

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

签名：李 晓 卉 日期：2004年 5月18日

关于论文使用授权的说明

本学位论文作者完全了解电子科技大学有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权电子科技大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后应遵守此规定）

签名：_____ 导师签名：李 晓 卉
日期：2004年 6月16日

摘 要

图象分割是计算机图象识别与理解中一个十分活跃的研究领域，是计算机图像理解方法实现的基础，而彩色图象的分割是近些年越来越引起人们重视的一种图象分割方法。本文研究的主要内容为：

首先，对彩色图象分割过程进行分析，并对两种彩色图象分割算法即模糊 c-均值和特征空间投影算法、直方图多阈值及融合算法的分割结果进行比较，从算法本身分析了其优缺点。虽然两种算法都取得了较好的分割效果，但其算法较复杂，计算时间较长。

然后，针对上述缺点，在对小波的相关理论和方法进行较全面、系统的研究基础上，提出了一种新的彩色图象分割方法，主要内容包括：针对两种彩色图象分割算法较复杂和计算时间较长的缺陷，利用小波变换的特点，提出了一种基于二维小波的直方图多阈值彩色分割算法。该方法不仅减小了算法的复杂性，节约了计算时间，同时也考虑了图象的颜色和空间信息，具有较强的抗噪能力。

最后，对图象分割评价的方法进行了研究，在此基础上提出了彩色图象分割评价框架，设计了两组试验模型，并用 MATLAB 语言对这两组试验模型和其他图象进行仿真，从而得出了各种算法的应用场合：模糊 c-均值和特征空间投影算法适用于噪声、模糊程度较小以及目标尺寸比较大的场合；直方图多阈值及融合算法对噪声以及目标尺寸不敏感，因此适用于分割有噪声以及目标尺寸较小的图形；在目标尺寸较大时，与其他两种算法相比，基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法受噪声和模糊程度影响最小，因此适用于分割有噪声以及模糊的图象，即基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法对采集条件具有最强的鲁棒性。

关键词： 彩色图象分割 分割过程分析 小波变换 分割评价

Abstract

Image segmentation is thoroughly active research domain in the field of computer image recognition and comprehension. The realizable method of computer image comprehension is based on image segmentation. In the recent years, the specialists and scholars had attached importance to the color image segmentation which is a more and more important method of image segmentation.

The main contribution and valuable results of this dissertation can be listed as following:

At the beginning, through analyzing the process of color image segmentation and comparing the results of 'color image segmentation using fuzzy C-means and eigenspace projections' and 'color image segmentation using histogram multithresholding and fusion', the advantages and drawbacks of these two methods are found. The arithmetic of them are too complex and the time used to account are too long even though they both can get good segmentation effect.

And then, to deal with the deficiencies of the above arithmetic, a novel arithmetic of the color image segmentation is proposed, which is based on the complete and systemic research of wavelet theories. This arithmetic is called color image segmentation using histogram multithresholding based on planar wavelet, it combined with the characteristics of wavelet transform to overcome the deficiencies of the above arithmetic. It not only decreases the complexity of arithmetic and saves the accounting time, but also owns powerful noise resistance due to considering the information of color and space to image simultaneity.

In the end, the evaluation frame which is based on the research of evaluation method of the color image segmentation is proposed. To validate the superiority and feasibility of all arithmetic, two groups of test models are designed. The results of simulation to these test models and other images by using MATLAB language testify their applicable occasion. color image segmentation using fuzzy C-means and eigenspace projections is adapt to apply to the occasion of the noise is small, the degree of illegibility is small and the size of objects is large enough, color image segmentation using histogram multithresholding and fusion isn't sensitive to noise and the size of objects, so it suits to segment the image with noise and the size of objects is small, when the size of objects is large enough, color image segmentation using histogram multithresholding based on planar wavelet is the smallest suffered from noise and illegibility, so, it is adaptive to segment images with noise and illegibility. that is, it's robust to the condition of sampling.

keywords: color image segmentation the processing analysis of segmentation
wavelet transform the evaluation of segmentation

第一章 绪 论

图象分割一直是计算机图象识别与理解中一个十分活跃的研究领域，是计算机图象理解方法实现的基础，而彩色图像的分割是近些年越来越引起人们重视的一种图象分割方法。由于彩色图象分割可以通过计算图像中色彩信息的统计特性来实现，而无需依赖于待分割区域的几何形状，并且与灰度图像相比，彩色图像包含了更多的有效信息量，因此，对它的研究有利于克服传统的灰度图象分割方式的不足，为图象分割开辟了一个更加广阔的研究领域。小波变换作为信号的一种时频局部化分析方法，在彩色图像的分割中已经引起关注，并且具有十分重要的理论意义和实用价值。

1.1 小波分析的发展和现状

1.1.1 小波分析发展概况

Fourier (法国数学家) 于 1822 年提出了 Fourier 理论^[1]。Fourier 分析方法的应用，使科学与技术领域发生了极大的变化，目前在信号处理方面 Fourier 变换是不可缺少的分析工具。但是 Fourier 分析的致命弱点是不能做局部分析，只适用于平稳信号的分析。加窗 Fourier 变换虽能做局部分析，也有一定的应用场合，但是加窗 Fourier 变换无法满足正交性，且窗口大小固定，它不能敏感反映信号的突变。在实际中，瞬变信号大量存在，而人们往往需要的是某一时间内的某一频段的信息。为克服 Fourier 分析的不足，出现了小波分析。小波分析优于 Fourier 分析之处在于它的时间域和频率域同时具有良好的局部化性质，即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率，在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率，这种特性正符合低频信号变化缓慢而高频信号变化迅速的特点，使小波变换具有对信号的自适应能力。而且小波变换经适当离散化后能构成标准正交系。小波分析特别适用于突变信号。

小波分析是时频发展的新理论，是 80 年代后期发展起来的。小波分析方法的出现在数学上源于经典的调和函数分析。1981 年，由法国物理学家 Morlet 在分析地震数据时首先提出了小波分析的概念。但在这以前，人们已做了大量基础性的工作，如 1910 年 Haar 提出了 Haar 函数，建立了 Haar 函数的规范正交基等。1985 年，法国数学家 Meyer 首先提出了光滑的正交基—Meyer 基。1986 年，Meyer 及其学生 Lemarie 提出了多尺度分析的思想。1988 年，年轻的女数学家 Daubechies 提出

了具有紧支集光滑正交基—Daubechies 基, 为小波的应用增添了催化剂。后来信号分析专家 Mallat 提出了多分辨分析的概念, 并在此基础上建立了 Mallat 塔形算法 (即快速小波算法 FWA)。这一算法的作用相当于 Fourier 分析中的 FFT, 它使得小波从理论走向更为广泛的应用研究。

1992 年, Coifman 和 Wickerhauser 提出了小波包的概念算法, 它推广了 Mallat 的塔形算法, 构成了一种更精细的分解方法, 并且这种算法对信号的特性具有自适应能力。次年, 耿中行提出了小波包分解的移频算法, 提高了信号分析的准确性。该算法被同时应用于机械的振动信号分析中。1993、1994 年, David E. Newland 提出了谐波小波的概念, 谐波小波不但实现算法简单而且具有良好的相位定位能力。二进小波与谐波小波的结合, 将给旋转机械振动信号的分析提供极大的方便。

小波的提出先是取得了应用成果 (如 Morlet 的地震数据处理等), 再形成理论, 最后应用领域全面铺开, 因此更具有实用价值。国外研究小波的时间较早, 而国内小波研究起步较晚, 直到 1990 年才有论文公开发表, 中国国家自然科学基金委员会已将小波分析与信号处理列为鼓励与重点资助研究领域。

小波分析从诞生到现在不过刚刚二十年, 但已取得巨大的发展。小波分析已对许多学科产生多方面的影响, 并已激起了众多科学家和科技工作者的极大热情。目前人们除了理论研究之外, 更加注意利用小波解决一些生产实际问题。另外, 小波与其它理论的综合运用也日益增多。其发展趋势主要体现在以下几个方面:

(1) 小波理论研究的发展趋势

由于目前小波理论尚不完善, 某些现象不能用现有的理论技术方法来解释。这就推动了小波理论的研究, 目前函数空间的刻画、基函数插值小波、高维小波、向量小波、多进小波^[23]、周期小波等小波理论是研究的主要方向。另外, 最优小波基的选择方法一直是人们关注的问题之一。

(2) 小波分析应用研究的发展趋势

目前, 小波应用的深度和广度得到进一步拓展。在某些方面已取得了传统方法无法达到的效果, 人们正在挖掘有前景的应用领域。小波分析是一门新的交叉科学, 对它进行理论研究、仿真计算、实验分析都是很重要的, 目前在高校、研究所开展得比较好。现在正逐渐走出仿真及实验室阶段, 向人们提供具有实用价值的小波分析技术, 另外, 以小波作为工具的分析软件也正日益丰富。

(3) 小波分析与其它理论的综合运用

小波分析与神经网络、模糊数学、分形分析、遗传优化等方法相结合后, 形成小波神经网络、小波模糊神经网络、小波分形等方法, 是分析非平稳、非线性问

题的理想手段。如在高速压缩机的故障检测与诊断中,综合运用了二进小波分析和谐波分析、分形分析,得到了满意的效果。将分形理论和高维小波相结合,研究复杂信息的滤波、压缩、去噪和重构的方法,以及临界现象的奇异性和复杂信息的时频分形特征的分析方法等都具创新性和前沿性。总之,小波分析与其它理论的综合运用也正在日益增多。

1.1.2 小波分析的主要应用

小波分析在工程实际中的应用领域十分广泛,下面仅就几个方面的应用举例说明。

(1) 小波分析在故障诊断中的应用

小波分析在故障诊断中的应用已取得了极大的成功。小波分析不仅可以在低信噪比的信号中检测到故障信号,而且可以滤去噪声恢复原信号,具有很高的应用价值。梯形小波变换适用于电力系统故障分析,尤其适用于电动机转子鼠笼断条以及发电机转子故障分析。用二进小波 Mallat 算法对往复压缩机阀盖振动信号进行分解和重构,可诊断出进、排气阀泄漏故障。利用小波包对变速箱故障声压信号进行分解,诊断出了变速箱齿根裂纹故障等。

(2) 小波分析在图像处理中的应用

在图像处理中,小波分析的应用是很成功的,而这一方面的著作和学术论文也特别多。二进小波变换用于图像拼接和镶嵌中,可以消除拼接缝。利用正交变换和小波包进行图像数据压缩,可望克服由于数据压缩而产生的方块效应,获得较好的压缩效果。利用小波变换方法可进行边缘检测、图像匹配、图像目标识别及图像细化等。

(3) 小波分析在 ICT 中的应用

ICT 即工业计算机断层摄影,主要用于机械构件的无损探伤。但是 ICT 图像的投影数据存在一定的噪声,这给图像处理带来困难。利用小波变换先对投影数据进行滤波,重建后取模极大值,所得图像边缘噪声较小。边缘清晰,并可滤去非白噪声。这种将小波分析用于卷积反投影的方法已成功地开辟了一条崭新的技术路线。小波分析方法可用于焊缝位置识别、混凝土内部缺陷识别及管道检漏等方面。

(4) 小波分析在语音信号处理中的应用

语音信号处理的目的是得到一些语音参数以便高效地传输或存储。利用小波分析可以提取语音信号的一些参数,并对语音信号进行处理。小波理论应用在语

音处理方面的主要内容包括：清/浊音分割；基音检测；去噪、重建与数据压缩等几个方面。小波应用于语音信号提取、语音合成、语音增加、波形编码已取得了很好的效果。

(5) 小波分析在地球物理勘探中的应用

在地球物理勘探中，寻找地壳物质物性参数的奇异性时是非常有意义的。由于小波变换同时具有空间域和频率域的局部性，因此它是描述、检测函数奇异性的有效工具。我们利用小波变换和分形理论，对石油、天然气中的实际地震道数据进行了奇异性检测和高分辨处理，并给出了地震道油气检测的重建相空间法，这对于油气勘探及地震资料的高分辨处理都具有重大的理论意义和应用价值。

(6) 小波分析在医学中的应用

淋巴细胞微核的识别在医学中有重要的应用价值，可用于环境检测、药品及各种化合物的毒性检测。在微核的计算机自动识别中，用连续小波就可准确提取胞核的边缘。目前，人们正在研究利用小波变换进行脑信号的分析与处理，这样可有效地消除瞬态干扰，并检测出脑电信号中短时、低能量的瞬态脉冲。

(7) 小波分析在数学和物理中的应用

在数学领域，小波分析是数值分析强有力的工具，能简捷、有效地求解偏微分方程和积分方程，亦能很好地求解线性问题和非线性问题。而由此产生的小波有限元方法和小波边界元方法，极大的丰富了数值分析方法的内容。在物理领域中，小波表示了量子力学中一种新的凝聚态。在自适应光学中，目前有人研究了可利用小波变换进行波前重构。另外，小波变换适宜于刻画不规则性，为湍流研究提供了新的工具。

(8) 小波分析在神经网络中的应用

小波理论提供了一个对前传网分析和理论框架，小波形式在网络构造中被用来使包含在训练数据中的频谱信息具体化。使用小波变换设计处理网络，可使训练问题大大简化。不像传统的前神经网络构造的情况，这里函数是凸的，因此全局极小解是唯一的。把小波分析与神经网络结合起来，可对设备进行智能化诊断。利用小波分析可给出惯性导航系统初始对准的线性和非线性模型。

1.2 彩色图象分割发展概况

图象分割是指把图象分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程。这里特性可以是象素的灰度、颜色、纹理等，预先定义的目标可以对应单个区域，也可以对应多个区域。

在早期的研究中,许多原用于灰度图象分割的方法直接应用于分割彩色图象,其效果不理想^[15]。近些年来,人们提出了许多不同的彩色图象分割方法。其分割方法可以归为四类^[16]:第一类是基于测量空间的算法^[4,7,8,16](如直方图的多阈值以及聚类算法);第二类是基于象素相似性的算法^[11](如区域生长和分裂合并);第三类是基于象素差别的算法^[25,27](如等高线检测);第四类是基于物理特性^[28]的方法。

第一类算法的优点是计算简单,但它只考虑了象素特征,如灰度、颜色、纹理等,而忽略了颜色间的空间关系;第二三类算法同时考虑了象素内容的相互关系和图象结构,但带来了计算的复杂性;虽然前三类方法都在一定程度上取得了好的分割效果,但他们却没有考虑光强和阴影等对彩色图象分割的影响,因此这些方法很可能会造成过分割的现象。基于此,第四类方法利用了几种内在图象信息(如亮度条件和目标的表面特性)来对图象进行分割。

需要指出,用单一的理论往往并不能实现一个好的分割。为了能更好的揭示图象的特性,人们已提出了结合特定理论工具^[9,10,15,16,18,19,20,24]的彩色图象分割算法。从现已存在的彩色图象分割算法来看,一个通用的图象分割算法并不存在,相反,大部分算法都是针对具体应用和某种假设而提出的^[17]。因此,为了能更好的分割图象以及寻找新的分割技术,分割评价也成了图象分割中的一个发展方向。

1.3 基于小波理论的彩色图象分割研究的意义和作用

小波变换是一种近年来得到广泛应用的数学工具,是空间(时间)和频率的局域变换,因而能有效地从信号中提取信息^[1]。从图象分割的角度看,小波变换的以下几个优点值得注意:(1)小波分解可以覆盖整个频域(提供了一个数学上完备的描述);(2)小波变换通过选取合适的滤波器,可以极大地减小或去除所提取的不同特征之间的相关性;(3)小波变换具有“变焦”特性,在低频段可用高频率分辨率和低时间分辨率(宽分析窗口),在高频段可用低频率分辨率和高时间分辨率(窄分析窗口);(4)小波变换实现上有快速算法(Mallat小波分解算法)。

小波理论在彩色图象分割中的研究如下所述:Mallat等人利用小波或小波包变换检测出真正的边缘点并对边缘点进行精确定位^[5,19];利用小波的多分辨率能力进行阈值选取,取得了较好的分割效果^[18];利用小波变换和其他理论相结合进行图象分割,改善了图象的分割效果^[20]。由于小波理论的强大功能,使得它已经在众多的领域获得了令人瞩目的成功,而且随着理论的不完善和发展,小波理论在彩色图象的分割中也必将发挥更大的作用。

1.4 本文主要解决的问题

尽管小波理论已被许多学者研究，也广泛应用于生产实践中，但小波理论应用于彩色图象分割的文献还较少。基于以上原因，本文对几种常用的彩色图象分割算法进行分析比较，并根据小波理论提出了一种新的彩色图象分割算法，并给出了验证结果。因此，本文的研究丰富了彩色图象的分割方法，具有重要的参考价值。

本文研究内容归纳起来包括以下几个方面：

1. 对彩色图象分割过程进行分析，详细讨论了彩色图象分割的两个部分，即彩色空间和分割策略。
2. 对两种彩色图象分割方法即模糊 c -均值和特征空间投影算法，直方图多阈值及融合算法进行详细的分析，从算法本身的角度分析其性能。
3. 针对彩色图象分割算法的复杂性和计算时间长的不足，根据小波变换的多尺度特性，提出了一种基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法。
4. 为了验证算法的有效性，讨论了彩色图象分割评价框架，并设计了两组彩色图象分割试验模型。
5. 用 MATLAB 语言对各种算法进行仿真和评价。

第二章 小波理论概述

2.1 连续小波与小波变换^[21]

