

基于交叉视觉皮质模型的彩色图像自动分割方法

高山¹⁾ 毕笃彦¹⁾ 魏娜²⁾

¹⁾(空军工程大学工程学院,西安 710038) ²⁾(空军工程大学教育技术中心,西安 710038)

摘要 通过对传统彩色图像分割方法的分析,结合最新的交叉视觉皮质模型,给出了一种新的彩色图像自动分割算法。将图像转换到 HSV 色彩空间,并利用判决机制选择熵最大的分量进行分割,与传统的对 H,S,V 分别进行处理并将处理结果合并作为分割结果的方法相比,传统 HSV 方法耗时 7.533 s,该算法整个处理过程耗时 2.57 s,约为传统 HSV 方法耗时的三分之一,大大提高了处理的速度;将最大类间交叉熵判决机制引入到交叉视觉皮质模型中,从而实现图像自动分割,避免了人为干预,提高了分割的准确性。将该方法与基于最大香农熵的分割方法进行了比较,仿真结果表明,该算法对于彩色图像自动分割具有良好的性能。

关键词 彩色图像 色彩空间 交叉视觉皮质模型 熵 交叉熵 图像分割

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)08-1638-05

A New Algorithm of Color Image Automatic Segmentation Based on Intersecting Cortical Model

GAO Shan¹⁾, BI Du-yan¹⁾, WEI Na²⁾

¹⁾(Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038)

²⁾(Teaching Technology Center, Air Force Engineering University, Xi'an 710038)

Abstract A new algorithm is proposed to segment color image automatically using the intersecting cortical model with the reference of traditional color image segmentation method. The algorithm converts images into HSV color space and selects one of the H, S, and V components with the decision rule of maximum entropy. And it has increased the processing speed greatly compared with traditional color image segmentation method which deals with the three components individually and then merges the results. Our new algorithm costs 2.57 s, while about one-third of that of the traditional color image segmentation method uses 7.533 s. The automatic segmentation with less artificial sets and high accuracy is realized by introducing the maximum cross entropy decision rule into the intersecting cortical model. The new algorithm was compared to the image segmentation method based on max entropy. And the simulation results show that the new algorithm has good performance in color image automatic segmentation.

Keywords color image, color space, intersecting cortical model, entropy, cross entropy, image segmentation

1 引言

图像分割是图像分析的关键步骤,是一种低层次的计算机视觉技术,图像分割通过分离目标、提取参数和测量参数将原始图像转化成更抽象的形式,

便于图像的分析 and 理解。分割效果的好坏直接影响最终图像分析质量和模式识别结果。

传统的彩色图像分割方案分为两种:直接将彩色图像转变为相应的灰度图像进行分割,以提高分割的实时性,但可能导致某些感兴趣区域不能准确分割出来而降低分割的准确性;另一种是为了提高

基金项目:国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA701206)

收稿日期:2008-12-10;改回日期:2009-04-28

第一作者简介:高山(1983~),女,空军工程大学信息与通信工程专业博士研究生。主要从事智能信息处理研究。

E-mail: gaoshan1114@126.com

分割的准确性,将彩色图像空间转换成 3 个相互独立的分量,分别进行处理,但分割的实时性变差。

交叉视觉皮质模型(intersecting cortical model, ICM)源于人们对哺乳动物视觉皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究成果,非常适用于图像处理,尤其是图像分割领域^[1-2]。

本文结合 ICM 和色彩空间分解技术,提出一种针对彩色图像的自动分割新方案。充分利用彩色图像中色彩信息,利用最大熵决策机制,将分割对象减少到一个,进而大大提高处理速度;同时将交叉熵决策机制引入到 ICM 中,实现网络循环迭代次数和最佳阈值的自动选取,避免了人为干预,提高图像分割的准确性。

2 交叉视觉皮质模型

交叉视觉皮质模型(ICM)源于 Eckhorn 对哺乳动物视觉皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究,是具有生物背景无需学习的单层神经网络^[1-3]。图 1 为 ICM 的神经元架构图。

