Recall 代表召回率, Precision 代表精确率, F-Measure 较高表明在精确率较高的情况下召回率也较高,即表明实际的分割准确度较高。其中, CV 和 CVRS 模型的初始轮廓都是按式(19)的棋盘格形式设置的, DRLSE 模型的初始轮廓设置为距离图像边界 5 pixel 的矩形框。在 MSRA1000 图像库上进行实验,对比结果见表 1。

表 1 主动轮廓模型分割性能对比

Tab. 1 Performance comparison of active contour segmentation

	CV 模型	DRLSE 模型	CVRS 模型
Iterations	200	2 010	200
Average time/s	4.574	42.763	4.277
F-Measure	0.557	0.614	0.735

CV 模型和 CVRS 模型的初始轮廓和迭代次数的设定是一致的,虽然 CVRS 模型中加入了 Retinex 校正和显著性分析,但由于加入了纠正

水平集函数与符号距离之间偏差的惩罚项,提高了曲线的演化速度,因此 CVRS 模型分割所用时间要略小于 CV 模型。在运用 DRLSE 模型进行分割时, DRLSE 受初始轮廓的选取影响较大,一般其初始轮廓设置为全在目标外部或者全在目标内部时才能达到比较好地分割,本文为了便于统计,设置了距图像边界 5 pixel 的矩形框为初始轮廓,目的是为了尽可能的将目标全包括在初始轮廓范围内,为了较为准确分割,设置迭代次数为 2 010,因此 DRLSE 平均用时较长。从 F 值来看,本文模型性能相比更高一些。

5 结 论

本文提出的结合 Retinex 校正和显著性信息的主动轮廓分割模型,能够有效地分割背景信息较为复杂以及存在亮度不均匀的图像。经过 Retinex 校正后的图像能够抑制光照带来的亮度不均,并且在后续显著性计算中能够更加真实地反映目标的显著性。文中对 Retinex 进行了详细介绍,并且通过对比验证了 Retinex 校正对显著性提取的增强作用,最后综合 Retinex 校正和显著性信息提出了新的主动轮廓模型。在实验中分析了 Retinex 校正、显著性分析以及两者结合对图像分割的影响,并且将所提出的新模型与其他两个典型的主动轮廓模型在自然图像库上进行实验对比,结果表明本文模型在分割时间和分割性能上均占优。接下来,将在本文工作的基础上进一步优化 Retinex 校正算法以及设计更加精确的显著性提取算法,提高算法的鲁棒性和适用性。

参考文献:

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [2] NIU S J, CHEN Q, DE SISTERNES L, *et al.*. Robust noise region-based active contour model via local similarity factor for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61: 104-119.
- [3] 王宇, 王宝山, 王田, 等. 面向遥感图像水域分割的图像熵主动轮廓模型[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(3): 698-707.
- WANG Y, WANG B SH, WANG T, *et al.*. Image entropy active contour models towards water area segmentation in remote sensing image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(3): 698-707. (in Chinese)
- [4] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-jacobi formulations[J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- [5] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [6] ZHOU S P, WANG J J, ZHANG S, *et al.*. Active contour model based on local and global intensity information for medical image segmentation[J]. *Neurocomputing*, 2016, 186: 107-118.
- [7] LI CH M, XU CH Y, GUI CH 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.
- [8] MARQUEZ-NEILA P, BAUMELA L, ALVAREZ L. A morphological approach to curvature-based evolution of curves and surfaces[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(1): 2-17.
- [9] LI CH M, KAO C Y, GORE J C, *et al.*. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [10] ZHANG K H, SONG H H, ZHANG L. Active contours driven by local image fitting energy[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [11] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and retinex theory[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1-11.
- [12] 李康飞, 李桂菊, 韩广良, 等. 亮通道先验 Retinex 对低照度图像的光照补偿[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(5): 1191-1200.
- LI G F, LI G J, HAN G L, *et al.*. Illumination compensation using Retinex model based on bright channel prior[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(5): 1191-1200. (in Chinese)
- [13] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, *et al.*. Frequency-tuned salient region detection [J]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Florida, USA: CVPR*, 2009: 1597-1604
- [14] LIU D M, CHANG F L, LIU CH SH. Salient object detection fusing global and local information based on nonsubsampling contourlet transform[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2016, 33(8): 1430-1441.
- [15] 蔡强, 郝佳云, 曹健, 等. 结合局部特征及全局特征的显著性检测[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(3): 772-778.
- CAI Q, HAO J Y, CAO J, *et al.*. Salient detection via local and global feature[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(3): 772-778. (in Chinese)
- [16] JOBSON D J, RAHMAN Z, WOODRILL G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(7): 965-976.

作者简介:



刘冬梅(1987—),女,山东泰安人,博士研究生,2010年于山东师范大学获得学士学位,2013年于福建师范大学获得硕士学位,主要从事图像处理、模式识别和计算机视觉方面的研究。E-mail: ldmsdu@126.com

导师简介:



常发亮(1965—),男,山东潍坊人,教授,博士生导师,1989年、2005年于山东大学分别获得硕士、博士学位,主要从事模式识别、机器视觉、智能系统控制等方面的研究。E-mail: flchang@sdu.edu.cn