2.1.1 连续小波变换及性质

小波函数的确切定义为：设 $\psi(t)$ 为一平方可积函数，也即 $\psi(t) \in L^2(\mathbf{R})$ ，若其傅立叶变换满足条件

$$\int_{\mathbf{R}} \frac{|\psi(w)|^2}{|w|} < \infty \quad (2-1)$$

则称 $\psi(t)$ 为一个基本小波或小波母函数，并称式(2-1)为小波函数的可容许性条件。

定义 2.1 将小波母函数 $\psi(t)$ 进行伸缩和平移，设其伸缩因子(又称尺度因子)为 a ，平移因子为 τ ，令其平移伸缩后的函数为 $\psi_{a,\tau}(t)$ ，则有

$$\psi_{a,\tau}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), \quad a > 0, \tau \in \mathbf{R} \quad (2-2)$$

称 $\psi_{a,\tau}(t)$ 为依赖于参数 a, τ 的小波基函数。由于尺度因子 a 、平移因子 τ 是取连续变化的值，因此称 $\psi_{a,\tau}(t)$ 为连续小波基函数。

定义 2.2 设 ψ 是基本小波， $\{\psi_{a,\tau}\}$ 是按(2-2)式给出的连续小波，对 $f(t) \in L^2(\mathbf{R})$ ，信号 $f(t)$ 的连续小波变换(Continue Wavelet Transform, 简记为 CWT)定义为

$$WT_f(a, \tau) = \langle f(t), \psi_{a,\tau}(t) \rangle = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{\mathbf{R}} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)} dt \quad (2-3)$$

称 $WT_f(a, \tau)$ 为小波变换系数。小波基具有尺度 a 、平移 τ 两个参数，因此，将函数在小波基下展开，就意味着将一个时间函数投影到二维的时间-尺度相平面上。尺度和位移均连续变化的连续小波基函数形成了一组非正交的过度完全基。这意味着其任意函数的小波展开系数之间有一个相关关系。若用 $K_\psi(a, \tau; a', \tau')$ 描述两个基函数 $\psi(a, \tau)$ 和 $\psi(a', \tau')$ 的相关度的大小，

$$K_\psi(a, \tau; a', \tau') = C_\psi^{-1} \int_{\mathbf{R}} \psi_{a,\tau}(t) \overline{\psi_{a',\tau'}(t)} dt \quad (2-4)$$

其中

$$C_\psi = \int_R \frac{|\psi(w)|^2}{w} dw \quad (2-5)$$

则 K_ψ 表征了连续尺度、时移半平面 (a, τ) ($a > 0$) 的两个不同点之间的 CWT 系数的相关关系，也称它为再生核或重建核。CWT 系数具有很大的冗余量。从节约计算量来说，这是它的缺点之一。但从另一方面来讲，可以利用 CWT 的冗余性实现去噪和数据恢复的目的。

2.1.2 离散小波变换及性质

虽然在有些情况下，连续小波变换的冗余性是有益的，但在很多情况下，需要考虑的是压缩数据及节约计算量，如在图象数据压缩、数值计算等领域。从这个角度考虑，希望在不丢失原信号 $f(t)$ 信息的情况下，尽量减小小波变换系数的冗余度。基于上述原因，提出了离散小波变换的概念。

减小小波变换系数冗余度的做法是将小波基函数 $\psi_{a,\tau}(t)$ 的 a, τ 限定在一些离散点上取值。一种最通常的离散方法就是将尺度按幂级数进行离散化，即取 $a_m = a_0^m$ (m 为整数， $a_0 \neq 1$ ，一般取 $a_0 = 2$)。

定义 2.3 当由基本小波 $\psi(t)$ 经伸缩和平移引出的函数族

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - kT_s); \quad j, k \in Z \quad (2-6)$$

具有下述性质时：

$$A\|f\|^2 \leq \sum_j \sum_k |\langle f, \psi_{j,k} \rangle|^2 \leq B\|f\|^2, \quad 0 < A < B < \infty \quad (2-7)$$

便称 $\{\psi_{j,k}(t)\}_{j,k \in Z}$ 构成了一个小波框架，称上式为小波框架条件。其中 T_s 为离散化间隔。

根据上述小波框架的定义，可以得出小波框架的几个性质：1) 满足小波框架条件的 $\psi_{j,k}(t)$ ，其基本小波 $\psi(t)$ 必定满足容许性条件；2) 小波函数的对偶函数也构成一个框架，其框架的上、下界是 $\psi_{j,k}(t)$ 框架上、下界的倒数；3) 离散小波变换具有非伸缩和时移共变性；4) 离散小波变换仍然具有冗余度。

有了小波框架的理论，可以将尺度和位移进行适当离散化，以最大可能减少冗余度，节约计算资源。另一方面，还可以基于连续小波变换的再生核性质，通过

合适的插值方法,从小波系数的一个离散子集,重新恢复出连续小波系数的全集,因此,小波框架的理论使我们能够将连续小波变换的冗余性同离散小波变换的经济性结合起来。这是小波框架的优势。

2.2 多分辨率分析

离散的小波框架其信息量仍是冗余的,因此从数值计算及数据压缩等的角度,我们仍希望减小它们的冗余度,直至得到一组正交基。该正交基称之为正交小波基。

多分辨率分析(Multi-resolution Analysis,MRA),又称为多尺度分析是建立在函数空间概念上的理论。MRA 不仅为正交小波基的构造提供了一种简单的方法,而且为正交小波变换的快速算法提供了理论依据。其思想又同多采样率滤波器组不谋而合,使我们可将小波变换同数字滤波器的理论结合起来。因此多分辨率分析在正交小波变换理论中具有非常重要的地位。

定义 2.4 多分辨率分析是指满足下述性质的一系列闭子空间 $\{V_j\}, j \in Z$:

$$1) \text{一致单调性: } \dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset \dots \quad (2-8)$$

$$2) \text{渐进完全性: } \bigcap_{j \in Z} V_j = \{0\}; \bigcup_{j \in Z} V_j = L^2(R) \quad (2-9)$$

$$3) \text{伸缩规则性: } f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2^j t) \in V_0 \quad j \in Z \quad (2-10)$$

$$4) \text{平移不变性: } f(t) \in V_0 \Leftrightarrow f(t-n) \in V_0, \text{ 对所有 } n \in Z \quad (2-11)$$

5) 正交基存在性: 存在 $\varphi \in V_0$, 使得 $\{\varphi(t-n)\}_{n \in Z}$ 是 V_0 的正交基, 即

$$V_0 = \overline{\text{span}}_n \{\varphi(t-n)\}, \int_{\mathbb{R}} \varphi(t-n)\varphi(t-m)dt = \delta_{m,n} \quad (2-12)$$

其中 V_0 是 $\varphi(t-n)$ 在 $L^2(R)$ 空间张成的闭子空间, 5) 中的正交基存在性条件可放宽为 Rieze 基存在性, 因为由 Rieze 基可以构造出一组正交基来。

2.3 Mallat 算法

由多分辨率的定义,所有的闭子空间 $\{V_j\}_{j \in Z}$ 都是由同一尺度函数 φ 伸缩后的平移系列张成的尺度空间, $\varphi(t)$ 为多分辨率分析的尺度函数。

假定多分辨率分析 $\{V_j\}_{j \in Z}$ 中 $\{\varphi(t-k)\}_{k \in Z}$ 是标准正交的, 对应的小波基函数为 $\psi \in L^2(R)$ 。由于 $\{\psi_{j,k}\}_{j,k \in Z}$ 构成了 $L^2(R)$ 的一组标准正交基, 因而对任给的函数 $f \in L^2(R)$, 都可以用 $\{\psi_{j,k}\}_{j,k \in Z}$ 来进行分析。由多分辨率分析, $f(t)$ 可表示为

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^J \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \varphi_{j,k}(t) \quad (2-13)$$

其中 J 为任意设定的尺度, $c_{j,k} = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle$, $d_{j,k} = \langle f(t), \psi_{j,k}(x) \rangle$ 。

根据双尺度方程

$$\varphi(t) = \sum_n a_n \varphi(2t - n) \quad (2-14)$$

和小波方程,

$$\psi(t) = \sum_n (-1)^n a_{-n+1} \varphi(2t - n) \quad (2-15)$$

令 $h_n = \frac{a_n}{\sqrt{2}}$, $g_n = (-1)^n \frac{a_{-n+1}}{\sqrt{2}}$, 则可得出下列系数之间的关系式:

$$\left. \begin{aligned} c_{j,k} &= \sum_n \bar{h}_{n-2k} c_{j-1,n} \\ d_{j,k} &= \sum_n \bar{g}_{n-2k} c_{j-1,n} \end{aligned} \right\} \quad (2-16)$$

这个由 $\{c_{j-1,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 计算 $\{c_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 、 $\{d_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 的算法称为 Mallat 分解算法。用类似于信号分解的思路可以递推出 Mallat 重构算法

$$c_{j-1,k} = \sum_l h_{k-2l} c_{j,k} + \sum_l g_{k-2l} d_{j,k} \quad (2-17)$$

由式 (2-16) 所得的变换称为离散小波变换 (DWT), 反过来, 式 (2-17) 所得的变换称为逆离散小波变换 (IDWT)。式 (2-16)、(2-17) 可分别用图 2-1、2-2 表示。

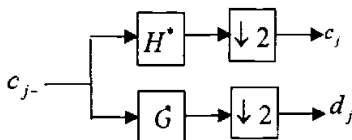


图 2-1 式(2-16)的图形表示

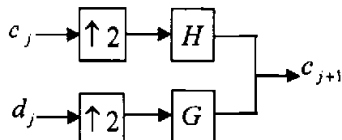


图 2-2 式(2-17)的图形表示

其中 $\downarrow 2$ 为一个下采样算子: $(a_k) \rightarrow (a_{2k})$, 即整个序列中只保留偶数下标的元素。
 $\uparrow 2$ 为上采样算子: $(\dots, a_{-2}, a_{-1}, a_0, a_1, a_2, \dots) \rightarrow (\dots, a_{-2}, a_{-1}, 0, a_0, 0, a_1, 0, a_2, \dots)$, 即在每两个元素之间添加一个 0 元素。其他与本文相关的小波理论将在第四章进行

详细的分析。

第三章 彩色图象分割过程分析

要分割一幅彩色图象，首先要选好合适的彩色空间；其次要采用适合于此空间的分割策略和方法。下面分别讨论这两个问题，并对常用的几种彩色图象分割算法进行分析和仿真，得出它们的优点和不足。为今后人们对彩色图象分割算法的选择提供参考价值。

3.1 彩色空间

表达颜色的彩色空间有许多种，它们常是根据不同的应用目的而提出的^[1,14]。下面将讨论几种常用的彩色空间和它们的特点。

3.1.1 RGB 空间

RGB(red,green,blue)即红绿蓝空间是最常见的彩色空间，它是一种矩形直角空间结构的模型，是通过对颜色进行加运算完成颜色综合的彩色系统。它用 R, G, B 三个基本分量的值来表示颜色，它是面向硬件设备的(如 CRT)，物理意义明确但缺乏直感。

彩色图象常用 R, G, B 三分量的值来表示。但 R, G, B 三分量之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，以及为了使所选的特征空间更方便于彩色图象分割方法的具体应用，实际中常需要将 RGB 图象变换到其他的彩色特征空间中去。

通过对不同类型图象的分析，有人经过大量试验提出可用由 R, G, B 经过线性变换得到的三个正交彩色特征

$$\begin{cases} I_1 = (R + G + B) / 3 \\ I_2 = (R - B) / 2 \text{ 或 } I_2 = (B - R) / 2 \\ I_3 = (2G - R - B) / 4 \end{cases} \quad (3-1)$$

来进行分割。这三个特征中， I_1 是最佳特征， I_2 是次佳特征，只用 I_1 和 I_2 作特征对大多数图象已可得到较好的分割结果。

3.1.2 HSI 空间

色度，饱和度和亮度 (hue,saturation,intensity,HSI) 空间比较接近人对颜色的

视觉感知。其中 I 表示颜色的明暗程度，主要受光源强弱影响，H 表示不同颜色，如黄，绿，红，而 S 表示颜色的深浅如深红，浅红。HSI 模型有两个重要的事实作为基础，首先，I 分量与彩色信息无关，其次，H 和 S 分量与人感受彩色的方式紧密相连。HSI 空间比较直观并且符合人的视觉特性，这些特点使得 HSI 模型非常适合基于人的视觉系统对彩色感知特性的图象处理。从 RGB 到 HSI 的转化关系为：

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

$$\text{其中 } S \text{ 也可用下式计算: } S = \max(R, G, B) - \min(R, G, B) \quad (3-3)$$

式 (3-2) 中，H 是由 R，G，B 经非线性变换而得到的。在饱和度低的区域，H 值量化粗，特别是在饱和度为 0 的区域（黑白区域），H 值已没有意义，即当 S=0 时，对应灰度无色，这时 H 没有意义，此时定义 H 为 0。最后当 I=0 时，S 也没有意义。

在 HSI 空间中，H，S，I 三分量之间的相关性比 R，G，B 三分量之间要小得多。由于 HSI 彩色空间的表示比较接近人眼的视觉生理特性，人眼对 H，S，I 变化的区分能力要比对 R，G，B 变化的区分能力强。另外在 HSI 空间中彩色图象的每一个均匀性彩色区域都对应一个相对一致的色调（H），这说明色调能够被用来进行独立于阴影的彩色区域的分割。

3.1.3 孟塞尔色空间

孟塞尔色空间用一个三维空间的模型将各种表面色的三种视觉特性：亮度，色度，饱和度全部表示出来。孟塞尔颜色系统的颜色样品在视觉上是均匀的，因而可以用它来考察和验证与某一色差公式有关的颜色空间的均匀性。孟塞尔的色度值，亮度值，彩度值大致反映了物体颜色的心理规律，代表了颜色的色度，亮度和饱和度的主体特性。孟塞尔颜色空间是从心理学角度，根据颜色的视觉特点所制定的颜色分类和标定系统，比较符合人的视觉特性，没有数学表达式，使用

起来很不方便。

3.1.4 YIQ 空间

在 1953 年被美国国家电视标准委员会 (NTSC) 采用为电视广播标准, 此模型与黑白电视信号向下兼容。在该模型中 Y 轴指定为亮度的近似值; 余下两轴为彩色信息, 尽可能地被安排选择占用很小的带宽, I 轴作为蓝-绿彩色信号形成的橙色向量, Q 轴作为由黄-绿形成的品红向量, 这两个向量中任何一个都不对应心理学上感知的量, 因此人眼不能直接分辨。

从 YIQ 到 RGB 的转化关系为:

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.95 & 0.62 \\ 1.00 & -0.28 & -0.64 \\ 1.00 & -1.11 & 1.73 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

在假定 R, G, B 荧光粉色度均衡化的情况下, 由 CIE 定义了这个变换。原则上, 为了说明监视器上的荧光粉与 NTSC 荧光粉的差别, 有必要插入另一个线性变换。然而, 由于人眼已适应了不同的荧光粉设置, 因此, 从习惯上人们就忽略了这种差别。采用这种方法, 我们直接把 YIQ 变换成 RGB。该模型不仅向下与黑白电视兼容, 且传输效率高。

3.1.5 LAB 空间

CIELAB 颜色空间是一个为感知均匀性而设计的国际标准^[13], 人接受颜色的差别与 CIELAB 空间中相等的欧几里德距离对应, 但 CIELAB 仅仅近似于这个困难的目标。CIELAB 空间的坐标表示为 L^* , a^* , b^* 。 L^* 是一个光亮测度, a^* 用来改变红/绿的均衡性, b^* 用来改变绿/蓝的均衡性。后两个向量中任何一个都不对应心理学上的视觉感知量。

各种颜色之间相对感知距离的一个近似测度由 CIELAB 颜色差别公式给出, 该距离简单的记为两颜色间的欧几里德距离。

3.1.6 Opponent 颜色空间

按照现代标准的色视觉理论, 在人类大脑层, 假定颜色信号是组织成三个对立的通道, 即在被传送到大脑之前, 眼睛响应光线的刺激产生三种信号: 由红、绿锥体叠加产生一个非彩色的亮度信号; 红、绿锥体相减得红/绿信号; 亮度和蓝色相减得黄/绿通道信号, 这可由图 3-1 表示。这是一个从心理感知角度定义的颜

色模型，对人的感觉来说它比极坐标空间定义的历史上使用较多的模型（HSV，HSL 等）更为直感。

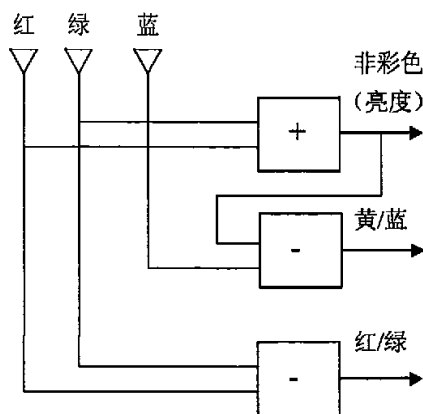


图 3-1 Opponent 颜色空间

3.2 分割策略

前面，我们提及到彩色图象分割方法可以分为四类，其中第二三类方法可以合为一类，即基于区域的分割技术。基于测量空间和区域的分割技术还可以进一步细分^[17]：前者可分为聚类、自适应 k-均值聚类和直方图阈值三类方法，其中自适应 k-均值聚类是介于二者之间的一种分割技术；后者可分为分裂-合并技术、区域生长技术、基于边界的技术和基于神经网络分类技术四类方法。但单一分割方法往往并不能使图象得到很好的分割，因此现在越来越多的文献已经把上述的各种方法结合起来分割彩色图象。下面将对两种常用并具有较好分割效果的算法进行详细的分析。

3.2.1 模糊 c-均值和特征空间投影算法^[24]

3.2.1.1 模糊 c-均值 (FCM) 算法

模糊 c-均值算法是一种无人监管迭代聚类算法。聚类准则是求得适当的模糊划分矩阵与模糊聚类中心，使得目标函数达到极小值。目标函数根据样本点的相似度进行定义，其表达式如下：

$$J_m(U, V; X) = \sum_{q=1}^N \sum_{j=1}^c u_{jq}^m \cdot \text{dist}^2(x_q, v_j) \quad (3-5)$$