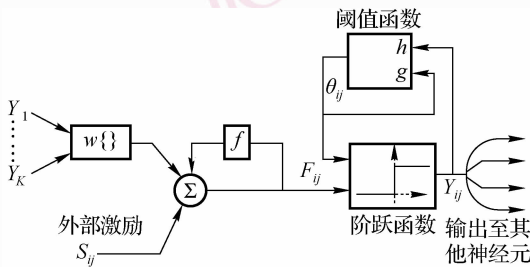


图 1 ICM 神经元架构图

Fig. 1 The structure of ICM neuron

ICM 神经元含有神经元输入和连接部分,神经元间通过突触函数 w 进行互联构成复杂的非线性动力学系统。ICM 中每一个神经元对于上一个状态 $F_{ij}[n-1]$ 具有记忆功能且状态 F_{ij} 随着时间的变化其记忆内容会发生衰减,其衰减速度受到衰减因子 $f(f < 1)$ 的影响。ICM 的数学表达如下:

$$\begin{aligned}
 F_{ij}[n+1] &= fF_{ij}[n] + S_{ij} + W_{ij}\{Y\} \\
 Y_{ij}[n+1] &= \begin{cases} 1 & F_{ij}[n] > T_{ij}[n] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1) \\
 T_{ij}[n+1] &= gT_{ij}[n] + hY_{ij}[n+1]
 \end{aligned}$$

S_{ij} 为输入图像对应像素值,其中 i, j 为各个像素点的坐标。 T_{ij} 为动态阈值, Y_{ij} 为每一神经元的输出。 f, g, h 均为标量系数, $g < f < 1$, 保证动态阈值随迭代

最终会低于神经元的状态值。 h 为一很大标量值,保证神经元点火后能较大的提升阈值,使神经元在下次迭代不被激发。

ICM 用于图像处理时,其为单层 2 维局部连接的网络,神经元个数与图像中像素点的个数一一对应。输入图像中较大像素值对应的神经元首先点火,输出脉冲,其阈值突增至较大值后随时间以指数衰减直至再次 $F_{ij} > T_{ij}$ 时神经元第 2 次点火。同时,点火神经元通过连接函数对其邻域内神经元产生作用,使满足点火条件的邻域神经元相继被捕获点火。

3 分割方案

3.1 色彩空间的选取

要分割一幅彩色图像,首先要选择合适的彩色空间。选择的彩色空间应满足图像轮廓信息尽量集中在某一分量上,以便于进一步的分割处理。彩色图像常用 R, G, B 3 分量的值来表示。但是 R, G, B 3 分量间常有很高的相关性,直接利用这些分量常常不能得到所需的效果。为了降低彩色特征空间中各个特征分量之间的相关性,以及使所选的特征空间更方便于彩色图像分割方法的具体应用,常需要将 RGB 图像变换到其他的彩色特征空间中去。

HSV(色度、饱和度、亮度)空间比较接近人对颜色的视觉感知,其中 V 表示颜色的明暗程度,与彩色信息无关;H, S 分量与人感受彩色的方式紧密相连, H 表示不同的颜色,而 S 表示颜色的深浅。由于 HSV 空间比较直观并且符合人的视觉特性,本文选取 HSV 空间作为分割的彩色空间^[4]。从 RGB 到 HSV 的转变公式为

$$\begin{cases} S = 1 - \frac{3[\min(R, G, B)]}{R + G + B} \\ H = \cos^{-1} \left\{ \frac{(R - G) + (R - B)}{2 \sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right\} \\ R \neq G \text{ 或 } R \neq B, \text{ 若 } B > G, H = (2\pi - H) \\ I = \frac{R + G + B}{3} \end{cases} \quad (2)$$

3.2 彩色空间中分量的选择

若对 HSV 空间的 3 个分量分别进行分割处理,将会大大增加时间开销。若任取一个分量,随机性太大,缺少理论支撑。从信息论角度分析,图像的熵可以反映图像蕴含的信息量即熵值大的分量包含图像轮廓信息多。为了有效地选取色彩空间的颜色分

量,本文引入最大熵决策机制:即选择熵值最大的分量作为处理对象。熵的计算公式为

$$H(p) = - \sum_{i \in R} p(i) \log p(i) \quad (3)$$

3.3 分割算法的选择

具有生物学背景的交叉视觉皮质模型(ICM)具有出色的分割图像能力。但基于 ICM 的图像分割效果取决于 ICM 各参数的合理选择以及循环迭代次数的确定。ICM 神经元的初始阈值以及循环迭代次数需要通过人机交互方式确定,这破坏了 ICM 不需训练过程的优点以及 ICM 处理速度快的优越性。因此,选择合适的准则来自动地确定 ICM 神经元的分割阈值以及循环迭代次数是 ICM 图像分割的关键。

熵是一种不确定问题的度量准则,香农熵就是信源中所有目标的平均信息量,而最大香农熵准则就是强调系统内部的均匀性,其应用于阈值分割中就是搜索使目标或背景内灰度分布尽可能均匀的最佳阈值。交叉熵用于度量两个概率分布之间信息量的差异^[5],而最大类间交叉熵准则应用于阈值分割中,则是搜索使分割后目标类与背景类间信息量差异最大的阈值。

设两个概率分布集 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$,用交叉熵来度量它们之间的信息量差异:

$$D(P, Q) = \sum_{i=1}^N p_i \ln \frac{p_i}{q_i} \quad (4)$$

其对称形式为

$$D(P:Q) = \sum_{i=1}^N p_i \ln \frac{p_i}{q_i} + \sum_{i=1}^N q_i \ln \frac{q_i}{p_i} \quad (5)$$

基于 ICM 的图像分割本质上为阈值分割,因此本文将交叉熵判决机制引入其中,作为分割结果的客观评判依据,从而实现 ICM 神经元的分割阈值以及循环迭代次数的自动确定。用于确定分割阈值的交叉熵方案是用 P 和 Q 分别表征目标类和背景类,在最大类间交叉熵准则下,阈值分割应使目标类与背景类具有最大类间差异。将这种差异用原始图像中各像素点 s 判决到目标类和背景类的两个后验概率 $p(P/s)$ 和 $p(Q/s)$ 间的交叉熵的平均值表示。使得类间交叉熵最大时的阈值即为最佳分割的最优阈值,此时对应的循环迭代次数即为最佳分割的最小迭代次数。

单个像素基于后验概率的类间交叉熵定义为:

$$D(P:Q;s) = 1/2 [1 + p(P/s)] \ln \frac{1 + p(P/s)}{1 + p(Q/s)} + 1/2 [1 + p(Q/s)] \ln \frac{1 + p(Q/s)}{1 + p(P/s)} \quad (6)$$

设目标类和背景类的条件概率服从正态分布,其均值方差由直方图估计,式(6)中的后验概率由贝叶斯概率公式求取。当用灰度值 f 代替式(6)中像素点 s 时,整幅图像的类间交叉熵为目标交叉熵和背景交叉熵之和:

$$D(P:Q;T) = \sum_{f=0}^T \frac{h(f)}{\sum_{f=0}^T h(f)} D(P:Q;f) + \sum_{f=T+1}^N \frac{h(f)}{\sum_{f=T+1}^N h(f)} D(P:Q;f) \quad (7)$$

$h(f)$ 为灰度直方图, N 为灰度上界, T 为图像分割的灰度阈值。最优阈值 T_{best} 通过穷尽搜索确定:

$$D(P:Q;T_{best}) = \max_T \{D(P:Q;T)\} \quad (8)$$

3.4 分割方案介绍

本文提出的基于 ICM 的彩色图像自动分割方案易于实现,特别适合于实时处理。交叉熵判决机制的引入减少了人为干预,提高了 ICM 图像分割的准确性。其流程图如图 2 所示。需指出,进行彩色空间中分量选择时,经大量实验证明,出现两个或 3 个分量均相同的概率极小,在此不予考虑。

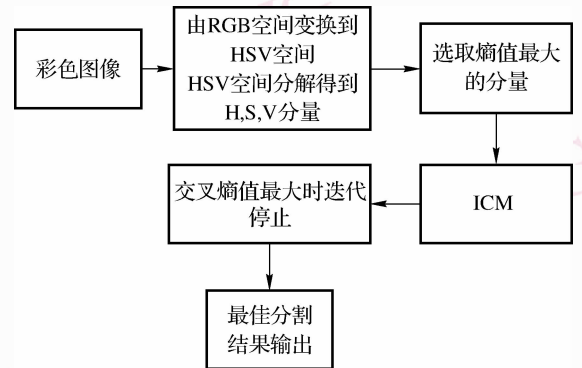


图 2 方案流程图

Fig. 2 Flow diagram of the proposed scheme

4 仿真结果与分析

本文选取“peppers.png”图像作为实验对象,图像大小为 384×512 。

4.1 H,S,V 分量的选取

H,S,V 分量是原彩色图像在 HSV 空间分解得

到的 3 个分量,灰度图像是由原彩色图像直接转化而来的。如图 3 所示。直观看出,S 分量图像纹理最清晰,适合图像分割。通过对各图像进行熵值分析,具体数据如表 1 所示,得出 S 分量熵值最大,即 S 分量包含的信息量最大,能够进行最准确的分割。