其中 N 是样本数, c 是聚类数, $m \in [1, \infty)$ 是一个加权指数, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 指的是一组未标注的向量, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 描述的是未知的原型, v_i 为模糊聚类中心, $x_q, v_i \in \mathfrak{R}^k$ (\mathfrak{R}^k 表示 k 维实欧拉空间), 模糊 c 划分矩阵 $U = \{u_{jq}^m\}$ 的大小为 $c \times N$ 。模糊成员值 u_{jq}^m 表示 x_q 对第 j 个聚类的隶属度, $0 \leq u_{jq}^m \leq 1$ 。 $\text{dist}(x_q, v_j)$ 为相似度。

与传统分类算法不同, FCM 以模糊的方式把测试样本分配到各个类中去。成员值用来刻画由模糊造成的不准确性, 由于包含了模糊概念, FCM 算法能更准确的计算每个类的中心并对噪声有更强的鲁棒性。

为了归一化成员函数, 要求 $0 < \sum_{q=1}^N u_{jq}^m < N$, $j \in [1, c]$, $\sum_{j=1}^c u_{jq}^m = 1$, $q \in [1, N]$ 以及 $u_{jq}^m \in [0, 1]$ 。使用欧拉距离, 相似度 $\text{dist}(x_q, v_j)$ 可以表示为:

$$\text{dist}_{jq} = \text{dist}(x_q, v_j) = \left[\sum_{\alpha=1}^k (x_{q\alpha} - v_{j\alpha})^2 \right]^{1/2} \quad (3-6)$$

其中 k 是特征参数的个数。若使用 Mahalanobis 距离, 相似度可表示为:

$$\text{dist}_{jq} = \text{dist}_2(x_q, v_j) = \|x_q - v_j\|^T A_j \|x_q - v_j\| = Q_j^T A_j Q_j \quad (3-7)$$

其中 A_j 是由第 j 个聚类得出的 $k \times k$ 正定矩阵。在 $m > 1$ 和 $x_q \neq v_j$ 的情况下, 通过最小化式 (3-5) 可以得出:

$$u_{jq}^m = \frac{(\text{dist}_{jq})^{-2/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c (\text{dist}_{iq})^{-2/(m-1)}}, \quad j \in [1, c], \quad q \in [1, N] \quad (3-8)$$

$$v_i = \frac{\sum_{q=1}^N u_{jq}^m x_q}{\sum_{q=1}^N u_{jq}^m}, \quad i \in [1, c] \quad (3-9)$$

通过迭代更新式 (3-8) 的模糊成员和 (3-9) 的聚类中心, 使目标函数收敛于局部最小值。模糊 c -均值聚类算法的实现步骤为:

Step1 初始化: 设定聚类类别数 c , 按模糊成员满足的三个约束条件初始化模糊划分矩阵 $U^{(0)}$, 设定一个任意小的迭代截止误差值 $\varepsilon > 0$, 算法的最大迭代次数 T_{max} , 循环参数 $t = 0, 1, \dots, T_{max}$ 。

Step2 计算模糊聚类中心: 从图象中选取 N 个数据样本 $x_q (q = 1, \dots, N)$, 根据式 (3-9) 计算模糊聚类中心 $v^{(t)}$ 。

Step3 更新成员函数 $U^{(t)}$: 根据式 (3-8) 计算模糊成员矩阵 $U^{(t)}$ 。

Step4 检查聚类: 计算 $\Delta = \|U^{(t)} - U^{(t-1)}\|$, 如果 $\Delta \leq \varepsilon$, 系统达到一种稳定状态, 则终止迭代, 得到要求的模糊聚类中心 $v^{(t)}$ 和模糊成员矩阵 $U^{(t)}$; 否则令 $t = t + 1$, 并令 $U^{(t)} = U^{(t+1)}$ 转到 Step2 继续进行。

按下式更改式 (3-7) 中的 A_j , 得出了一个方向敏感 FCM 算法:

$$A_j = V_j^T L_j V_j \quad (3-10)$$

其中 L_j 指的是包含特征值逆的对角矩阵, V_j 是通过排列模糊相关矩阵 C_j^* 对应的特征向量而得出的一个归一化矩阵。相对第 j 个聚类的模糊相关矩阵为:

$$C_j^* = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N u_{jq}^m (x_q x_q^T - v_j v_j^T) \quad (3-11)$$

根据矩阵导数, $A_j = (C_j^*)^{-1}$ 。

3.2.1.2 特征空间投影

PCT (principal component transformation) 变换 (即离散卡胡南-洛夫 (Karhunen-Loeve) 变换, 简称离散 K-L 变换, 又称霍特林 (Hotelling) 变换) 能使数据描述获得最优的能量压缩。对图象分割而言, PCT 有助于确定最可能的目标部分。首先, 在彩色图象中, 用户需要手动敲击鼠标来选择几块感兴趣的区域。假定所选择块的第 k 个样本象素在彩色空间按下式表示:

$$x_k = [x_{k,1} \quad x_{k,2} \quad x_{k,3}]^T \quad (3-12)$$

其中 $x_{k,1}, x_{k,2}, x_{k,3}$ 是颜色成分。如果我们选择 RGB 颜色空间, 那么 $x_{k,1}, x_{k,2}, x_{k,3}$ 分别表示第 k 个样本的红, 绿, 蓝灰度。根据选定的 M 个样本, 首先计算相关矩阵 \hat{R}_x :

$$\hat{R}_x = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M x_k x_k^T \quad (3-13)$$

经过特征分解后, 式 (3-13) 可表示成:

$$\hat{R}_x = \sum_{i=1}^3 \lambda_i w_i w_i^T \quad (3-14)$$

其中 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 是按减序排列的特征值, $w_i (i = 1, 2, 3)$ 是对应的特征向量。因此,

对应最大特征值的特征向量 w_1 称为主特征空间。从统计意义上来说, 根据 K-L 变换的能量压缩原理, 感兴趣的彩色像素在 w_1 上的投影将是最大的。

由于图象中感兴趣的彩色像素主要关心的是主特征空间的方向, 为了确定感兴趣的彩色图象, PCT 方法通过所有彩色像素在主特征空间上的投影来测试它们。投影越大, 所测像素就越接近主要成分。根据特征向量的正交特性, 一个像素在主特征向量上具有最大的投影等同于该像素在最小特征向量上具有最小的投影。因此, 与最小特征值相结合的特征向量也为信号模拟和参数估计提供了有用的信息。在该算法中, 我们结合考虑了 w_1, w_2, w_3 的投影, 并定义了剩余特征空间, 该空间由特征向量 w_2, w_3 构成并与主特征空间 w_1 正交。

3.2.1.3 独立特征空间 FCM (the separate eigenspace FCM, SEFCM) 算法

主特征空间投影揭示了所检测的像素匹配所选择颜色空间的可能性, 剩余特征空间投影揭示了检测出的像素与期望之间的差别。为了获得有效的彩色分割, 我们把 FCM 聚类 and 主/剩余空间投影结合在一起。与 PCT 方法类似, 首先使用期望彩色样本相关矩阵的特征向量把原来彩色空间变成:

$$z_q = Vx_q = [z_{q,1} \quad z_{q,2} \quad z_{q,3}]^T \quad (3-15)$$

其中 $V = [w_1 \quad w_2 \quad w_3]$, $z_{q,1}$ 是第 $q (q=1, \dots, N)$ 个样本在主特征空间上的投影, $z_{q,2}$ 和 $z_{q,3}$ 代表的是在剩余空间上的投影。根据选择的彩色样本, 在 FCM 过程中只需要执行一次特征空间变换。如果没有预先选择期望的颜色值, 则根据成员值 u_{jq}^m 估计相关矩阵:

$$R_{s,j} = \left(\frac{1}{\sum_{q=1}^N u_{jq}^m} \right) \sum_{q=1}^N u_{jq}^m x_q x_q^T \quad (3-16)$$

在 SEFCM 方法中, 我们提出了两个独立的变换, 它们能在主/剩余特征空间中分割测试像素。根据式 (3-15) 进行特征变换后, 我们并不直接把 $z_{q,1}$ 作为主要成分。为了提取主特征空间, 采用如下的主权值矩阵 $\Gamma_{p,j}$:

$$\Gamma_{p,j} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\lambda_{j,2} + \lambda_{j,3}}{2} \right)^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{j,1}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{j,1}^{-1} \end{bmatrix} \quad (3-17)$$

从统计意义上来说，在选择的彩色样本中，特征值表示了对应特征向量的能量分布。如果 $\lambda_{j,1}$ 大于 $\lambda_{j,2}$ 和 $\lambda_{j,3}$ ，则暗示了所选择的象素大部分只来自于主要成分。在这种情况下，可以用 $\Gamma_{p,j}$ 对变换了的象素加权，这样就可以增加 $z_{q,1}$ 的值而减小 $z_{q,2}$ 和 $z_{q,3}$ 的值。如果 $\lambda_{j,1}$ 与 $\lambda_{j,2}$ 和 $\lambda_{j,3}$ 比较接近，这意味着所选择的象素不能显示出重要的成分。在这种情况下，主权值矩阵不会象前面那样大量增加 $z_{q,1}$ 。因此，根据特征值的分布，我们能使用式 (3-17) 来提取主特征空间。相反，我们能使用下式所示的剩余权值矩阵来提取剩余特征空间：

$$\Gamma_{R,j} = \begin{bmatrix} \lambda_{j,1}^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & \left(\frac{\lambda_{j,2} + \lambda_{j,3}}{2}\right)^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & \left(\frac{\lambda_{j,2} + \lambda_{j,3}}{2}\right)^{-1} \end{bmatrix} \quad (3-18)$$

由于 $\lambda_{j,1}$ 大于 $\lambda_{j,2}$ 和 $\lambda_{j,3}$ ，我们能根据权值矩阵 $\Gamma_{R,j}$ 鲁棒性的选择剩余成分 $z_{q,2}$ 和 $z_{q,3}$ 。通过参考式 (3-7) 和 (3-10)，主成分的 SEFCM 成员函数为：

$$u_{jq}^m = \frac{\left[(x_q - v_j)^T A_{p,j} (x_q - v_j) \right]^{-2/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c \left[(x_q - v_i)^T A_{p,i} (x_q - v_i) \right]^{-2/(m-1)}} = \frac{\left[(z_q - v_j)^T \Gamma_{p,j} (z_q - v_j) \right]^{-2/(m-1)}}{\sum_{i=1}^c \left[(z_q - v_i)^T \Gamma_{p,i} (z_q - v_i) \right]^{-2/(m-1)}} \quad (3-19)$$

其中 $A_{p,j} = V_j^T \Gamma_{p,j} V_j$ ， $A_{p,i} = V_i^T \Gamma_{p,i} V_i$ 。式 (3-19) 中， $z_q = V_i x_q$ ， $v_j = V_j v_j'$ ， v_j' 和 v_j 分别是初始域和变换域的聚类中心。为了得到式 (3-19)，首先要执行 PCT 变换，即 $z_q = V_i x_q$ 。通过使用主权值矩阵，可以得出主权值变换为：

$$z_{p,q} = \Gamma_{p,j}^{1/2} z_q, \quad q = 1, \dots, N \quad (3-20)$$

为了获得分割图象，应用传统的 FCM 算法到主变换样本 $\{z_{p,q}\}$ 。相类似，剩余权值变换为：

$$z_{R,q} = \Gamma_{R,j}^{1/2} z_q, \quad q = 1, \dots, N \quad (3-21)$$

那么，通过应用传统的 FCM 算法到剩余变换样本 $\{z_{R,q}\}$ 可以得到另一个分割图象。最后，为了获得 SEFCM，我们对提取出的两个图象进行逻辑“与”运算。其流程图如 3-2 所示，SEFCM 的具体实现步骤为：

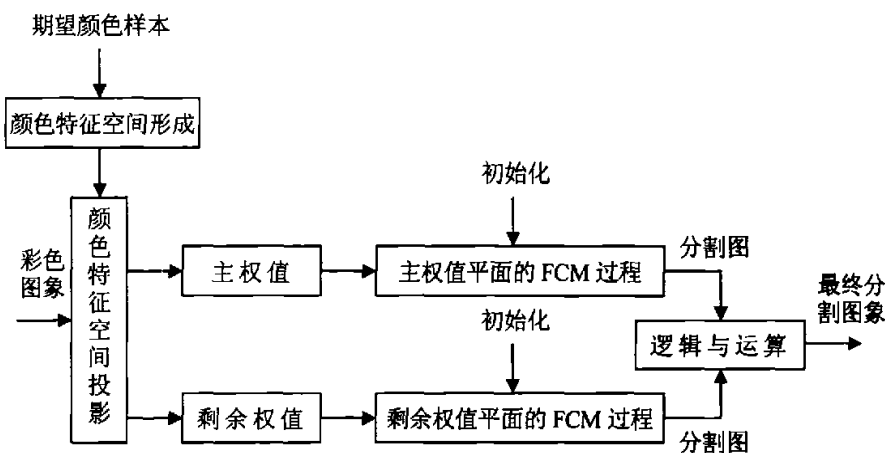


图 3-2 SEFCM 算法的信号流程图

- Step1 从图象中手动选择几块感兴趣的颜色目标块。
- Step2 根据式 (3-13) 计算相关矩阵并得到特征向量。
- Step3 在特征空间中按式 (3-15) 变换彩色图象，得到 $Z = \{z_q, q = 1, \dots, N\}$ 。
- Step4 按照式 (3-20) 计算主权值变换样本，得到 $Z_p = \{z_{p,q}, q = 1, \dots, N\}$ 。执行传统的 FCM 算法以最小化 $J_m(U_p, V_p; Z_p)$ 。
- Step5 按照式 (3-21) 计算剩余权值变换样本，得到 $Z_r = \{z_{r,q}, q = 1, \dots, N\}$ 。执行传统的 FCM 算法以最小化 $J_m(U_r, V_r; Z_r)$ 。
- Step6 执行逻辑与操作，从 Step4, Step5 获得的分割图象中提取共存的象素。执行逻辑与操作后的结果就是最后的分割图象。

3.2.2 直方图多阈值及融合算法^[16]

该算法包含两个步骤：(1) 频带对直方图的多阈值；(2) 分割结果图的融合。其流程图见 3-3。下面将分别对这两个步骤进行介绍。

3.2.2.1 采用图形理论方法建立直方图位的父子关系^[27]

根据彩色图象的特点，我们可以获得三个频带对（即 RG, RB, GB），在该算法中我们将考虑这三个频带对二维直方图的多阈值。该算法的流程图见 3-4 所示。为了求得局部峰值，首先根据图形理论确定各直方图位的父子关系。

为了便于分析，我们首先说明一下跟图形理论相关的几个概念。一个定向图由一组结点和弧所构成，每一段弧起于一个初始结点 A 而终于一个终结点 A' ，一

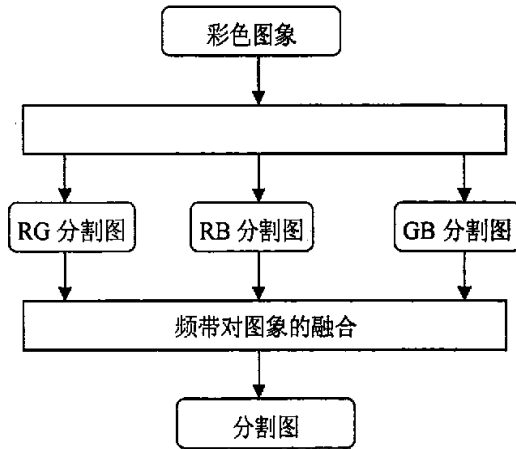


图 3-3 多阈值算法流程图

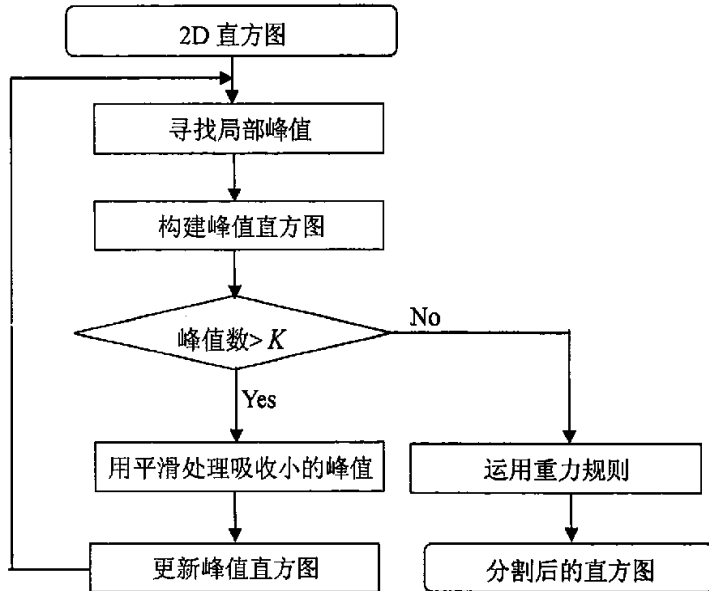


图 3-4 采用峰值挑选和重力规则进行直方图分割的流程图

组弧，如 e_1, e_2, \dots, e_n ，称作从 A 到 A' 的一个定向路径。一棵定向树是一个具有特定结点 R 的定向图， R 具有下述性质：1) 每一个结点 $A \neq R$ 是一段弧的初始结点；2) R 是一个无弧的初始结点；3) 从结点 A 到它本身没有定向路径（即没有环）。结点 R 称作树的根，初始结点为 A 的弧的终结点称作 A 的父结点。 A 的父结点表示成 $P(A)$ 。根据这些定义，为了构建一棵树，必须指定根 R 以及每一个 $A \neq R$