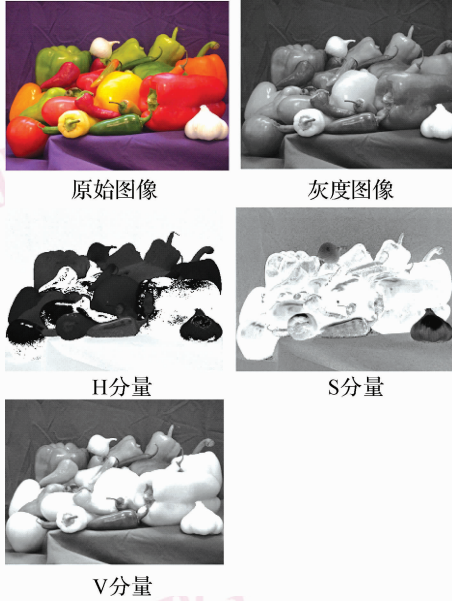


图 3 “Peppers”原始图、灰度图像及 H,S,V 分量图
Fig. 3 “Peppers” original image, gray image, and H,S, V component images

表 1 灰度图像, H,S,V 各分量熵值对比表
Tab.1 Gray image and H,S,V component images entropy contrast

图像	熵值			
	灰度图像	H 分量	S 分量	V 分量
peppers	6.310 3	7.007 6	7.142 2	6.991 7

为了验证 S 分量能进行准确的分割,对图 Peppers 对应灰度图像及 H,S,V 分量图采用 Sobel 算子进行边缘检索。实验结果如图 4 所示。

由图 4 可以看出,S 分量图中检索出的边缘与其他 3 幅图相比,较完整清晰。从灰度图和 V 分量图检测出来的边缘较差。实验结果与本文得到结论吻合,在各图像中,熵值越大,图像包含的信息量越大,越适合于图像分割,分割结果也更准确。

4.2 基于交叉熵的 ICM 图像分割算法

本文采用 ICM 标准模型,参数取值依据文献 [2]、[3]。 $h = 22, f = 0.9, g = 0.8$, 设置迭代次数 $N = 30$, 初始阈值 $T = 0$ 。令 $D_{max}, T_{best}, N_{min}$ 为最大类

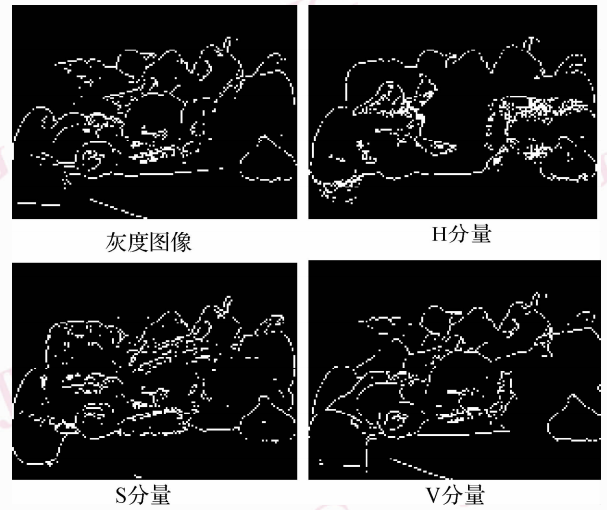


图 4 Peppers 边缘检索结果
Fig. 4 Results of peppers edge index

间交叉熵准则下的交叉熵、最优阈值、最小迭代次数。为了验证本文算法的有效性,将本文算法与基于最大熵的 ICM 分割算法进行比较。设 $H_{max}, \hat{T}_{best}, \hat{N}_{min}$ 为最大熵准则下的熵、最优阈值、最小迭代次数。实验步骤如下:

(1) 采用两种准则对 Peppers.png 图像的 S 分量进行分割,实验数据如表 2 所示。

表 2 基于两种准则的 S 分量图像分割实验数据
Tab.2 Segmentation experimental of S component image based on two criteria

S 分量图像					
最大类间交叉熵			最大香农熵		
D_{max}	T_{best}	N_{min}	H_{max}	\hat{T}_{best}	\hat{N}_{min}
1 680.89	19	9	0.999 85	24	14

(2) 图 5 给出两种准则下 S 分量图的最佳分割结果图。

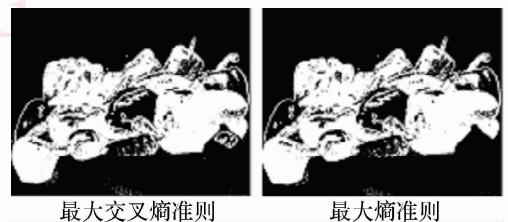


图 5 S 分量图的分割结果
Fig. 5 Results of segmented S component image

由表 2 可以看出,对于 ICM 标准模型,采用两

种不同的评价准则时,基于最大交叉熵准则的算法迭代次数即运行时间小于基于最大熵的算法运行时间。

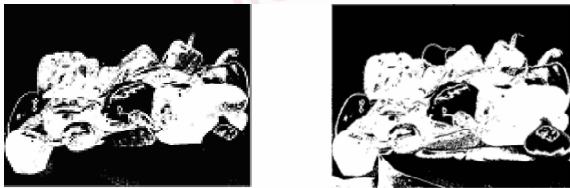
由分割结果图 5 可知,基于最大交叉熵准则的分割图像,其细节及形状测度保持较好;而基于最大熵准则的分割图像在某些区域出现了欠分割,细节保持不好。

4.3 本文算法与传统 HSV 方法的比较

首先将 RGB 图像变换到 HSV 空间,分别对 H, S, V 分量进行处理,然后将结果合并得到最终的分割结果。统一采用 4.2 节中基于交叉熵的 ICM 模型对输入图像进行处理。

通过 MATLAB 仿真,本文算法整个处理过程耗时 2.57 s(包括 H, S, V 分量的选择 0.07 s 及 ICM 分割 2.5 s),传统 HSV 方法耗时 7.533 s(包括对 H, S, V 3 个分量的处理 7.439 s 及处理结果合并 0.094 s)。可见,本文算法耗时约为传统 HSV 方法耗时的三分之一。大大提高了处理速度。

图 6 为本文算法与传统 HSV 方法的分割结果。可以看出,本文算法基本上较好地保持了原始图像



(a) 本文算法

(b) 传统 HSV 算法

图 6 本文算法与传统 HSV 算法分割结果对比

Fig. 6 Comparison of segmentation results of the new algorithm and traditional HSV method

的细节信息及形状测度,满足图像分割的需要。通过最大熵准则选取分量进行处理,大大提高了处理速度,具有一定的优越性。

5 结 论

本文提出了一种基于交叉视觉皮质模型的彩色图像分割新方法。为了消除相关性干扰,使用 HSV 彩色空间,利用最大熵判决机制对 H, S, V 3 个分量进行选择,选取具有最大熵值的分量作为处理对象,大大提高了处理速度。同时,将最大类间交叉熵判决机制引入到 ICM 中,从而实现图像自动分割,减少了人为干扰,提高了图像分割的准确性。

参考文献 (References)

- 1 Kinser J M. A simplified pulse-coupled neural network[J]. Proceedings of SPIE, 1996, **2760**(3):563-569.
- 2 Ekblad U, Kinser J M. Theoretical foundation of the intersecting cortical model and its use for detection of aircrafts, cars and nuclear explosion tests [J]. Signal Processing, 2004, **84**(7):1131-1146.
- 3 Ekblad U, Kinser J M. The intersecting cortical model in image processing [J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2004, **525**(1):392-396.
- 4 Bao Qing-feng, Wang Ji-cheng. A new color image segmentation algorithm based on PCNN [J]. Computer Engineering and Application, 2005, **27**(41):48-51. [鲍晴峰, 王继成. 基于 PCNN 的彩色图像分割新方法. 计算机工程与应用[J]. 2005, **41**(27):48-51.]
- 5 Ranganath H S, Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, **10**(3):615-620.