的父结点 $P(A)$ 。

假定 X_1, X_2, \dots, X_N 是一组给定的 N 个 L 维向量。接下来我们将详细说明把 X_i 描述成定向树结点的过程。那些没有父结点的 X_i 即为根，如果 X_i 不是根，那么从 X_i 到其中一个根具有唯一的路径。

假定 d_{ij} 指的是 X_i, X_j 间的距离：

$$d_{ij} = \|X_i - X_j\| = \left[\sum_{k=1}^L (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]^{1/2} \quad (3-22)$$

X_i 的邻域 η'_θ 定义为：

$$\eta'_\theta = \{k | d_{ik} \leq \theta, k \neq i\} \quad (3-23)$$

其中 θ 是一个给定的尺度。定义 X_i 处的密度 N_i 为：

$$N_i = |\eta'_\theta| = \eta'_\theta \text{ 中的元素数} \quad (3-24)$$

指标 g_{ij} 用来确定 X_i 的父结点：

$$g_{ij} = \frac{N_j - N_i}{d_{ij}} \quad (3-25)$$

确定 X_i 的父结点的具体步骤如下：

Step1 如果 η'_θ 为空，则 X_i 为根结点；

Step2 如果 η'_θ 不为空，计算 g_i^* ：

$$g_i^* = \max_{j \in \eta'_\theta} g_{ij} \quad (3-26)$$

Step3 如果 $g_i^* < 0$ ，则 X_i 为根结点；

Step4 如果 $g_i^* > 0$ ，则 X_i 的父结点为 X_k ，其中

$$g_i^* = g_{ik}, k \in \eta'_\theta \quad (3-27)$$

Step5 如果 $g_i^* = 0$ ，令 $\pi_i = \{j | j \in \eta'_\theta, g_{ij} = 0\}$ ，从 π_i 中删除任何元素 j ，这样就得到了一条从 X_i 到 X_j 的定向路径。如果 π_i 为空，则 X_i 为根结点，否则， X_i 的父结点为 X_k ，这样

$$d_{ik} = \min_{j \in \pi_i} d_{ij} \quad (3-28)$$

该算法是一个简单、非迭代的聚类算法，它由一个单尺度参数 θ 所支配，其中 θ 决定了聚类数以及聚类成员。另外，该算法也不需要指定初始聚类。

3.2.2.2 频带对直方图的多阈值

通过采用图形理论，我们得出了一组峰值。为了便于消除假的峰值，每个峰值设定为所有儿子的和，同时儿子位被置 0，这样就得到了峰值直方图。根据图 3-4，若所确定的峰值数等于或小于所希望的分割数 K ，则算法终止。否则，局部峰值将通过迭代的方式消除，直到峰值数量减小到 K 。当峰值数量大于 K 时，用高斯滤波器平滑峰值直方图，直到一个峰值消除了一个或多个更小的峰值。典型情况下，被消除的峰值是一个具有小集合并且（或）处于一个更大集合的邻域中。反之，一个峰值尽管很小，但它离任何主峰值都很远，这时它将不被消除。然后，将消除了的峰值从原来的峰值直方图中删除，并更新峰值直方图。

用找到的 K 个峰值来分割 2D 直方图。通过考虑峰值的位置和吸引力，可以把剩余的直方图位归到一个特定的峰值中去。一个峰值对一个位的吸引力可采用一个重力模型，第 i 个峰值对一个位的吸引力表示为：

$$F_i = \frac{M_i}{d_i^2}, i = 1, 2, \dots, K \quad (3-29)$$

其中 M_i 是峰值的强度（数量）， d_i 是第 i 个峰值与直方图位的欧拉距离，因此，直方图位将归于最大吸引力的那一个峰值。

应用重力规则得出了分割后的直方图。由于直方图分割后的每一个区域都对应相应图象的一个分割，因此，我们可以通过简单的映射获得三个分割了的二维图象。

3.2.2.3 分割图的融合

获得了分割后的三个二维图象，下面将考虑这三个二维图象的融合。其流程图如 3-5 所示。从多阈值处理过程可以看出，每一个频带对图象是分别进行分割和标注的，因此，不能保证在不同图中同一个地址的像素有同一个标注。频带对方式中没有一致的聚类标注，就不能执行融合算法，因此我们需要进行一致性标注处理，其流程图见 3-6。为了统一和匹配分割图，我们必须设定标注匹配变换。基于最大重叠的匹配变换定义为： $T_{ji}(x) = y$ ，其中 x 是分割图 i 的源标注， y 是分割图 j 的目标标注， y 与 x 有着最大的重叠， T_{ji} 是标注变换。基于相同位置和最大重叠原则，该方程表明图 i 的区域标注 x 与图 j 中的标注 y 是相同的。这样，我们就得到了 6 个变换： $T_{RG, RB}, T_{RB, RG}, T_{RG, GB}, T_{GB, RG}, T_{RB, GB}, T_{GB, RB}$ 。为了找出具有相同标注的区域，我们核对了双方的匹配情况。一个匹配定义为： $T_{ji}(T_j(x)) = x$ ，该方程意味着两个分割是相互的最大重叠副本。在实际中可能会遇到下面的匹配情况：

- (1) $RG - RB$ 和 $RG - GB$ 和 $RB - GB$ 都匹配；
- (2) $RG - RB$ 和 $RG - GB$ 匹配， $RB - GB$ 不匹配；
- 或 $RG - RB$ 和 $RB - GB$ 匹配， $RG - GB$ 不匹配；
- 或 $RG - GB$ 和 $RB - GB$ 匹配， $RG - RB$ 不匹配。

$RB-GB$ 匹配, $RG-RB$ 不匹配; (3) 当改变只发生在 R 频带时, $RG-RB$ 才

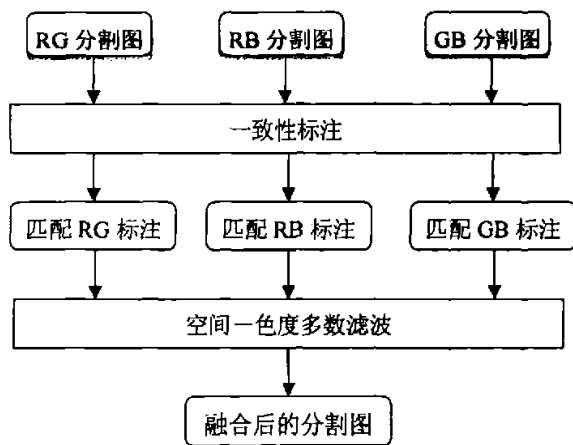


图 3-5 多个分割图的融合算法

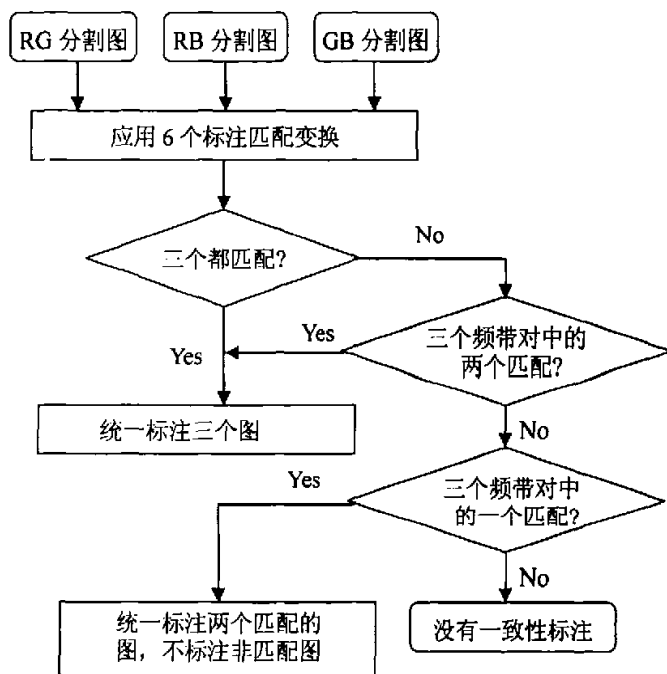


图 3-6 一致性标注算法流程图

匹配; 或者, 当改变只发生在 G 频带时, $RG-GB$ 才匹配; 或者, 当改变只发生

在 B 频带时, $RB-GB$ 才匹配。执行一致性标注后, 采用一个空间-颜色多数滤波器对三个图进行融合, 从而获得最后的分割结果。在空间-颜色多数滤波器中, 我们考虑频带对中每一个像素的 5×5 邻域, 因此, 像素的标注可以称作一个 $3 \times 5 \times 5$ 空间-色度邻域的最频繁相遇标注, 这样最终的融合算法就把空间信息包含进了分割过程。

3.2.3 仿真结果分析

3.2.3.1 模糊 c -均值和特征空间投影算法仿真结果

用 'house.jpg' 作为验证算法性能的图象, 图象 'house.jpg' 如图 5-5 所示。

根据上面的分析, 模糊 c -均值和特征空间投影算法的关键参数是聚类数 c 。在本实验中, 选择 RGB 颜色空间, 固定 $m \in [1, \infty)$ 以及 ε , 改变 c 。参数 m 的最佳选择区为 $[1.5, 2.5]$, 一般取 $m = 2$ ^[30]。本实验中取 $m = 2$, $\varepsilon = 0.03$, $T_{max} = 40$, c 分别

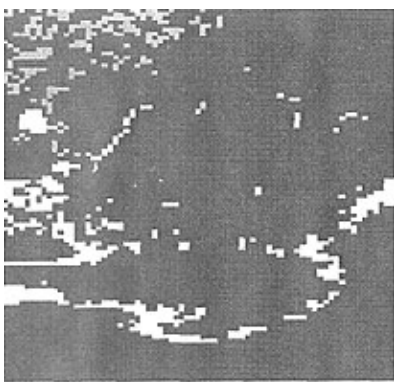


图 3-7 $c=4$ 的分割结果



图 3-8 $c=5$ 的分割结果

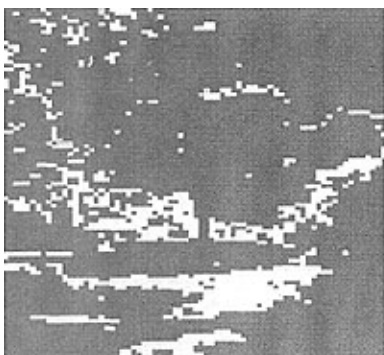


图 3-9 $c=6$ 的分割结果

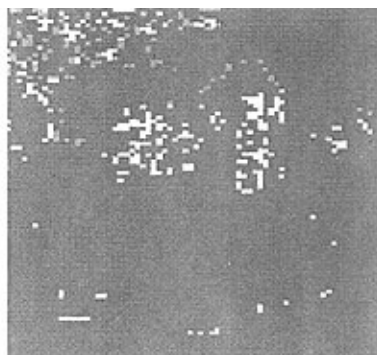


图 3-10 $c=10$ 的分割结果

取 4, 5, 6, 10。从图 3-7 至 3-10 可以看出, 选取不同的 c 值将会得到不同效果的分割图象。另外, 采用不同的 c 值分割图象, 所花费的时间也不一样, c 取得越大, 所花费的时间越长, 当 $c = 4, 5, 6, 10$ 时, 所花费的时间分别为 1 分钟、3 分钟、5 分 35 秒、10 分 25 秒。

从分割结果可以得出, 只要选取了合适的 c , 该算法能获得较好的分割效果。但是该算法计算量很大, 因为要获得一个理想的分割, 要多次调整聚类数 c , 从不同的结果中找出一个最优值; 另外, 该算法只考虑了颜色信息, 并没有考虑时-空信息。

3.2.3.2 直方图多阈值及融合算法仿真结果

用另外一个‘house.jpg’图象来验证算法性能, 见图 3-11 所示。

根据上面的分析, 直方图多阈值及融合算法的关键参数是尺度 θ 和分割数 K 。因为 θ 控制着邻域的大小, 而 K 控制着最终的分割情况。本实验中我们取 $\theta = 1.3$, $K = 4$, 高斯噪声的方差 $\sigma^2 = 0.0625$, 颜色空间为 RGB 空间。其仿真结果如图 3-12 所示, 仿真所花费的时间为 11 分钟。

从图 3-12 可以看出, 只要选取了合适的尺度 θ 和分割数 K , 该算法能获得较好的分割效果。但是该算法不仅计算量大, 而且算法也较复杂, 计算所花费的时间也较长。但是, 该算法不但考虑了颜色信息, 而且也考虑了时-空信息。

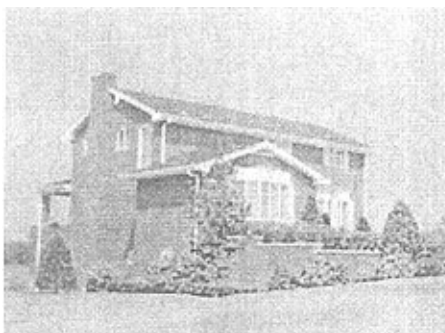


图3-11 house图象

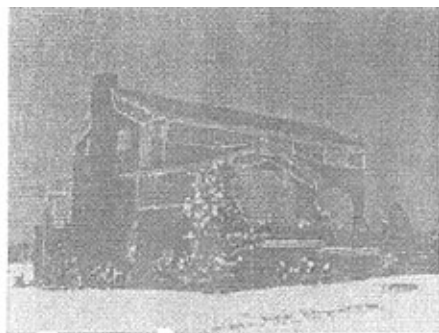


图3-12 融合后的house图象

第四章 彩色图象分割新方法的研究

随着各种理论的发展, 结合特定理论的分割技术受到了越来越多的关注, 而且通过大量的文献已证明了该类方法能达到很好的分割效果。但是, 现已提出的大量分割算法不仅计算量很大, 而且相应的算法很复杂, 同时也只考虑了彩色图象的部分特性。

从信息分析角度看, 一幅图象被分割成不同区域描述, 它包含了图象信息的两个分量: 类别和位置。类别信息包含相同区域(类别)里的相关特性值; 位置信息则描述类别在图象上出现的空间位置。多尺度方法在图象分割时为图象信息解释提供多层次框架。在不同尺度(分辨率)下, 图象信息的细节一般刻画场景的不同物理结构。在较粗分辨率下, 细节对应着较大结构, 该结构反映图象内容的“上下文”(类别成分); 而在较高分辨率下, 细节含有细微特征和精细结构。小波变换正好具有这种多尺度特性, 它的计算复杂度较低, 抗噪声能力较强。针对小波的多尺度特性, 本章提出了一种基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法以降低计算的复杂度和计算时间, 另外, 该算法既考虑了彩色图象的空间特性又较好的反映了颜色信息。

4.1 基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法设计

4.1.1 尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波函数 $\psi(t)$ 的一些重要性质^[22]

为了更好的设计该算法, 我们需要讨论一下尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波函数 $\psi(t)$ 的一些重要性质。在讨论之前, 先介绍一下著名的 Poisson 公式, 该公式用于描述整数平移系列的正交归一性在频域的表现。

1) 设 $f(t-k)$, $k \in Z$ 是一组正交归一的函数集合:

$$\int_{\mathbb{R}} f(t-k_1) \overline{f(t-k_2)} dt = \delta(k_1 - k_2) = \delta_{k_1, k_2} \quad (4-1)$$

则此正交归一性质的频域表现为

$$\sum_k |F(w + 2k\pi)|^2 = 1 \quad (4-2)$$

其中 $F(w)$ 是 $f(t)$ 的傅立叶变换。

2) 设 $f_1(t-k_1), f_2(t-k_2)$; $k_1, k_2 \in Z$ 是两组正交的函数集合,

$$\int_{\mathbb{R}} f_1(t-k_1)\overline{f_2(t-k_2)}dt = 0; \quad k_1, k_2 \in Z \quad (4-3)$$

则此正交性质的频域表现为

$$\sum_k F_1(w+2k\pi)F_2(w+2k\pi) = 0, \quad k \in Z \quad (4-4)$$

其中 $F_1(w)$, $F_2(w)$ 是 $f_1(t)$, $f_2(t)$ 的傅立叶变换。

下面将讨论尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波函数 $\psi(t)$ 的一些重要性质。

(1) 尺度函数

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi(2^{-j}t - k), \quad j, k \in Z \quad (4-5)$$

在同一尺度 j 的两个函数之间满足

$$\delta_{0,k} = 2^{-j} \int \varphi(2^{-j}t) \overline{\varphi(2^{-j}t - k)} dt; \quad j, k \in Z \quad (4-6)$$

则同一尺度下的尺度函数具有正交归一性式 (4-1)。由 Poisson 公式 (4-2) 有:

$$\sum_{l \in Z} |\Phi(w + 2\pi l)|^2 = 1 \quad (4-7)$$

不同尺度之间 $\varphi_{j,k}, \varphi_{j',k'}$ 不具有正交性, 即

$$\delta_{k,k'} \neq 2^{-\frac{j+j'}{2}} \int \varphi(2^{-j}t - k) \overline{\varphi(2^{-j'}t - k')} dt \quad (4-8)$$

(2) 小波函数 $\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k)$, 对所有 $j, k \in Z$ 都是相互正交的:

$$\delta_{j,j',k,k'} = \int \psi_{j,k}(t) \overline{\psi_{j',k'}(t)} dt \quad (4-9)$$

则在同一尺度下的小波函数之间必然满足式 (4-1), 同样由 Poisson 公式 (4-2):

$$\sum_{k \in Z} |\Psi(w + 2\pi k)|^2 = 1 \quad (4-10)$$

(3) 同一尺度之间, 小波函数 $\psi_{j,k}$ 同尺度函数 $\varphi_{j,k}$ 正交 (因为在同一尺度下 $W_j \perp V_j$):

$$\int \psi_{j,k}(t) \overline{\varphi_{j,k'}(t)} dt = 0 \quad (4-11)$$

由于小波函数和尺度函数之间满足式 (4-3), 由 Poisson 公式 (4-4), 即

$$\sum_k \Phi(w + 2k\pi) \Psi(w + 2k\pi) = 0 \quad (4-12)$$

4.1.2 算法设计

4.1.2.1 二维小波构造方法

人们根据多分辨率分析已经构造出了大量的一维小波基。但在许多实际问题中,经常会遇到多维信号处理问题,如离散图象的分析与处理,因此,只有一维小波基是不够的^[22]。下面将阐述二维小波的构造方法,从单变量函数到两个变量最自然的方法是利用张量积的形式,也就是定义 $f(x_1, x_2) = f_1(x_1)f_2(x_2)$ 。我们可以采用两种不同的方法来建立二维小波,一种是利用小波函数的张量积,另一种是利用多分辨率分析的张量积,后者又称为尺度函数的张量积形式。这两种不同的张量积形式对应着对一维二进伸缩算子 $T_j f(t) = f(2^j t)$ 的不同推广。小波函数的张量积形式对应的是

$$T_{j_1, j_2} f(t_1, t_2) = f(2^{j_1} t_1, 2^{j_2} t_2) \quad (4-13)$$

尺度函数的张量积形式则对应的是

$$T_j f(t_1, t_2) = f(2^j t_1, 2^j t_2) \quad (4-14)$$

(1) 假定有两个单变量的函数 $f_1(x), f_2(x)$, 可以通过张量积定义一个有两个自变量的函数 $f_1 \otimes f_2$:

$$f_1 \otimes f_2(x_1, x_2) = f_1(x_1)f_2(x_2) \quad (4-15)$$

如果有两个闭子空间 $X_1, X_2 \subset L^2(R)$, 则可以生成一个 $L^2(R^2)$ 的闭子空间 $X_1 \otimes X_2$: $X_1 \otimes X_2$ 定义为所有 $f_1(x_1)f_2(x_2)$ 的闭线性组合, 这里 $f_1 \in X_1, f_2 \in X_2$ 。显然有 $L^2(R) \otimes L^2(R) = L^2(R^2)$ 。

定理 4.1 设 $\psi_1(t), \psi_2(t)$ 是 $L^2(R)$ 上的两个正交小波函数, 定义 $\psi(t_1, t_2) = \psi_1 \otimes \psi_2 = \psi_1(t_1)\psi_2(t_2)$, 则函数系

$$\left\{ 2^{-(j_1+j_2)/2} \psi(2^{j_1} t_1 - k_1, 2^{j_2} t_2 - k_2) \right\}_{j_1, j_2, k_1, k_2 \in \mathbb{Z}} \quad (4-16)$$

构成 $L^2(R^2)$ 的规范正交基。

式 (4-16) 构成的基在许多场合有很好的应用, 它的优点之一是整个规范正交基是通过一个函数 $\psi(t_1, t_2) \in L^2(R^2)$ 的伸缩和平移得到的。正交基的任一个都具有式 (4-13) 的形式。然而在另外一些应用问题中, 式 (4-16) 形式的规范正交基表现出很大的缺点。主要的原因在于 j_1 和 j_2 是完全不相干的, 因此, 基函数 ψ 在不同方向上可能具有完全不同的衰减。解决的方法就是不用小波函数的张量积, 而

用多分辨分析的张量积。

(2) 假定在 $L^2(R)$ 上有两个 MRA, 分别为 $\{V_j^1, \varphi^1\}$ 和 $\{V_j^2, \varphi^2\}$, 对应的两个小波函数则记为 ψ^1, ψ^2 , 定义子空间 $F_j = V_j^1 \otimes V_j^2 \subset L^2(R^2)$, 则子空间序列 $\{F_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 满足下列性质:

$$\begin{aligned} \dots &\subset F_1 \subset F_0 \subset \dots \\ \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} F_j &= L^2(R^2) \\ \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} F_j &= \{0\} \\ f(t_1, t_2) \in F_j &\Leftrightarrow f(2^j t_1, 2^j t_2) \in F_0 \\ f(t_1, t_2) \in F_0 &\Leftrightarrow f(t_1 - k, t_2 - l) \in F_0, \forall k, l \in \mathbb{Z} \end{aligned} \quad (4-17)$$

因为 $V_{j-1}^1 = V_j^1 \oplus W_j^1$, $V_{j-1}^2 = V_j^2 \oplus W_j^2$, 所以有

$$\begin{aligned} F_1 &= V_1^1 \otimes V_1^2 = (V_2^1 \oplus W_2^1) \otimes (V_2^2 \oplus W_2^2) \\ &= (V_2^1 \otimes V_2^2) \oplus (V_2^1 \otimes W_2^2) \oplus (W_2^1 \otimes V_2^2) \oplus (W_2^1 \otimes W_2^2) \\ &= F_2 \oplus (V_2^1 \otimes W_2^2) \oplus (W_2^1 \otimes V_2^2) \oplus (W_2^1 \otimes W_2^2) \end{aligned} \quad (4-18)$$

由张量积的性质可以知道:

$$\begin{aligned} \{\psi^1(t_1 - k)\psi^2(t_2 - l)\}_{k, l \in \mathbb{Z}} &\text{ 是 } W_2^1 \otimes W_2^2 \text{ 的规范正交基} \\ \{\psi^1(t_1 - k)\varphi^2(t_2 - l)\}_{k, l \in \mathbb{Z}} &\text{ 是 } W_2^1 \otimes V_2^2 \text{ 的规范正交基} \\ \{\varphi^1(t_1 - k)\psi^2(t_2 - l)\}_{k, l \in \mathbb{Z}} &\text{ 是 } V_2^1 \otimes W_2^2 \text{ 的规范正交基} \end{aligned}$$

由此得到 $L^2(R^2)$ 中三个函数 $\Psi^1 = \varphi^1 \otimes \psi^2$, $\Psi^2 = \psi^1 \otimes \varphi^2$, $\Psi^3 = \psi^1 \otimes \psi^2$ (其中 $\varphi^1, \varphi^2, \psi^1, \psi^2$ 是两个 MRA 对应的尺度和小波函数), 使得 $\{\Psi^i(2^j t_1 - k, 2^j t_2 - l)\}_{j, k, l \in \mathbb{Z}, i=1,2,3}$ 构成 $L^2(R^2)$ 的规范正交基。正交基中的任一个基函数都具有式 (4-14) 的形式。

上述两种形式的张量积都可以推广到 d 维形式, 从而构成 $L^2(R^d)$ 上的小波分解。

同一维情况一样, 我们可以建立二维 Mallat 算法以实现快速的小波系数之间的转换。初始系数 c^j 是一个二维的系数矩阵, F_j 中的系数矩阵将分解为四个矩阵块, 分别为 F_{j+1} 中的 c^{j+1} , $V_{j+1}^1 \otimes W_{j+1}^2$ 中的 $d^{1,j+1}$, $W_{j+1}^1 \otimes V_{j+1}^2$ 中的 $d^{2,j+1}$, $W_{j+1}^1 \otimes W_{j+1}^2$ 中的 $d^{3,j+1}$ 。 F_{j+1} 中的 c^{j+1} 可以继续分解下去, 图 4-1 给出了二层分解的示意图。

4.1.2.2 小波基的选择

在基于小波分解的彩色图象分割方法中, 小波基函数的选取至关重要。针对

实际的应用场合选取相应的小波基函数有利于取得较好的应用效果。本文讨论的是静止图象，通常情况下静止图象的数据量较大。为了计算的简便、快速和尽可能地去除分解数据的相关性，必须选择正交小波函数。另外，为了使矩阵变得更加稀疏(矩阵稀疏的目的是为了缩小计算量)，我们选择具有高消失矩的小波和尺度函数。表 4-1 列出了八个小波(或小波系)的一些主要性质对比(相应的数学名词见附录 A)。从表 4-1 可以看出，coiflets 小波函数满足上面的要求，并具有

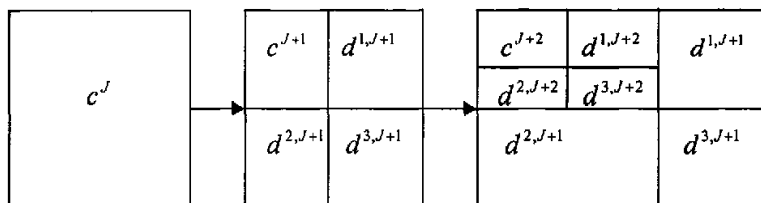
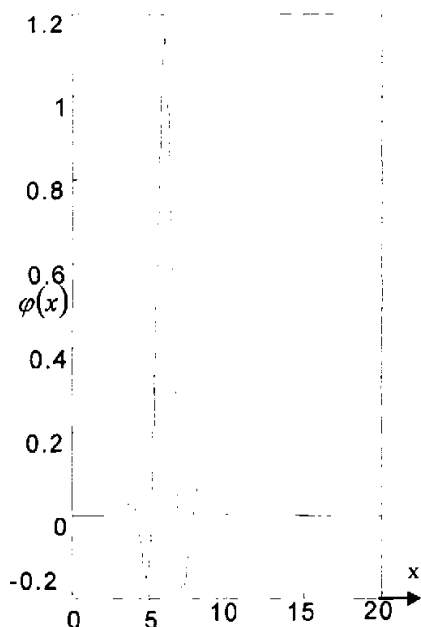
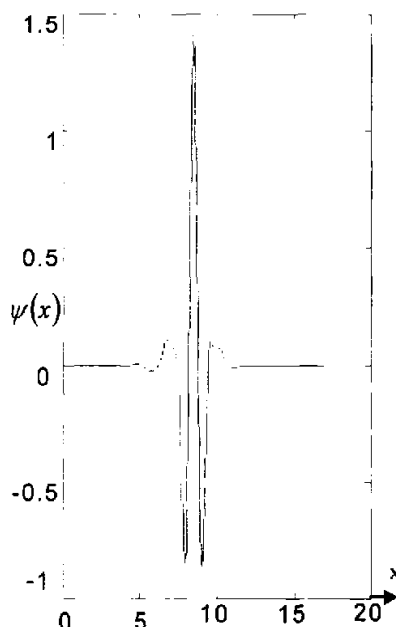


图 4-1 二维 Mallat 分解示意图

表 4-1 八个小波(或小波系)的主要性质

| 小波函数 | Haar | Daubechies | Biorthogonal | Coiflets | Symlets | Morlet | Mexican hat | Meyer |
|----------------------|------|------------|----------------------|----------|---------|--------|-------------|-----------|
| 小波缩写名 | haar | db | bior | coif | sym | morl | mexh | meyr |
| 表示形式 | haar | dbN | biorNr,Nd | coifN | symN | morl | mexh | meyr |
| 举例 | haar | db3 | bior2,4 | coif3 | sym2 | morl | mexh | meyr |
| 正交性 | 有 | 有 | 无 | 有 | 有 | 无 | 无 | 有 |
| 双正交性 | 有 | 有 | 有 | 有 | 有 | 无 | 无 | 有 |
| 紧支撑性 | 有 | 有 | 有 | 有 | 有 | 无 | 无 | 有 |
| 连续小波变换 | 可以 | 可以 | 可以 | 可以 | 可以 | 可以 | 可以 | 可以 |
| 离散小波变换 | 可以 | 可以 | 可以 | 可以 | 可以 | 不可以 | 不可以 | 可以，但无 FWT |
| 支撑长度 | 1 | 2N-1 | 重构:2Nr+1 分解:2Nd+1 | 6N-1 | 2N-1 | 有限长度 | 有限长度 | 有限长度 |
| 滤波器长度 | 2 | 2N | max(2Nr+ 2Nd)+2 | 6N | 2N | [-4,4] | [-5,5] | [-8,8] |
| 对称性 | 对称 | 近似对称 | 不对称 | 近似对称 | 近似对称 | 对称 | 对称 | 对称 |
| 小波函数 ψ 消失矩阶数 | 1 | N | Nr-1 | 2N | N | - | - | - |
| 尺度函数 ϕ 消失矩阶数 | - | - | - | 2N-1 | - | - | - | - |

较好的性能。因此，本算法中选用 *coiflets* 小波函数系中的 *coif3* 小波作为基小波。*coif3* 小波的尺度函数和小波函数如图 4-2， 4-3 所示。结合二维小波构造方法，利用两个一维 *coif3* 小波通过尺度函数张量积的方法求得一个二维小波。该二维小波就是本算法的二维小波基。

图 4-2 *coif3* 尺度函数图 4-3 *coif3* 小波函数

4.1.2.3 分割算法实现

小波变换作为一种非平稳信号/图象分析方法，具有许多十分优异的性能，如：小波分析相当于一个具有放大、缩小和平移等功能的数学显微镜，通过分析不同倍率下信号的变化来研究其动态特性；巧妙地利用了非均匀分布的分辨率，较好地解决了时间和频率分辨率的矛盾：在低频段用高的频率分辨率和低的时间分辨率，而在高频段则用低的频率和高的时间分辨率。

为了阐述图象信息，多分辨率描述提供了一个简单的层次框架^[29,30]。在不同分辨率情况下，图象的细节定义为两个相邻尺度近似信号的差别，它通常反映了场景的不同物理结构特征。在粗分辨率的时候，细节对应大的结构，该结构提供了图象的上下文关系，而近似信号则反映了原图象的概貌。

小波变换是将原始信号用一组不同尺度的滤波器进行滤波，将信号分解到一系列频带上进行分析处理^[31]。用 *L* 表示低通滤波器，*H* 表示高通滤波器，则 *LL*、

LH、HL、HH(分别对应图 4-1 中的 c^j , $d^{1,j}$, $d^{2,j}$, $d^{3,j}$) 构成了四个具有不同频率特性和方向特性的滤波器。LL 用于检测图象中的低频分量, LH 用于检测水平方向的边缘、细节分量, HL 用于检测垂直方向的边缘、细节分量, HH 用于检测主对角线与副对角线方向分量。

考虑到滤波器的构成方法和所有子带是从同一图象经不同的滤波处理而产生的事实, 这些子带之间存在着一定的联系。在基带(即 c^{j+2}) 中的数据有较大幅度变化的区域, 在其它子带中的相应区域的数据也会有较大幅度的变化; 而在基带中的数据幅度变化较小的区域, 在其它子带中的相应区域的数据幅度变化也较小。基于这一特性, 可以根据基带中的数据特性来对其它子带中的数据特性进行预测。具有高频特性的子带中的数据主要反映图象中的边缘和细节信息, 这些信息在这些子带中表现为具有较大的数据数值, 而图象中相对平稳的部分在这些子带中具有较小的数据数值。

随着尺度 2^j 的增大(即分辨率降低), 图象被平滑的程度越大, 检测出的峰值个数就越少; 反之, 图象的细节信息越丰富, 峰值个数越多。因此, 在获取了原图象的二维直方图后, 根据小波变换的性质, 首先求取最低频率的极值, 然后采用最小距离判据求得最高频率系数的极值, 让阈值等于最高频率系数的极值点对应的颜色分量值, 从而实现图象的分割。具体的实现步骤如下:

Step1 选取 RGB 作为颜色空间, 求出彩色图象的三个二维(即 RG, RB, GB) 直方图。

Step2 初始化: 确定小波分解层数 N 以及第 N 层低频系数的峰值数量 K 。

Step3 阈值分割: 对二维直方图进行小波分解, 然后, 根据独立峰条件求出各层的极值。以最低分辨率(即第 N 层)的极值作为初值, 采用最小距离判据, 逐层求得更高分辨率对应的极值。这样最高分辨率极值对应的颜色灰度值即为直方图的阈值。最后用所求的阈值分割三个二维图象。

Step4 一致性标注: 不同图中的同一个位置用同样的颜色进行标注(同直方图多阈值及融合算法中的一致性标注)。

Step5 合并: 考虑一个 $3 \times 4 \times 4$ 邻域, 每一个象素用该邻域的平均值代替。

其中独立峰应满足三个条件: (1) 具有一定的灰度范围; (2) 具有一定的峰下面积; (3) 具有一定的峰谷差。当分辨率逐渐增加时, 阈值数目会增加, 采用最小距离判据来解决两相邻尺度之间阈值并非一一对应的问题。设在两相邻尺度 2^{l+1} 和 2^l 所对应的阈值为 T_i^{l+1} 和 T_k^l , 若

$$dis(T_i^{l+1}, T_k^l) = \min\{dis(T_i^{l+1}, T_i^l)\}, \quad l = 0, 1, \dots, N^j \quad (4-19)$$

其中 N^j 为上一层的极值点总数, $dis(\cdot)$ 按式 (3-6) 计算。

2 算法的仿真结果分析

2.1 基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法仿真结果

用‘house.jpg’作为验证算法性能的图象，图象‘house.jpg’如图 5-5 所示。



图 4-5 RG 多阈值分割图



图 4-6 RB 多阈值分割图



图 4-7 GB 多阈值分割图



图 4-8 合并后的分割图

本实验中，选定小波分解层数 $N=3$ ，第 3 层低频系数的峰值数量 $K=6$ 。各层独立峰条件取为峰值之间的差值，从最低分辨率到最高分辨率分别取 80, 30, 15, 0。图 4-5, 4-6, 4-7 分别是 RG, RB, GB 多阈值分割结果。图 4-8 是经过一致性标记后并进行了合并处理的最终分割图。其中仿真所花费的时间为 2 分钟。

从分割过程及结果可以看出，该算法复杂度较低，具有很强的抗噪能力，与第三章的两种算法相比，计算时间大大减小。另外，该算法不仅考虑了图象的空间信息，而且能很好的把颜色信息分割出来，具有很好的分割效果。但是，该算法仍需要根据独立峰条件以及图象特点来确定图象直方图的峰值数量。因此，适当的峰值数量仍然是影响分割效果的一个重要因素。

2.2 基于分割评价模型的仿真结果分析

为了更全面的分析几种分割算法的性能，根据第五章的分析，采用了两组模型对各个算法进行全面的分析。

为了验证各种算法受目标尺寸以及模糊程度的影响，采用噪声方差为 0.01 的一组图作为分割对象；另外，为了验证噪声的影响，采用模块为 1×1 的一组图作为

分割对象（也可以采用其他图作为分割对象，为了说明噪声的影响，本文只对一组图进行分割）。图象的横轴表示的是各列的编号（对目标尺寸组为各行的编号），纵轴对应式（5-10）算出的 $RUMA_j$ 值。

需要指出，由于验证噪声的一组图也为四个，这时横轴指的是各行的编号（对目标尺寸组为各列的编号）。图 4-9, 4-10 是模糊 c -均值和特征空间投影算法的仿真结果，图 4-11, 4-12 是直方图多阈值及融合算法的仿真结果，图 4-13, 4-14 是基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法的仿真结果。从这三种算法的仿真结果可以得出如下的结论。

图 4-10, 4-12, 4-14 中曲线的总趋势都是左低右高，这表明各 UMA 值都随目标尺寸减小而增大，也就是说目标尺寸越小则要分割精确就越困难。而且这个困难程度是随算法不同而不同的。当目标尺寸占整图的 50% 之上时基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法效果最好。但当目标尺寸小于一定界限（即 25%）时，基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法以及模糊 c -均值和特征空间投影算法的性能都变得很差。在目标尺寸变化时，直方图多阈值及融合算法的稳定性较好。从图中可见它对应的起伏最小，这说明该算法的性能受目标尺寸的影响最小，接下来依次为模糊 c -均值和特征空间投影算法、基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法。由图 4-9, 4-11, 4-13 可见，随着噪声的增加，所有算法的性能都变差了，但变差的程度随算法而异。其中模糊 c -均值和特征空间投影算法对噪声很敏感，当噪声增加时它的性能下降得较多。从免受噪声影响程度来说，基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法最好。另外，对应模糊模板编号，曲线的总趋势都是左低右高，这表明图象被模糊得越厉害则分割的效果就越差。但从图中可见，模糊对基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法影响最小，其次是直方图多阈值及融合算法，最后是模糊 c -均值和特征空间投影算法。

因此，从上面的仿真结果可以得出，不同的算法有其不同的应用场合。模糊 c -均值和特征空间投影算法适用于噪声、模糊程度较小以及目标尺寸较大的场合；直方图多阈值及融合算法对噪声以及目标尺寸不敏感，因此适用于分割有噪声以及目标尺寸较小的图形；在目标尺寸较大时，与其他两种算法相比，基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法受噪声和模糊程度影响最小，因此适用于分割有噪声以及模糊的图象，即基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法对采集条件具有最强的鲁棒性。因此，在不同的实际应用中，应根据需要确定合适的算法。通过上面的性能对比，为人们对于具体问题算法的选择提供了重要的参考价值。

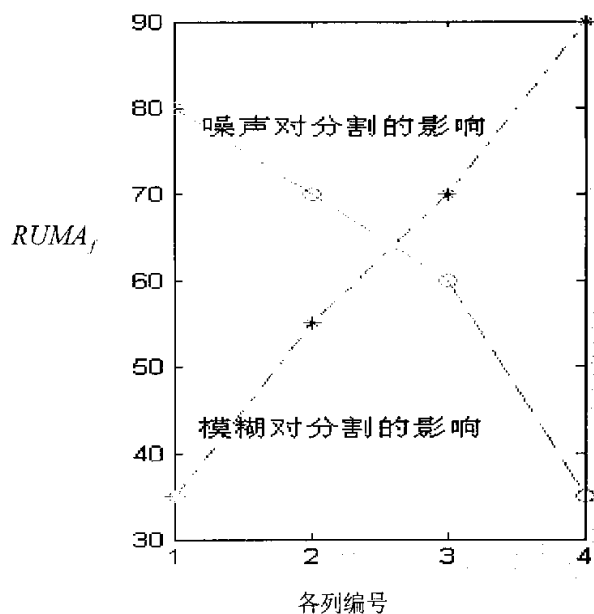


图 4-9 模糊 c-均值和特征空间投影的采集图结果

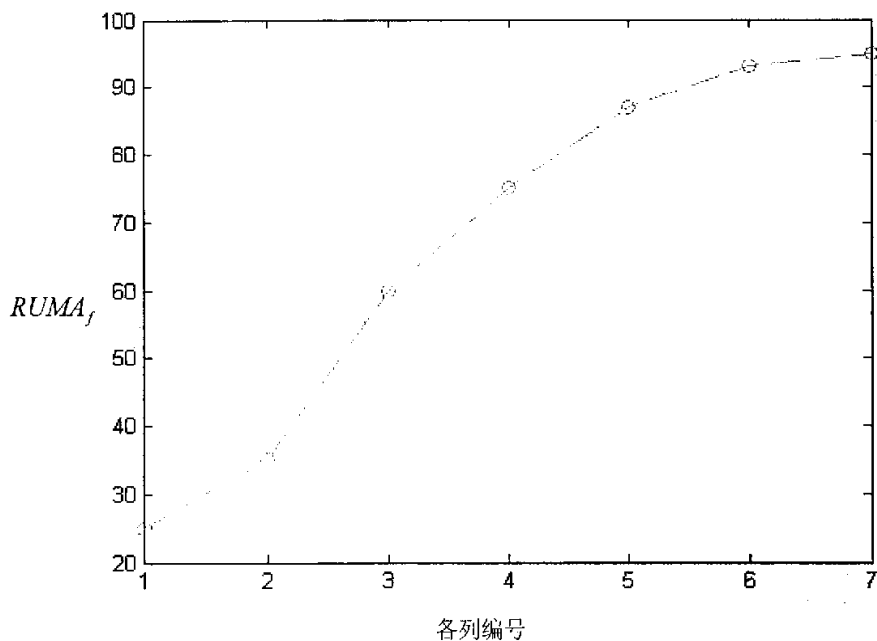


图 4-10 模糊 c-均值和特征空间投影的目标尺寸图结果

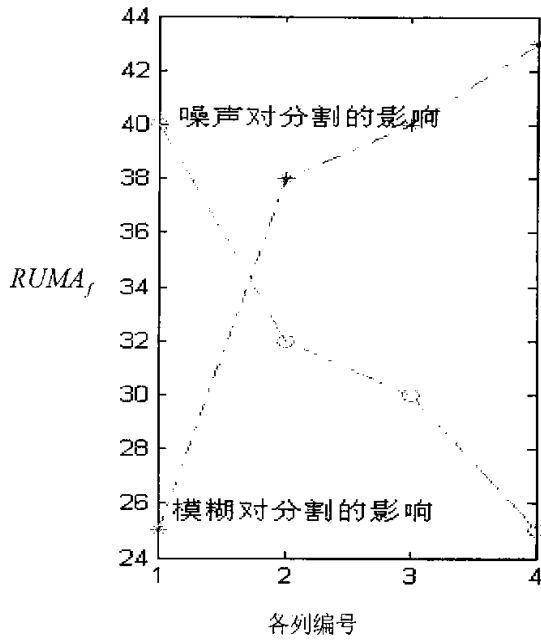


图 4-11 直方图多阈值及融合的采集图结果

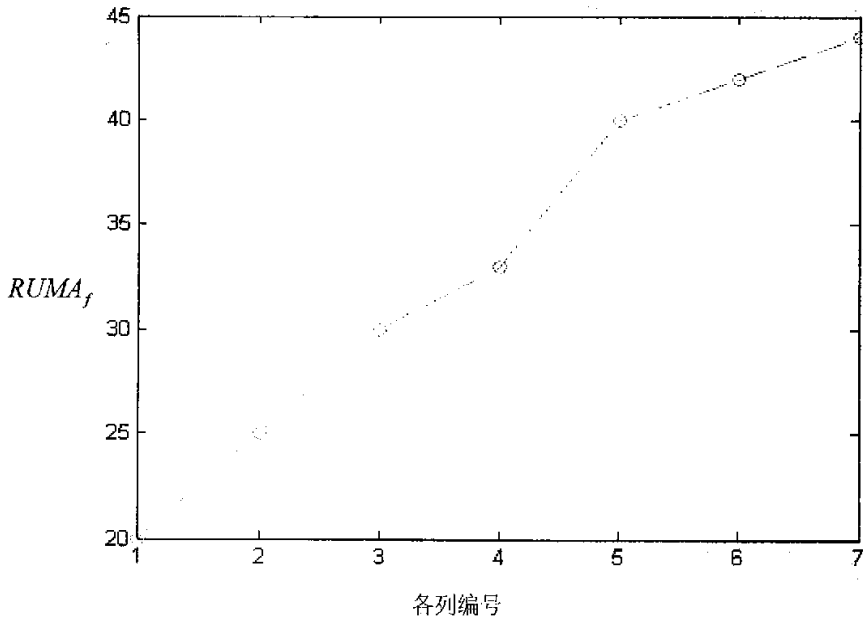


图 4-12 直方图多阈值及融合的目标尺寸图结果

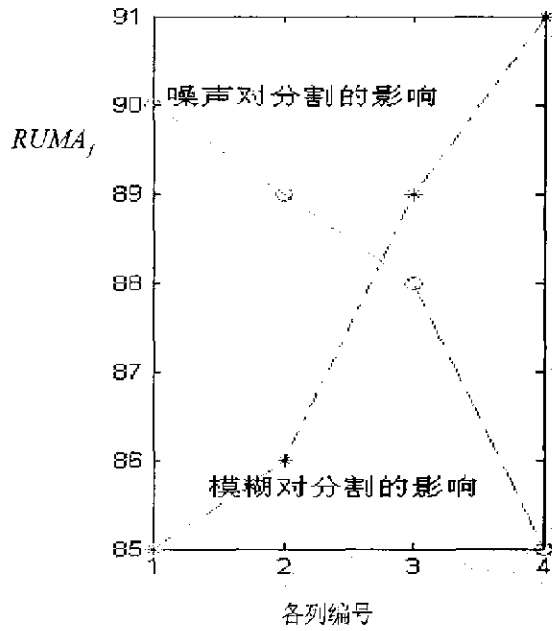


图 4-13 二维小波直方图多阈值的采集图结果

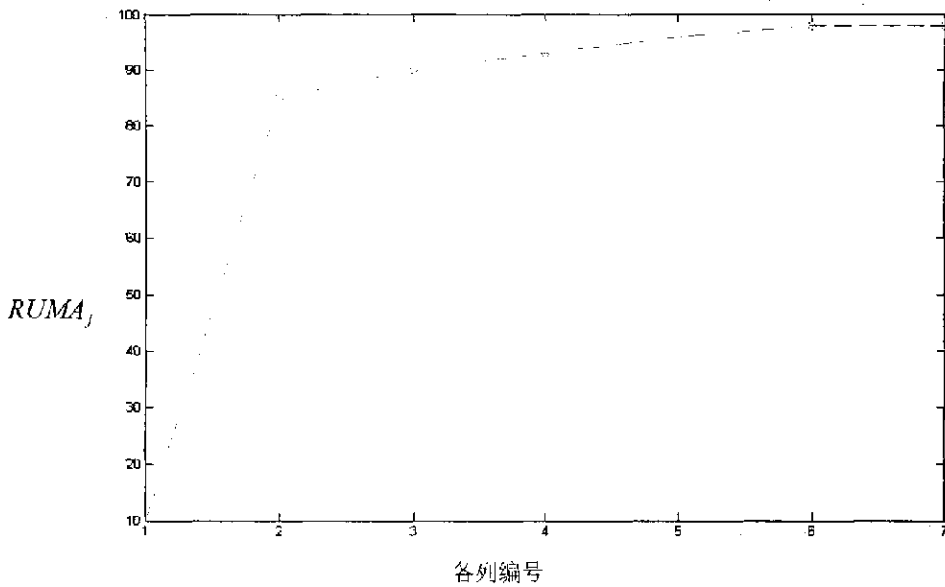


图 4-14 二维小波直方图多阈值的图象尺寸图结果

第五章 彩色图象分割评价方法的研究

前面已对彩色图象分割技术进行了介绍和讨论。需要指出, 尽管对彩色图象分割已进行了大量的研究, 并已提出了大量的算法, 但尚没有一种适合于所有彩色图象的分割算法, 绝大多数算法都是针对具体问题而提出的。另一方面, 给定一个实际应用要选择合用的分割算法仍是一个很麻烦的问题, 由于缺少通用的理论指导, 常常需要反复的进行实验。要克服这些困难就需要研究如何来评价图象分割技术^[1]。分割评价通过对分割算法性能的研究以达到优化分割的目的, 它不仅可提高现有算法的性能, 对研究新的技术也具有指导意义。

图象分割评价可以分成两种情况: (1) 性能刻划: 掌握某种算法在不同分割情况中的表现, 以通过选择算法参数来适应分割具有不同内容的图象和分割在不同条件下采集到的图象的需要。(2) 性能比较: 比较不同算法在分割给定图象时的性能, 以帮助在具体分割应用中选取合适的算法或改进已有的算法。

上述这两方面的内容是相互关连的, 性能刻划使算法的性能比较更加全面, 性能比较使算法的性能刻划更有目的性。为达到分割评价的目的, 对评价方法提出的基本要求主要有:

(1) 应具有广泛的通用性, 即评价方法要适于评价不同类型的分割算法并适合各种应用领域情况;

(2) 应采用定量和客观的性能评价准则, 这里定量是指可以精确地描述算法的性能, 客观是指评判摆脱了人为的因素。

(3) 应选取通用的图象进行测试以使评价结果具有可比性和可移植性, 同时这些图象应尽可能反映客观世界的真实情况和实际应用领域的共同特点。

图象分割评价要基于一定的评价准则, 也称评价指标或测度。在分割技术的评价中, 性能评判准则可以说是最重要的因素。

5.1 定量实验评价准则

为对分割算法进行评价, 人们已先后提出了几十个评价准则, 这些准则原理不同, 切入点不同, 各有特点。它们有的是分析指标, 用于直接分析分割算法的性能; 有的是实验指标, 用于评价分割算法的实验结果, 即间接借助实验结果去评判分割算法的性能。所以可把这些评价准则分成分析的准则和实验的准则两类。另外, 这些准则中有些只可以定性地评判算法性能, 即定性地表明算法的性能,

有些还可以定量地评判算法性能，即定量地刻划算法的性能。这样根据准则本身的特性，不同准则又可分成定性的和定量的准则两类。将上面两种分类方法综合起来，大部分主要的分割评价准则可分成各有其特点的四类，即定性的分析评价准则 (Q_1A)、定性实验评价准则 (Q_1E)、定量的分析评价准则 (Q_2A)、定量实验评价准则 (Q_2E)。

现在每类中都有多种准则，不同的准则根据其特点可以分别归入不同的组，下面对用得最多，也提得最多的定量实验评价准则 (Q_2E) 组进行详细的分析。

5.1.1 区域间对比度

图象分割要把一幅原始图象分成若干个区域。直观地考虑，这些区域的特性之间应有比较大的差距，或者说有明显的对比。根据区域之间特性对比度的大小可以判别分割图的质量，也可由此反推出所用分割算法的优劣。对图象中相邻接的两个区域来说，如果它们各自的平均灰度为 f_1 和 f_2 ，则它们之间的灰度对比度 (gray-level contrast, GC) 可按下式计算：

$$GC = \frac{|f_1 - f_2|}{f_1 + f_2} \quad (5-1)$$

事实上式 (5-1) 中的 f 也可代表除灰度外的其他特征量，如颜色信息。这样就得到其他的区域间特征对比度。当一幅图有多个区域时，可利用式 (5-1) 分别计算两两邻接区域间的对比度再求和。

5.1.2 区域内部均匀性

分割常被定义为要把一幅原始图象 $f(x, y)$ 分成若干个内部具有相似特性的区域，所以可用分割图中各区域内部特性均匀的程度来描述分割图象的质量。如以 R_i 表示分割图中的第 i 个区域， A_i 表示其面积，则分割图的区域内部均匀性测度 (uniformity measure, UM) 可表示为：

$$UM = 1 - \frac{1}{C} \sum_i \left\{ \sum_{(x,y) \in R_i} \left[f(x,y) - \frac{1}{A_i} \sum_{(x,y) \in R_i} f(x,y) \right]^2 \right\} \quad (5-2)$$

其中 C 为归一化系数。

5.1.3 形状测度 (shape measure)

直观地讲，一个好的分割结果应满足某些主观条件或视觉要求。一般希望物

体轮廓线比较平滑，形状测度是提出来衡量目标外轮廓的光滑程度的，所以也叫轮廓指标。如以 $f_N(x, y)$ 表示象素 (x, y) 的邻域 $N(x, y)$ 中的平均灰度， $g(x, y)$ 表示象素 (x, y) 处的梯度，对图象以 T 为阈值进行分割所得形状测度 SM 可用下式计算：

$$SM = \frac{1}{C} \left\{ \sum_{x,y} Sgn[f(x, y) - f_N(x, y)] g(x, y) Sgn[f(x, y) - T] \right\} \quad (5-3)$$

式中 C 是一个归一化系数， Sgn 代表单位阶跃函数， T 是预先设定的阈值。

5.1.4 算法收敛鲁棒性 (robustness of convergence)

对某些迭代的分割算法，初始条件的选择对算法的最终收敛性有相当影响。这个影响常与图象内容有关，需要选择不同的图象进行实验和统计。有两个指标可用于评判这种影响：(1) 表示分割算法收敛稳定性的收敛概率 (convergence probability)；(2) 辨识分割算法收敛一致性的扩散系统 (spread factor)。

用上述这两个指标对迭代阈值化进行评价时，先需要用所有可能的阈值对图象进行分割，然后对成功率进行统计。

5.1.5 目标计数一致性 (object count agreement)

设 S_n 为对一幅图象进行分割所得到的目标个数， T_n 为图中实际存在的目标个数，由于分割结果的不完善， S_n 和 T_n 有可能不同。它们之间的差异在一定程度上反映了分割算法性能的一个方面。利用概率的方法可借助这个差异定义一个称为目标计数一致性的测度来评价分割算法。还有一种借助这个差异来描述算法性能的指标叫做图象的分块数 (fragmentation, F)，其定义如下：

$$F = \frac{1}{1 + p|T_n - S_n|^q} \quad (5-4)$$

这里 p 和 q 均是尺度参数。

5.1.6 象素距离误差 (pixel distance error)

实际中的分割结果常常不是完善的，在这种情况下总有一些象素被错误的划分到它们实际中并不属于的区域。这些被错分的象素与它们本应该属于的正确区域的距离 (带有一定的空间信息) 也从一个角度反映了分割质量的好坏。人们已提出了若干个基于这个距离的测度来评价分割，一个常用的是优度函数 (figure of merit, FOM)：

$$FOM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{1 + p \times d^2(i)} \quad (5-5)$$

这里 N 是错分像素的个数, p 是一个比例系数, $d^2(i)$ 代表第 i 个错分像素与其正确位置的距离。与此相关联的一个测度是偏差的平均绝对值 (mean absolute value of the deviation, MAVD):

$$MAVD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |d_i| \quad (5-6)$$

另一个更早提出的测度叫做归一化距离测度 (normalized distance measure, NDM):

$$NDM = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N d^2(i)}}{A} \times 100\% \quad (5-7)$$

式中 N 和 $d^2(i)$ 同上, A 是图象的面积。

5.1.7 像素数量误差 (pixel number error)

对图象分割结果来说由于分割错误而产生的错分像素个数是一个重要的图象质量衡量指标。对此人们已提出了许多不同的加权方法借助这个误差以评判分割图象的质量。常见的有像素分类误差, 面积错分率, 分类误差, 正确分割的百分数, 噪声信号比, 归一化平方误差, 对称散度等。另外还有一种称为误差概率 (probability of error, PE), 当图象是由目标和背景两部分构成时 PE 可用下式计算:

$$PE = P(O) \times P(B|O) + P(B) \times P(O|B) \quad (5-8)$$

其中 $P(B|O)$ 是将目标错分为背景的概率, $P(O|B)$ 是将背景错分为目标的概率, $P(O)$ 和 $P(B)$ 分别是图象中目标和背景所占比例的先验概率。

对一些特定的分割算法, 算法得到的和使用的分割参数与分割后的像素数量误差有一定的对应关系, 此时像素数量误差也可借助参数误差来计算。

5.1.8 最终测量精度 (ultimate measurement accuracy)

图象分析中的一个基本问题就是要获得对图象中目标特征值的精确测量, 这是图象分析中分割和其他操作的最终目标。因为特征的测量是基于分割结果的, 所以其精确度直接取决于分割的质量。另一方面这个精度 (可称为最终测量精度 ultimate measurement accuracy, UMA) 也反映了分割图象的质量并可以用来评判算法的性能。从高层图象理解的角度看, 一幅分割图象的质量高低要看基于它做出的决策和基于原始图象做出的决策有多大区别, 这也是最终测量精度的本意所在。

5.2 最终测量精度评价准则及其性能研究

前面介绍的各个评价准则各有特点，也各有不足，每个评价准则常只能反映分割算法性能的一个方面，在很多情况下它们具有互补性，而不是相斥性。另外影响图象分割的因素很多，只用一个准则常不能评判算法的各方面特性，一般需要使用不同的准则来综合评判。这时既可分别应用不同准则，而把它们的结果结合起来考虑，也可先将若干准则组合起来构成一个联合测度。需要指出，虽然在综合评判方面已有一些尝试，但它们都还不够系统。如何把各种准则结合起来全面地进行评价还是一个重要的研究课题。

另外，上述各种评价方法的前提是每个准则本身确实有较好的评价性能。但目前提出的大多数准则还有两个共同的问题值得进一步探讨：（1）有些评价准则与某些分割算法所依据的准则相同，这样在评价算法的分割结果时会出现偏差。（2）有些评价准则中有一些需要经验地确定的参数，这些参数的设定常会引入主观性和随机性，从而使得评价的一致性受到影响。

根据对一些准则的比较，最终测量精度是一种较好的测度。最终测量精度是围绕图象分析的最终目标——获得对图象中目标特征值的精确测量而提出的，它通过对目标特征值的测量和计算，根据其所反映的分割质量而对分割算法的性能作出评判。实际中为了描述目标的不同性质可以在最终测量精度的计算中选用不同的目标特征，此时 UMA 可写成 UMA_f 。注意这实际上是以目标特征为参数的一组评价准则，它们都是基于目标特征实际值与测量值的差异来定义的。如用 R_f 代表从作为参考的图象中获得的原始特征量值，而 S_f 代表从分割后的图象中获得的实际特征量值，则它们的绝对差和相对差可分别由以下两式算得：

$$AUMA_f = |R_f - S_f| \quad (5-9)$$

$$RUMA_f = \frac{|R_f - S_f|}{R_f} \times 100\% \quad (5-10)$$

当用 $AUMA_f$ 和 $RUMA_f$ 的数值来对分割算法进行定量评价时，要注意 $AUMA_f$ 和 $RUMA_f$ 的值都反比于分割质量：它们的值越小说明分割质量越高或分割效果越好，即所用算法的性能越好。

为了描述同样的目标，在不同的实际应用中常使用不同的目标特征，这是因为不同的目标特征反映了目标的不同性质。当需要考虑目标各方面的性质时，它们还可以结合起来使用。从另一方面来说，各种特征不仅对目标的描述能力不同而且用于 UMA 中时其分割评价的能力也会不一样。为研究这个问题，可根据图 5-1 所示的框图进行实验以确定不同目标特征的评价能力。首先利用图象合成的方法

(见 5.3 节) 获得具有参考目标的分割试验图, 然后选取一定的分割算法对它们进行分割。通过控制算法参数可逐渐改变算法的性能, 从而得到一系列效果不同的实际分割图。这些图如果按照算法参数的变化排列, 一般会出现其分割效果呈现从坏到好又从好到坏的趋势, 这是因为当参数选取恰到好处时分割效果最好, 参数值过小过大都将导致分割效果变差。根据这些实际分割图系列可对各个目标特征进行测量, 再与参考目标的特征值比较就可以计算出 UMA_j 对应各个特征的值序列, 从而得到不同目标特征的相应评价结果。比较和分析这些评价结果就可以看出各个目标特征的评价能力。

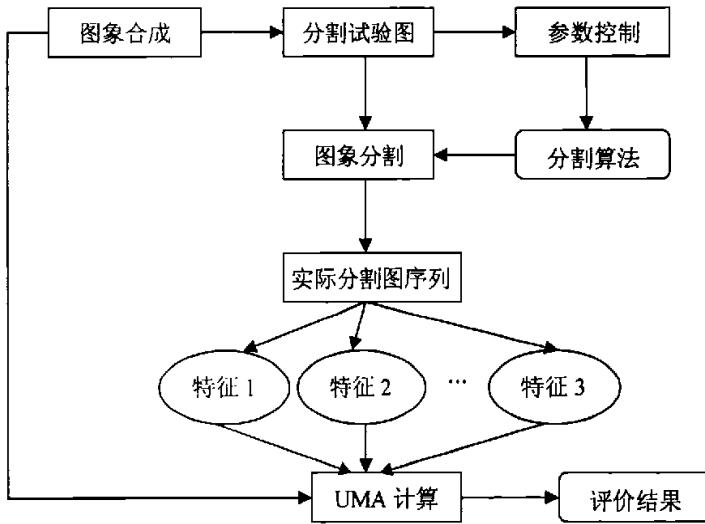


图 5-1 特征性能研究框图

5.3 分割算法评价框架

分割算法的评价框图见图 5-2, 下面将详细介绍各块的性能。

5.3.1 性能评价

它包括三个相关联的部分 (见图 5-3): (1) 特征选取: 根据分割目的选取相应的目标特征以进行评价, 同时相应的合成图也要据此产生; (2) UMA 计算: 利用从原始图和分割图得到的原始和实测特征值计算; (3) 性能描述: 将 UMA 计算结果与图象合成条件结合以给出评价结果。

5.3.2 图象合成

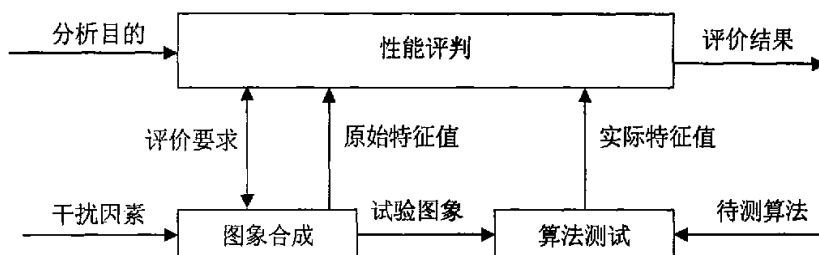


图 5-2 分割算法评价框架

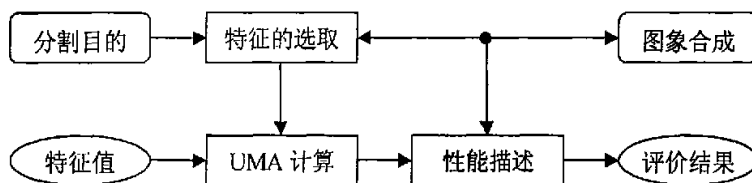


图 5-3 性能评价模块示意图

根据实验分割结果来评判分割算法需要采用合适的分割实验图。为了保证评价研究的客观性和通用性，可采用合成图象来测试分割算法和作为参考分割图。这样不仅客观性好，而且可重复性强，结果稳定。如用真实图则研究结果常受限于具体的应用，并且由于需要人工分割以得到参考图从而会在评价中引入主观偏差（即使采用综合多个人工分割的结果，这个问题也不能完全解决）。利用合成图象中重要的一点是产生的图象应能反映客观世界，这就需要把应用领域的知识结合进去。图象合成流程应可以调整以适应诸如图象内容的变化，各种获取图象的条件等实际情况。下面介绍的图象合成系统可以满足以上的要求，它包括四个相关的部分：（1）组建基本图：基本图可以根据实际应用领域的模型来建立，它将是生成一系列合成图的基础和起点；（2）目标调整：修改基本图中的目标以产生不同灰度、尺寸、数量、位置、……的目标，以模拟实际图象；有关目标的原始数据可输出给性能评价模块；（3）叠加干扰：通过模拟采集条件（也可实际采集）产生噪声、模糊等，并叠加到具有不同目标的图象中，从而逼近真实世界；（4）图象组合：按一定次序组合各种图象目标和干扰因素以最终获得接近于实际情况的试验图象。图象合成流程图见图 5-4。

5.3.3 算法测试

这是一个典型的图象分析模块，它包括两个前后连接的步骤：分割和测量。

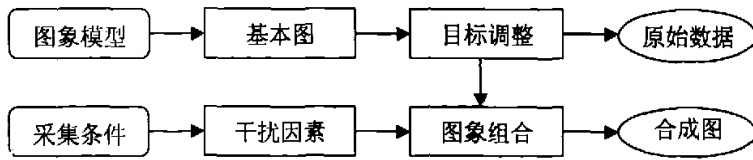


图 5-4 图象合成模块示意图

在分割阶段，将被测算法看作一个“黑盒子”，对它的输入是测试图，而得到的输出是分割图。在测量阶段，根据分割出来的目标对预先确定的特征进行测量就得到实际的目标特征值，然后将这些特征值输入“性能评判”模块以进行 *UMA* 计算。

5.3.4 小结

现有的许多评价方法有一些共同问题，包括：（1）它们都在没有充分考虑图象分析目的的情况下去研究分割，缺少实用性；（2）它们所用的性能评判准则多建立在主观质量的基础上，所以结果与观察者主观因素有关；（3）它们都只采用从特殊应用领域获取的实际图象以检验分割算法的性能，其结果并不具有普遍意义且不易推广。

概况说来，该框架较好地克服了以上问题。该框架满足了本章开始对分割评价提出的三个要求：所用算法测试模块满足了关于通用性的第一个要求，所用评价准则满足了定量客观的第二个要求；图象合成模块满足了试验图象通用且符合客观应用的第三个要求。

5.4 彩色图象分割评价框架设计

为了更全面的对比本文所提出的几种彩色图象分割算法的性能，根据前面介绍的分割算法评价框架，下面我们将详细讨论彩色图象分割的评价框架。

5.4.1 彩色图象的特征选取

彩色图象除了提供灰度（明度）信息外，还有色调和彩度。虽然彩色图象包含了很多的信息量，但是一个具体的彩色图象分割算法往往只能反映出彩色图象某些方面的特性。因此，为了分析彩色图象的特性，我们必须根据具体的算法，采用适合该算法的目标特征来对算法进行分析评价。

根据第三、四章的分析已经得出，模糊 *c*-均值和特征空间投影算法只考虑了颜色信息，并没有考虑时-空信息；直方图多阈值及融合算法不仅考虑了颜色信息，也考虑了时-空信息；基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法考虑了颜色

和空间信息。

另外，由于实际的彩色图象反映了不同的场景以及不同的获取途径，因此，目标特征的选取不仅要考虑具体算法，还得考虑实际彩色图象的场景和获取途径。

基于上述结论，我们选用的特征为目标面积。因为目标面积既反映了彩色图象的空间信息，也反映了颜色信息，同时兼顾了实际彩色图象的场景和获取途径。

5.4.2 彩色图象模型合成

根据选定的目标特征，本文合成了两组试验图。采用图 5-5 作为基本图，采用相同的黑色背景。第一组试验图可称为目标尺寸组，见图 5-6。这组图可用来研究分割效果与目标尺寸和图象信噪比之间的关系。图中沿垂直方向目标尺寸改变，沿水平方向图象的信噪比改变。不同尺寸的目标是靠改变基本图的分辨率来实现的，从上到下七行图中目标的尺寸分别为整图的 100%，25%，20%，15%，10%，5%，2.5%，编号为 1 号到 7 号。噪声采用迭加零均值高斯噪声来得到，四列图从左到右的方差分别为 0.05，0.04，0.02，0.01。由于高斯噪声是一种随机噪声，所以需要一系列的样本进行统计研究才能得出较准确的结果。为此，对每一次实验都产生十个独立的噪声样本图以获得十个试验图，而在实验时用分别对十幅图得到的结果之平均作为最终实验值。



图 5-5 'house.jpg' 图象

第二组试验图可称为图象采集组，见图 5-7。这组图用来模拟图象采集过程的情况，是把有目标的图先模糊（可认为是由于图象采集镜头的有限孔径而产生的）再加上采集噪声而得到的。模糊的效果可以采用各种滤波器产生，本文采用高斯低通滤波器。不同的模糊程度可以靠改变实现滤波器功能的模块来得到。这里分别使用了 1×1 ， 3×3 ， 5×5 ， 9×9 四种模块，从左到右各列编号为 1 号到 4 号，它们对应的高斯分布标准方差分别是 0.1，0.6，1 和 2。为了消除目标尺寸对分割的影响，这里保持各图中的目标尺寸不变，即都与基本图中一致。噪声的效果采用与上一组图相同的方法产生，即从上至下的噪声方差分别为 0.05，0.04，0.02，0.01。同样，仍取十幅图得到的结果之平均作为最终实验值。

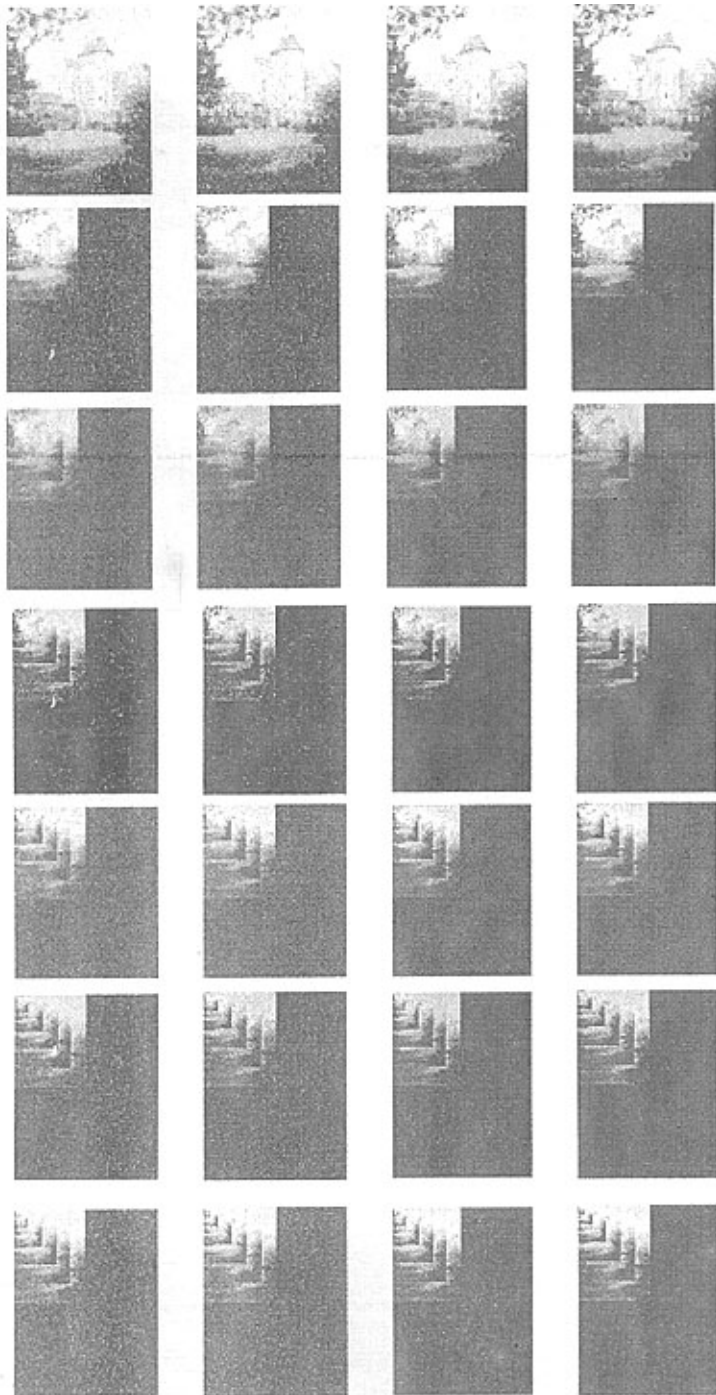


图 5-6 目标尺寸组试验图

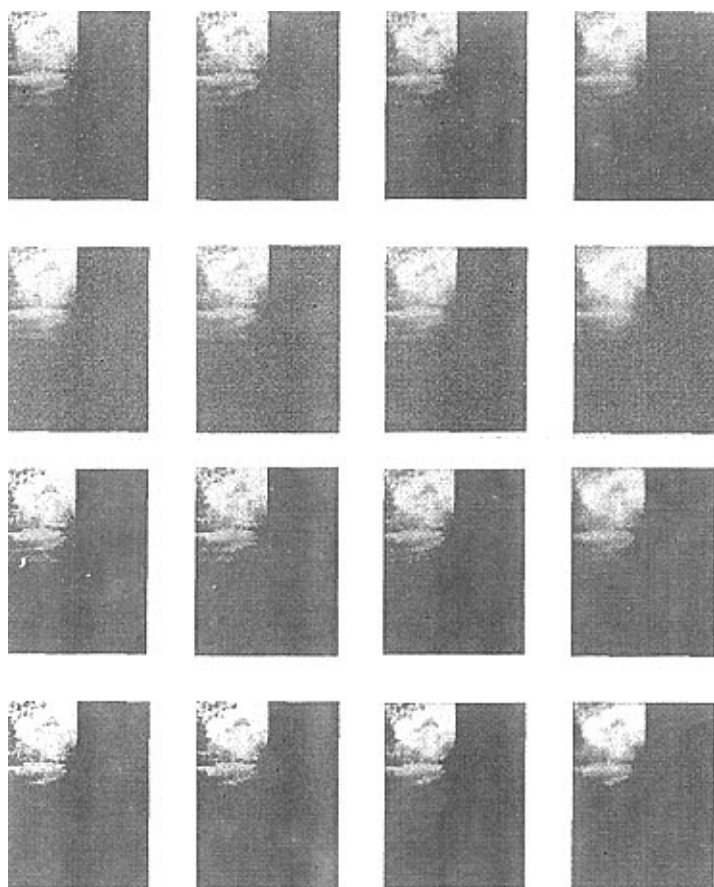


图 5-7 目标采集组试验图

5.4.3 分割图测试

采用模糊 c -均值和特征空间投影算法、直方图多阈值及融合算法和基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法分别对上述两组试验图进行分割。根据分割后的目标图，以目标面积作为特征，按式 (5-10) 计算 $RUMA_f$ 值，利用 $RUMA_f$ 值测量目标尺寸、噪声以及模糊等对分割的影响。通过对两组实验模型进行仿真，得出了如下的测试结果：随着图象目标尺寸减小、噪声增强、模糊程度加深，三种算法的分割效果均变差了，但变差的程度随算法不同而异。模糊 c -均值和特征空间投影算法适用于噪声、模糊程度较小以及目标尺寸较大的场合；直方图多阈值及融合算法对噪声以及目标尺寸不敏感，因此适用于分割有噪声以及目标尺寸

较小的图形；在目标尺寸较大时，与其他两种算法相比，二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法受噪声和模糊程度影响最小，因此适用于分割有噪声以及模糊的图象，即基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法对采集条件具有最强的鲁棒性。详细的仿真过程及结论可见第四章。

第六章 结束语

图象分割技术在图象工程中占据重要地位，它是计算机视觉和图象理解的最基本问题，其分割结果关键性地决定图象处理系统高层模块的性能。虽然目前在众多的文献中已提出了数以千计的分割算法，但都是针对特定的图象模型。要成功分割一幅图象，往往需要把各种技术结合起来，但是分割的效果越好，往往也带来了计算量大，算法复杂的缺点。多尺度分割是一种重要的图象分割技术，而小波变换恰好具有多尺度特性。基于以上原因，本文在对彩色图象分割的相关理论和方法进行全面、系统的研究基础上，提出了一种基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法，并根据彩色图象分割评价框架构造的模型对其进行了深入的研究。本文的主要结论与创新之处包括：

1. 对常用的两类彩色图象分割方法（即基于直方图和聚类的方法）中的两个具体算法进行了分析，即模糊 c -均值和特征空间投影算法、直方图多阈值及融合算法。并对分割结果进行分析比较，从算法本身分析了其结果的优缺点。通过仿真实验表明，模糊 c -均值和特征空间投影算法以及直方图多阈值及融合算法都能较好的分割彩色图象，但是二者的算法复杂度都较高，计算时间较长。

2. 针对模糊 c -均值和特征空间投影算法、直方图多阈值及融合算法的算法复杂度高以及计算时间较长的缺点，提出了一种基于二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法。仿真实验表明，该方法不仅能较好的进行图象分割，而且能降低算法的复杂度和计算时间，也较好的反映了图象的空间和颜色信息。

3. 基于现有的彩色图象分割方法既不存在一种能适用于所有图象类型的分割方法，也不存在所有的分割算法都能很好适宜的一种特殊场合。为了更客观的评价算法的性能，讨论了彩色图象分割评价框架，并根据该框架设计了两组彩色图象实验模型。

4. 通过对两组实验模型进行仿真，得出了如下的结论：模糊 c -均值和特征空间投影算法适用于噪声、模糊程度较小以及目标尺寸较大的场合；直方图多阈值及融合算法对噪声以及目标尺寸不敏感，因此适用于分割有噪声以及目标尺寸较小的图形；在目标尺寸较大时，与其他两种算法相比，二维小波的直方图多阈值彩色图象分割算法受噪声和模糊程度影响最小，因此适用于分割有噪声以及模糊的图象，即二维小波直方图多阈值彩色图象分割算法对采集条件具有最强的鲁棒性。

5. 用 MATLAB 语言对用分割评价框架建立的两组实验模型以及其他图象进行仿真, 对文中算法的分割结果进行了验证和分析。

如上所述, 本文系统地研究了彩色图象分割的相关问题, 并提出了一种新的彩色图象分割算法, 从而进一步丰富了彩色图象的分割方法。尽管本文对上述有关问题进行了较系统, 深入的研究, 也得到了有意义的结论, 但纵观整个选题所涉及的内容, 仍有不少问题有待进一步的深入研究:

1. 基于二维小波的直方图多阈值方法虽然减少了计算的复杂程度, 也反映了颜色和空间信息, 但是估计出的峰值数量会影响分割质量, 因此可以考虑与其它理论相结合改善分割效果。

2. 文中所讨论的分割算法虽然都能在一定程度上取得较好的分割效果, 但是, 在实时领域他们的运行时间都太长, 为了增强他们的应用价值, 可以考虑与图象压缩方法相结合。

3. 文中所讨论的分割算法都没有考虑不同的彩色空间对分割造成的影响问题, 因此如何把分割策略与彩色空间相结合, 有待进一步研究。

4. 用来验证算法有效性的分割评价方法还需进一步研究。

5. 对小波变换在彩色图象分割的其它方面的合理应用, 有待继续研究。

参考文献

- [1] 章毓晋.图象分割.北京:科学出版社,2001
- [2] 章毓晋.图象工程(上册)—图象处理和分析.北京:清华大学出版社,1999
- [3] 盛爱兰,李舜酩.小波分析及其应用的研究现状和发展趋势.淄博学院学报(自然科学与工程版),2001,No.4
- [4] 郭国栋,妈颂德.彩色图象分割.中国图象图形学报,1998,No.11
- [5] Mallat S,Zhong S.Characterization of Signals from Multiscale Edges.IEEE Trans on PAMI,1992,14(7):710~732
- [6] 夏良正.数字图象处理.东南大学出版社,1999
- [7] 潘晨.阈值分割与颜色聚类相结合的色度学图象分割方法.计算机应用研究,2001,No.12
- [8] 潘晨,顾峰.基于3D直方图的彩色图象分割方法.中国图象图形学报,2002,No.8
- [9] 张笃振,李一民.基于遗传算法的彩色图象分割.昆明理工大学学报,2003,No.4
- [10] Jiann-Der Lee,Jau-Yien Lee,Yu-Lin Hsiao.A wavelet-based Approach to Detect Bladder Tumor in color images. IEEE TENCON,1999, Vol.1:597~600
- [11] Colantoni P,Laget B.Color image segmentation using region adjacency graphs.IEEE Trans. on image processing and its applications,1997,Vol.2:698~702
- [12] 陈武凡.小波分析及其在图象处理中的应用.北京:科学出版社,2002
- [13] Lee J H,Chang B H,Kim S D. Comparison of color transformations for image segmentation. IEE Electronics Letters,1994,30(20):1660~1661
- [14] Michael W,William B,John C.An experimental Comparison of RGB,YIQ,LAB,HSV and Opponent Color Models, ACM Transactions on Graphics, 1987,2(6):123~158
- [15] Ciyama T,Arbib M A.Color image segmentation using competitive learning. IEEE-PAMI,1994,No.16:1197~1206
- [16] Kurugollu F,Sankur B,Harmanci A E. Color image segmentation using histogram multithresholding and fusion.Image and Vision Computing ,2001,No.19: 915~928.
- [17] Lucchese L ,Mitra S K.Advances in color image segmentation.Global Telecommunications Conference,1999,Vol.4:2038~2044
- [18] 袁野,仲崇权,秦绪佳.小波变换在三维医学图象分割中的应用.小型微型计算机系统,2003,6(24)
- [19] Garcia C, Zikos G, Tziritas G.Face detection in color images using wavelet packet analysis.IEEE Trans. On Multimedia computing and systems,1999(1):703~708

- [20] Yanjiang W,Baozong Y.Human eyes location using wavelet and neural network.WCCC-ICSP 2000.5th Internation conference on Signal Processing Proceedings,2000(2):1233~1236
- [21] 彭玉华.小波变换与工程应用.科学出版社,2000
- [22] 冯象初,甘小冰,宋国乡.数值泛函与小波理论.西安电子科技大学出版社,2003
- [23] 王玲.多小波理论及其在图像处理中的应用研究[博士学位论文].西安:西安电子科技大学,2000,6
- [24] Jar-ferr Yang,Shu-Sheng Hao,Pau-Choo Chung.Color image segmentation using fuzzy C-means and eigenspace projections.Signal Processing ,2002,Vol.82:461-472
- [25] Shiji A,Hamada N.Color image segmentation method using watershed algorithm and contour information..Image Processing,1999.ICIP 99.Proceedings.1999,Vol.4:305~309
- [26] Gao J,Kosaka A,Kak A.Interactive color image segmentation editor driven by active contour model. Image Processing,1999.ICIP 99.Proceedings.1999,Vol.3:245~249
- [27] Koonty W,Narenda P M,Fukunya F.A graph-theoretic approach to nonparametric cluster analysis.IEEE Trans. On Computer,1976,Vol.25:936~944
- [28] Bajcsy R,Lee S W,Leonardis A.Color image segmentation with detection of highlights and local illumination induced by inter-reflections, Pattern Recognition, 1990. Proceedings., 10th International Conference on.1990,Vol.1:785~790
- [29] Mallat S, A theory of multiresolution signal decomposition:The wavelet representation, IEEE Trans.Pattern Anal.Mach.Intel.vol.11,July 89
- [30] Pal N R,Bezdek J C.On cluster validity for the fuzzy c-means model.IEEE Trans,Fuzzy Systems,1995, Vol.3,No.4:370~ 379
- [31] 李兵兵,李飞鹏,胡征.小波分解图像数据的矢量量化.西安电子科技大学学报,1994,No.3
- [32] 胡昌华,张军波等.基于MATLAB的系统分析与设计——小波分析.西安电子科技大学出版社,1999
- [33] 徐飞,施晓红等.MATLAB应用图象处理.西安电子科技大学出版社,2002

致 谢

在论文完稿之际，由衷地感谢导师张正纲教授的悉心指导和热心关怀，张老师严谨的治学作风、踏实的科研态度和渊博的知识极大地感染着我，使我终身受益；同时感谢电子科技大学老师的支持。我在学习期间的每一点进步都倾注着各位老师的大量心血，在此，对所有给予我关心和帮助的老师、同学、朋友及我的家人致以深深的谢意！

附录 A 小波常用的数学名词

1. Banach 空间

若赋范线性空间按距离 $\rho(x, y) = \|x - y\|$ 是完备的, 则称它为 Banach 空间。

2. 无条件基

设 B 为 Banach 空间, 称 $\{\varphi_j\}$ 为 B 的无条件基, 是指对任意的 $f \in B$, 存在唯一的 α_j , 使得 $f = \sum_j \alpha_j \varphi_j$, 且级数 $\sum_j \alpha_j \varphi_j$ 无条件收敛 (即与项的排列次序无关)。

3. Riesz 基

称 $\{e_j\}$ 为 Banach 空间 B 的 Riesz 基, 如果 $\{e_j\}$ 满足以下两个条件: (1) 对任意的 $f \in B$, 存在唯一的 α_j , 使 $f = \sum_j \alpha_j e_j$; (2) 存在 $c_2 > c_1 > 0$, 使得对任意 α_j , 有

$$c_1 \left(\sum_j |\alpha_j|^2 \right)^{1/2} \leq \left\| \sum_j \alpha_j e_j \right\|_B \leq c_2 \left(\sum_j |\alpha_j|^2 \right)^{1/2} \quad (\text{A-1})$$

则在 Hilbert 空间中, 可以证明无条件基与 Riesz 基是等价的。

4. 框架

定义 Hilbert 空间 H 中的函数族 $(\varphi_j)_{j \in J}$ 称为一个框架, 如果存在 $A > 0$, $B < \infty$, 使得对所有的 $f \in H$, 有

$$A \|f\|^2 \leq \sum_{j \in J} |\langle f, \varphi_j \rangle|^2 \leq B \|f\|^2 \quad (\text{A-2})$$

其中, A 和 B 分别称为框架下界和框架上界。特别地, 若 $A = B$, 则称该框架为紧框架, A 或 B 为框架边界。

一般来讲, 框架甚至是紧框架都不是正交基, 因为 φ_j 不是线性独立的。框架和正交基之间有如下联系:

定理 如果 $(\varphi_j)_{j \in J}$ 是一个紧框架, 框架边界 $A = B = 1$; 并且对所有 $j \in J$, 有 $\|\varphi_j\| = 1$, 那么 $(\varphi_j)_{j \in J}$ 构成一组规范正交基。

5. 正交性

设 $\varphi(x) \in L^2(R)$, 若函数系 $\{\varphi(x - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 满足

$$\langle \varphi(x-k), \varphi(x-l) \rangle = \begin{cases} 1 & k=l \\ 0 & k \neq l \end{cases} \quad (\text{A-3})$$

则称函数系 $\{\varphi(x-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 为规范正交系。在 $L^2(\mathbb{R})$ 中，当规范正交系完全时，则可称为规范正交基。

6. Lipschitz 正则性

如果存在一个常数 $K > 0$ 和一个 $m = [\alpha]$ (上确界) 阶的多项式 p_v ，使得 $\forall t \in \mathbb{R}$ ，有

$$|f(t) - p_v(t)| \leq K|t - v|^m \quad (\text{A-4})$$

则称函数 $f(x)$ 在 v 点处具有 Lipschitz 指数 $\alpha \geq 0$ 。如果对所有的 $v \in [a, b]$ ，式 (A-4) 都成立，其中 K 与 v 无关，则 $f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上具有一致的 Lipschitz 指数 α ，并称 $f(x)$ 具有 Lipschitz 正则性，其正则性阶数定义为 α 的上确界。正则性在数学上表现为小波基的可微性或光滑性。

7. 消失矩

对于小波函数 $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ ，如果它满足

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^r \psi(x) dx = 0 \quad r = 0, 1, \dots, R-1 \quad (\text{A-5})$$

则称 $\psi(x)$ 具有 R 阶消失矩。从数值计算的角度看，消失矩的作用体现在压缩矩阵上，高的消失矩可使矩阵变得更加稀疏。

8. 紧支性

若函数 $\varphi(t)$ 在区间 $[a, b]$ 外恒为零，则称该函数在这个区间上紧支，称 $[a, b]$ 为 φ 的支集， $[a, b]$ 越小，支集越小，具有该性质的小波称为紧支撑小波，简称紧支小波。紧支撑是小波的重要性质，也是“小波”这个名词的由来。支集越小的波，局部化能力越强。紧支小波不需作人为截断，应用精度高。

9. 对称性

设 $\varphi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ ，若 $\varphi(a+t) = \varphi(a-t)$ 称 $\varphi(t)$ 具有对称性。若 $\varphi(a+t) = -\varphi(a-t)$ ，称 $\varphi(t)$ 具有反对称。对称或反对称的尺度函数和小波函数是非常重要的，可以构造紧支的小波基，使其具有线性相位，这在图象处理中是非常重要的。

个人简历、在学期间的研究成果及发表的学术论文

- **个人简历**

姓名：李晓卉

出生日期：1978年4月13日

学习经历：

1997.9~2001.7 成都西华大学电气信息学院学习，获工学学士学位

- **研究生期间参加的研究项目**

1. 掌上型电能表现场校验仪的设计
2. 基于小波理论的彩色图象分割方法的研究